

Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

치열 교정을 위한 딥러닝 기반 치아 분할

Department of AI and Big Data, SCH

20211464 민현식

minun001@gmail.com

Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

INDEX

1. 서론
2. 레이어(Layered) Unet
3. 학습용 치아 이미지 데이터셋과 손실함수
4. 시뮬레이션 결과
5. 결론

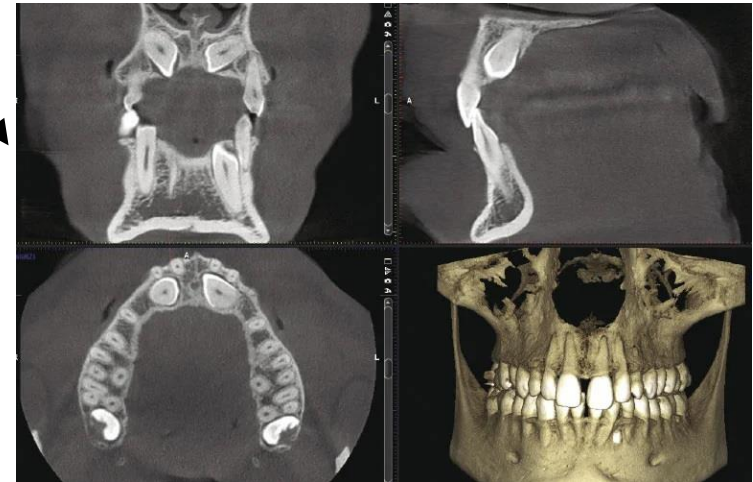
Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

1. 서론

1. 치과에서 교정은 치과의사의 경험에 많이 의존하는 분야로 치료의 질이 의사에 의해 많은 영향을 받게 된다.
2. 기존에는 X-ray 등 2D 진단 도구를 이용하여 각도와 길이 등을 측정하고 교정장치는 평균적인 장치를 사용하여 치료의 일관성이 부족 하였다.
3. 근래에는 CBCT 3D 모델에 의한 정밀한 진단과 각 환자에서 치아들이 들어갈 수 있는 골격의 공간 볼륨을 측정한 후 검증된 기준선을 근거하여 각 환자의 주어진 골격 안에 치아를 심미적이고 기능적으로 재배열한다.
4. 이 배열을 근거로 개인에 최적화된 교정장치들을 제작하여 사용함으로써 치료의 질을 높이고 일관성 있는 치료 결과를 얻는 것에 도움을 줄 수 있다.



X-ray 등 2D 진단 도구



CBCT 3D 모델

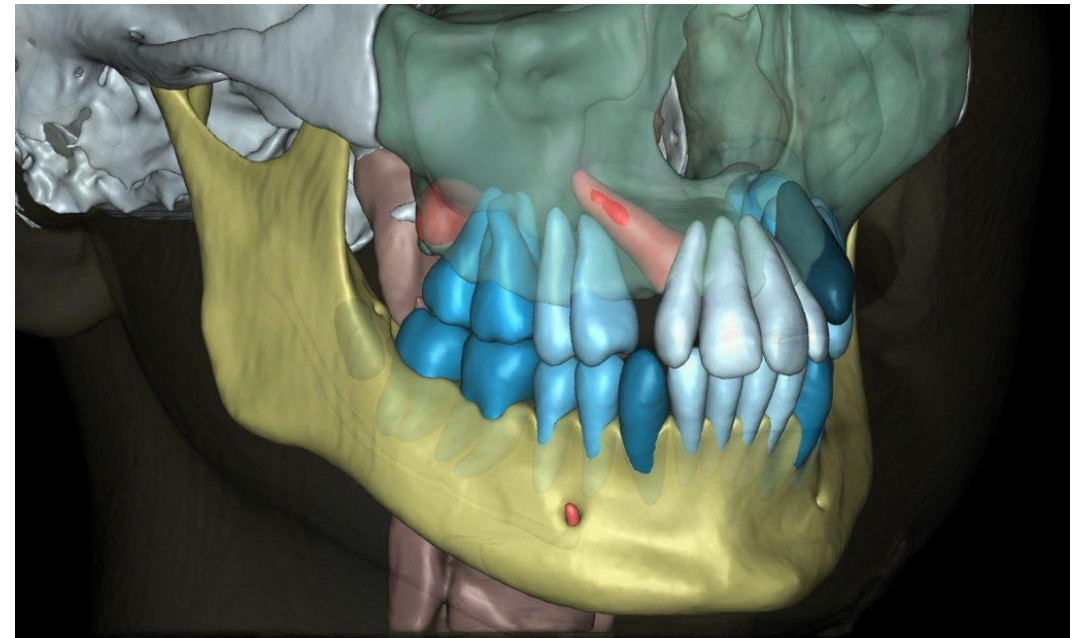
Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

1. 서론

5. 치아 CT에서 치아 뿌리까지 자동으로 분할하면 교정의 정확성을 높일 수 있다. 현재 상용화된 AI 기반 소프트웨어는 상단 크라운만 움직일 뿐 치근은 어디로 움직이는지 정확하게 알 수 없다.

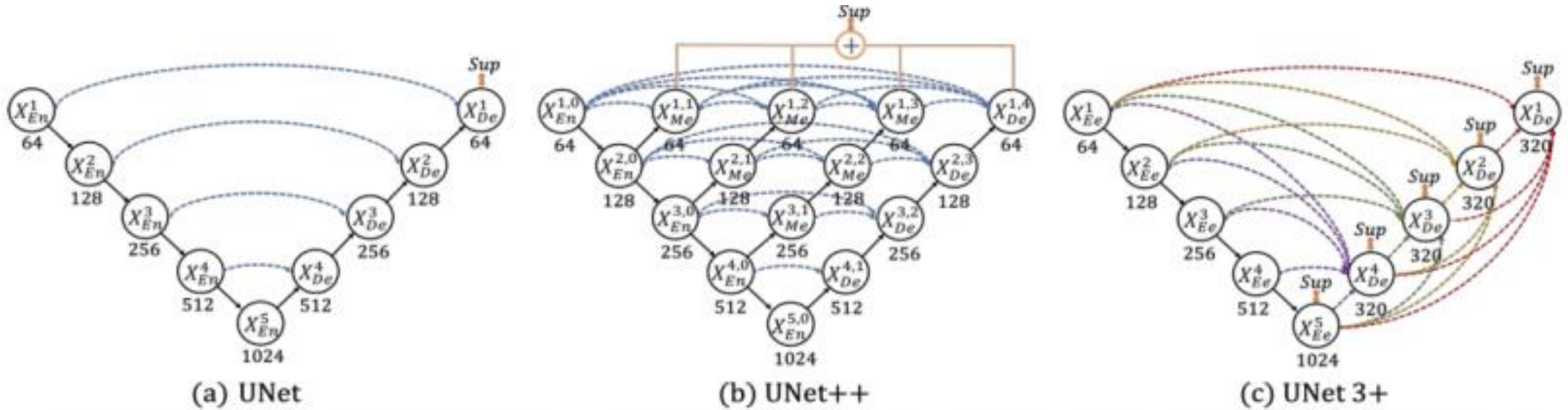
6. 치과 교정 치료에 사용되는 3D CBCT 영상에서 UNet 계열의 딥러닝을 사용하여 치아를 분할하고 성능을 향상하기 위해 스킵 연결(skip connection)을 새로 설계한 레이어(Layered) UNet 모델을 제안한다.

7. 제안된 Unet 모델은 Unet의 기본 구조에 기초하여 UNet++와 UNet3+에서 성능을 향상 시키도록 설계된 스킵 연결 구조를 결합하였다.



Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

2. 레이어(Layered) Unet



Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

2. 레이어(Layered) Unet

레이어 U-Net의 특징

- 1. 다양한 깊이별 구조:** U-Net3+를 다양한 깊이별로 구성하고, 이전 깊이에서 얻은 동일 레벨의 블록들을 결합합니다.
- 2. 상호 연결과 내부 연결:** 인코더와 디코더 간의 상호 연결은 장기의 경계를 강조하며, 디코더 간의 내부 연결은 장기의 위치 정보를 가져옵니다.
- 3. 중첩된 합성곱 블록:** U-Net++에서 제안한 중첩된 합성곱 블록을 사용합니다.
- 4. 심층 감독:** 총 8개 노드에 대해 심층 감독을 사용하여 학습하며, 회색으로 표시된 블록이 심층 학습에 사용됩니다.
- 5. 합성곱 연산의 최적화:** 합성곱 블록에서 합성곱이 1 또는 2회 연산되어 파라미터의 수를 줄입니다.

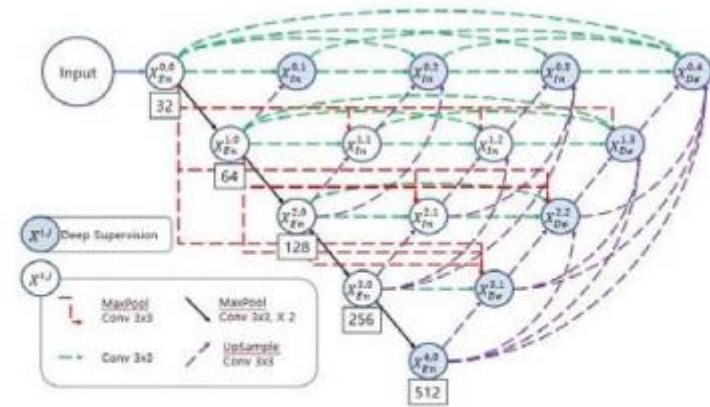


그림 3 제안된 레이어 UNet 모델

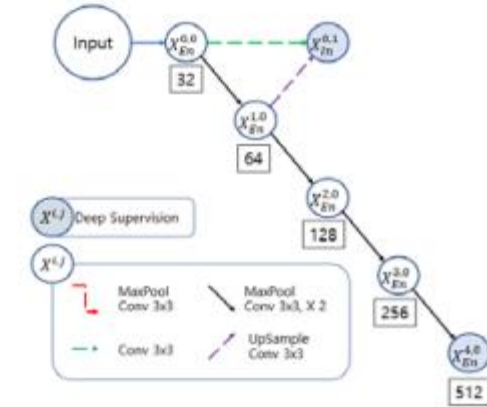
Fig. 3 Proposed Layered UNet Model

Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

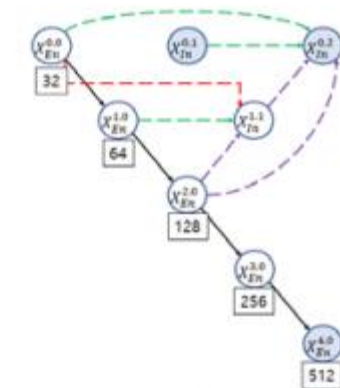
2. 레이어(Layered) Unet

레이어 U-Net의 장점

- **다양한 스케일 정보의 통합:** 전체 스케일에서 미세한 세부 정보와 거친 의미 정보를 통합하여 분할의 정확도를 높입니다.
- **의미론적 간극의 축소:** 인코더와 디코더의 하위 네트워크의 특징맵 사이의 의미론적 간극을 줄입니다.
- **성능 향상:** 기존의 U-Net 모델과 비교하여 치아 분할의 성능을 향상시킬 수 있습니다.



(a) 깊이 2(depth 2)



(b) 깊이 3(depth 3)

그림 4 깊이 2, 3 레이어 구축 과정

Fig. 4 Building process of layers of depth 2, 3

Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

3. 학습용 치아 이미지 데이터셋과 손실함수

데이터 세트

- **학습용 데이터:** 환자 2명의 CBCT 데이터를 사용, 총 560개의 슬라이스 이미지 중 448장을 학습용으로 사용.
- **검증용 데이터:** 학습용 데이터에서 나머지 112장을 검증용으로 사용.
- **시험용 데이터:** 환자 3의 CBCT 데이터를 사용, 총 150장의 슬라이스 이미지를 시험용으로 사용.

모델 파라미터

- **U-Net 깊이:** 5
- **초기 특징맵 수:** 32 (다음 수준의 깊이로 가면서 2배씩 증가)
- **입력 이미지 크기:** 400×400
- **손실 함수:** Focal loss와 IoU (Intersection over Union) Loss의 혼합
 - **Focal loss:** 부류 불균형이 심한 경우에 주로 사용됨. 영역 분할에서 배경 영역이 훨씬 넓어서 부류 불균형 문제가 발생할 수 있음. (Unet 모델을 학습하기 위해 사용되는 평가 지표)
 - **IoU Loss:** 두 영역의 교차영역을 합영역으로 나눈 값으로, 객체 검출의 정확도 평가에 사용됨. 예측된 경계 상자와 실제 참값 경계 상자의 IoU를 해당 경계 상자의 정확도로 간주, IoU값이 클수록 물체가 잘 검출되고 있다고 판단

Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

3. 학습용 치아 이미지 데이터셋과 손실함수

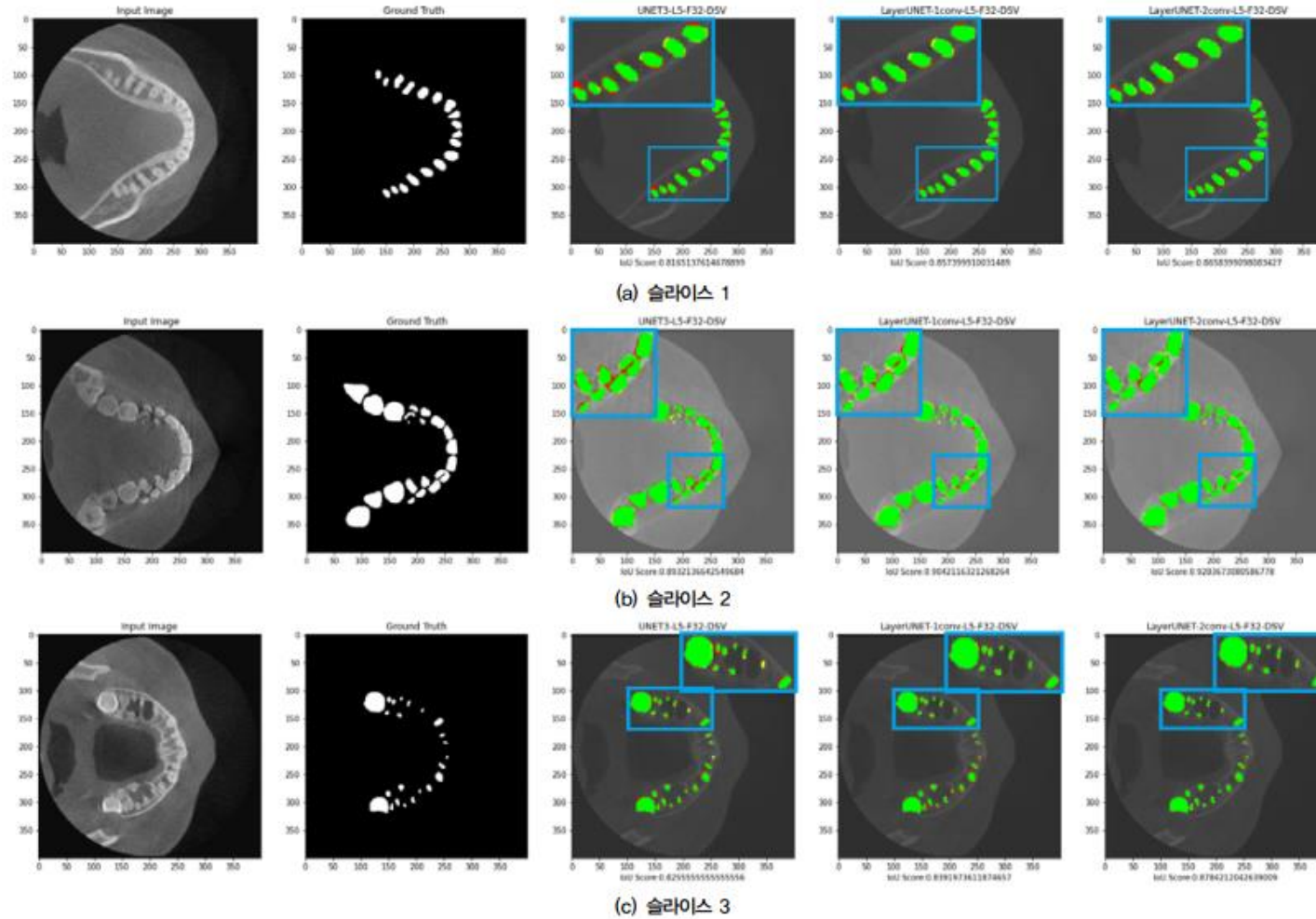


그림 6 각 UNet 모델의 환자 1과 2의 치아 분할 결과(학습용 데이터)
Fig. 6 Results of teeth segmentation of patient 1 & 2 by UNet Models(Training data)

Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

4. 시뮬레이션 결과

- 모델 성능 비교:** 제안된 레이어 U-Net 모델은 UNet3+와 비교하여 더 우수한 성능을 보였습니다.
- 합성곱 연산:** 레이어 U-Net 모델에서 2개의 컨벌루션 연산을 사용한 모델이 가장 우수한 성능을 보였습니다.
- 심층 감독의 효과:** 심층 감독(DSV)을 사용한 모델이 심층 감독을 하지 않은 경우보다 더 좋은 결과를 보였습니다.
- 파라미터 수:** 레이어 U-Net(2conv)이 가장 많은 파라미터 수를 가지고 있었습니다.

질적 비교

- 그림 6:** 환자 1과 2의 치아 이미지 분할 결과의 질적 비교를 제시하며, 제안된 레이어 U-Net 모델이 더 우수한 결과를 보임.
- 그림 7:** 환자 3의 치아 이미지 분할 결과의 질적 비교를 제시하며, 제안된 레이어 U-Net 모델이 UNet3+ DSV보다 더 정확한 분할을 제공함.
- 분할 결과:** TP(True Positive), FP(False Positive), FN(False Negative)로 표시된 영역을 통해 분할 결과의 정확도를 비교할 수 있음.

표 2 시뮬레이션 결과

Table 2 Results of Simulation

| Result Model | Train | Validation | Test | Parameter (mil.) |
|------------------------|--------|------------|--------|------------------|
| UNet3+ | 0.8399 | 0.7973 | 0.6877 | 7.6 |
| UNet3+ DSV | 0.8848 | 0.8415 | 0.7406 | 7.6 |
| Layer UNet | 0.8765 | 0.8240 | 0.7222 | 8.4 |
| Layer UNet DSV (1conv) | 0.9091 | 0.8479 | 0.7744 | 8.4 |
| Layer UNet DSV (2conv) | 0.9177 | 0.8500 | 0.7888 | 10.0 |

Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning

5. 결론

주요 특징

1. **새로운 구조:** 제안된 레이어 U-Net 모델은 UNet3+의 상호 연결 및 내부 연결과 UNet++의 중첩된 합성곱 블록을 모두 활용합니다.
2. **합성곱 연산:** 합성곱 블록에서 합성곱 연산을 1회 또는 2회 사용하여 학습되는 파라미터의 수를 줄입니다.
3. **심층 감독:** 총 8개 노드에 대해 심층 감독을 사용하여 성능을 향상시킵니다.

성능 및 결과

- 제안된 레이어 U-Net 모델은 기존의 UNet 3+보다 우수한 분할 결과를 제공하며, 적은 수의 이미지 데이터를 사용하여도 높은 정확도를 보입니다.
- 합성곱을 2회 연산한 레이어 U-Net 모델은 손실함수 값이 0.92 (학습용), 0.85 (검증용), 0.79 (시험용)로 가장 우수한 성능을 보였습니다.

의미 및 향후 연구 방향

- **치과 교정 치료의 효율성:** 치아 분할 결과를 치과 교정 치료에 활용하면 기존 방법보다 더 효율적인 치료가 가능할 것으로 예상됩니다.
- **향후 연구:** 다양한 교정 치료 환자 사례를 대상으로 학습을 확장하고, 개별 치아별로 분할하는 연구가 필요합니다.

Thank You

Teeth Segmentation for Orthodontic based on Deep Learning
치열 교정을 위한 딥러닝 기반 치아 분할

Department of AI and Big Data, SCH
20211464 민현식
minun001@gmail.com