

www.mi2rl.co

Surgical planning using Graph-CNN

김준식

Convergence Medicine/Radiology,
University of Ulsan College of Medicine
Asan Medical Center



울산대학교
UNIVERSITY OF ULSAN



서울아산병원
Asan Medical Center

Jun Sik Kim

junsik9612@gmail.com

010-5109-5686

Seoul

EDUCATION

- M.S.c, Asan Medical Institute of Convergence Science and Technology (2021 -)
- B.S., Seoil University (2015 - 2021)

RESEARCH INTEREST

- Graph Neural Network
- Data Science

RESEARCH EXPERIENCE

- Screen Normal Chest Radiograph
- Dental surgical movement amount prediction

WORK EXPERIENCE

- Asan Medical Center (2021 -)

양악/편악 수술에 의한 치아/경조직 이동량 예측

Motivation

양악 수술이란???

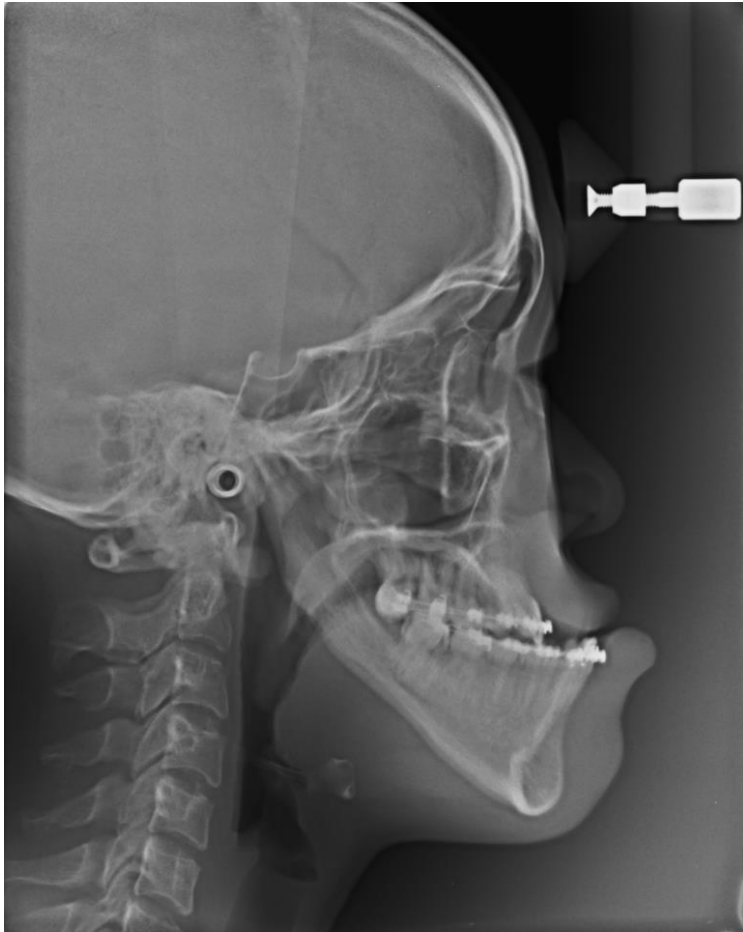
양악수술이란, **상악과 하악을 동시에 수술**한다고 해서 붙여진 이름으로, 한 쪽 턱만 수술하는 것을 편악수술, 위·아래를 함께 수술하는 것을 양악수술이라고 한다.

양악수술의 목적은 기형적인 상·하악의 위치를 바로 잡아 **교정 치료만으로 치료되지 않는 부정교합의 개선**과 비정상적인 얼굴의 생김새를 개선하는 과정.

수술을 통해 정상 교합을 안정적으로 얻을 수 있고, 안모 개선으로 인한 심미적인 효과도 함께 얻을 수 있습니다.

Motivation

양악수술이 필요한 상황



Motivation

교정과에서 교정 및 양악수술의 절차

교정과 에서 환자의 치료 단계를 아래와 같이 정의합니다.

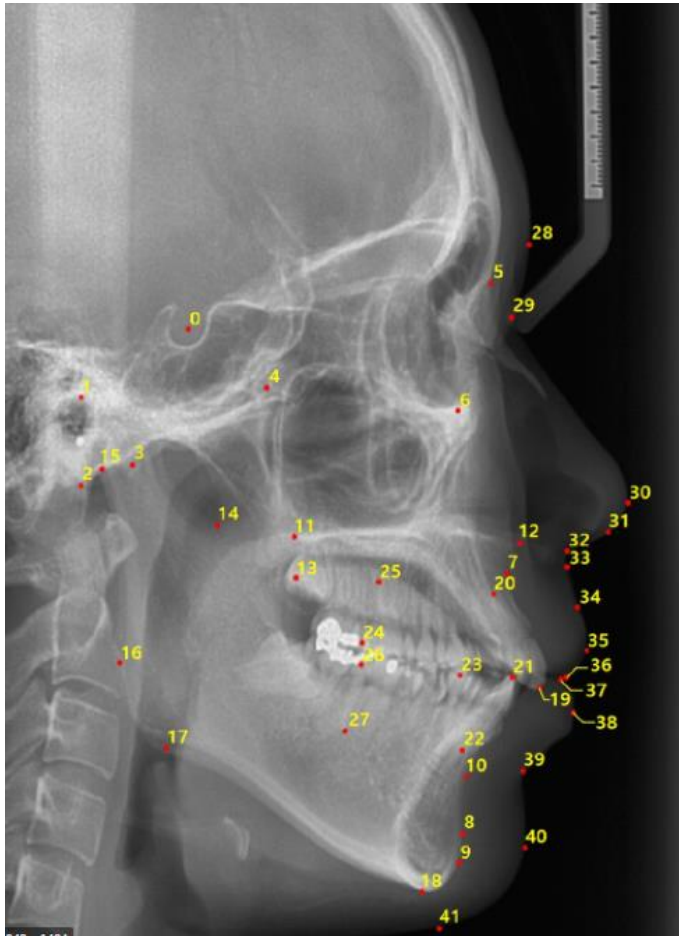
우선 환자상태에 따라 A, B, PRE, POST 로 분류 합니다.

1. A -> PRE 는 교정 단계 (치아 이동)
2. PRE -> POST 는 편악/양악 수술 단계 (골격, 치아 이동)
3. POST -> B 는 회복단계 (연조직 변화)

A -> PRE -> POST -> B 순서

Dataset

Lat Ceph x-ray



1. 8/12 bit x-ray image
2. 평균적으로 3k x 2k 크기의 영상(기관별로 상이)
3. 총 42개의 계측점 레이블 보유(경조직 28, 연조직 14)

Dataset

다기관 Pre-Post pair data

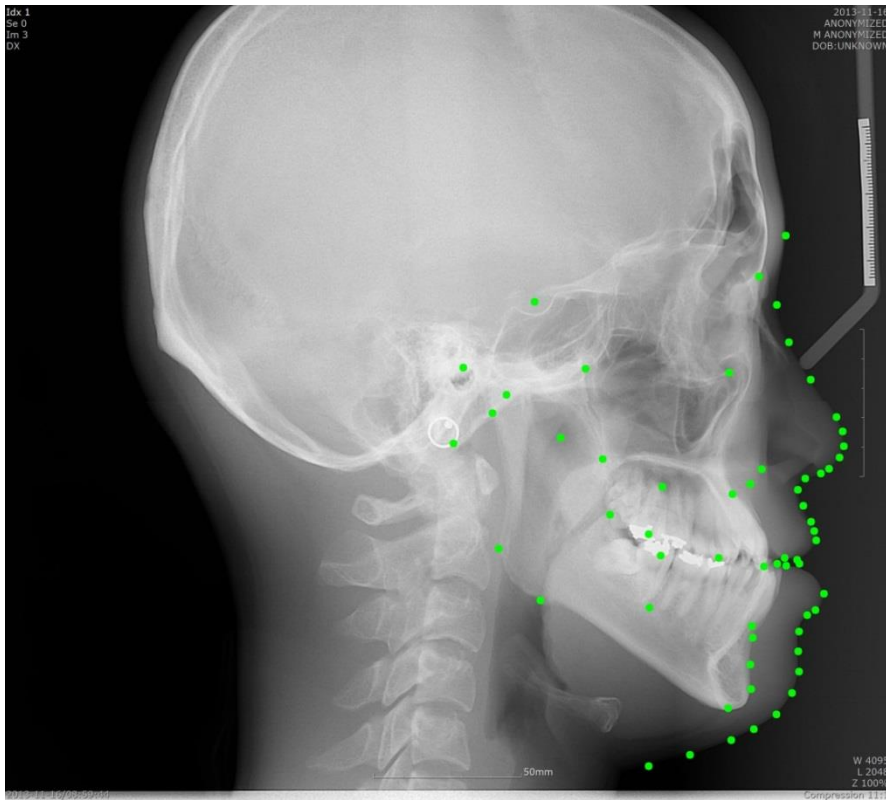
기관	NumOfData(pre-post)
A	31
B	49
C	30
D	16
E	30
F	183
G	20
H	369
I	39

Train	Valid/Test	Total
567	100/100	767

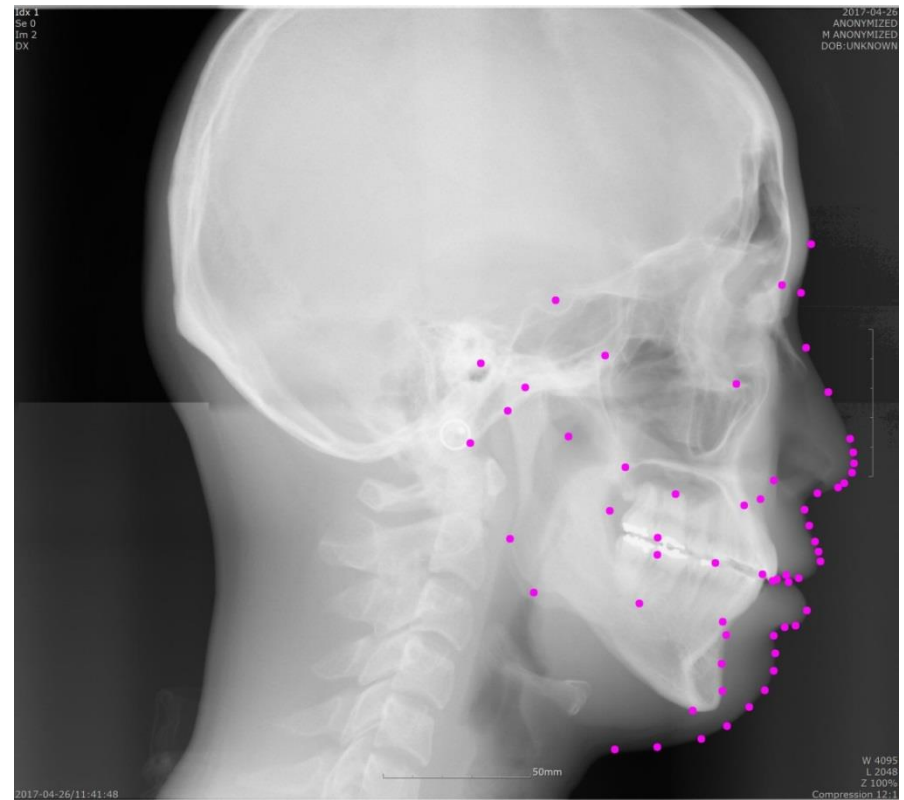
01

전처리

정확한 이동량을 얻기 위한 전처리 작업 필요
: 기간 변동 및 성장



Pre_Image

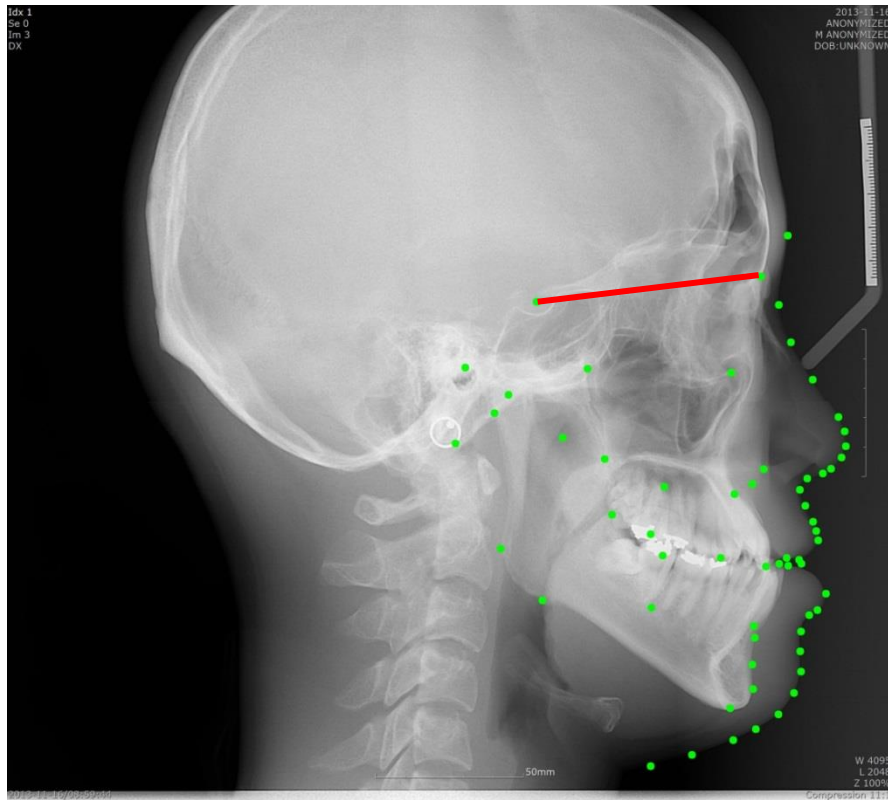


Post_Image

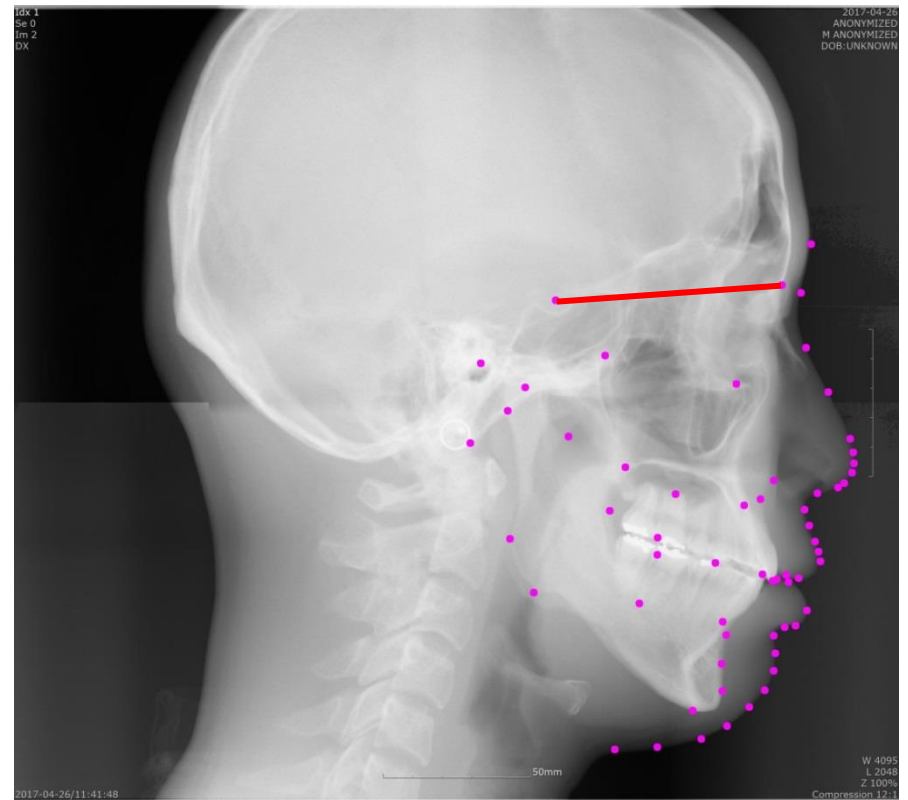
01

전처리

Sella / Nasion 을 이용하여 정합



Pre_Image

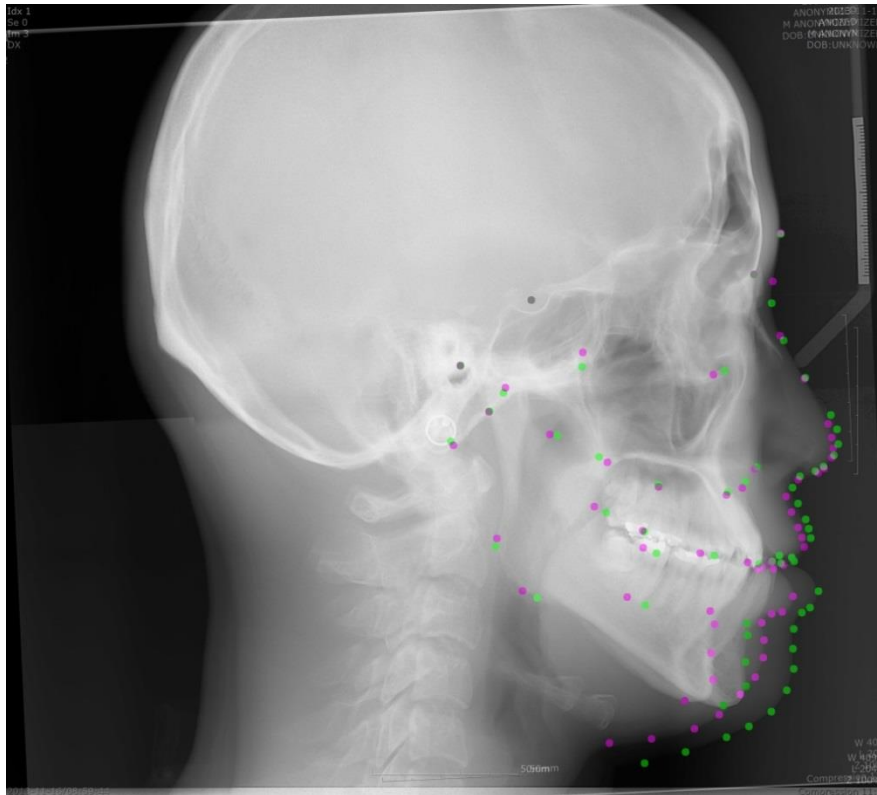


Post_Image

01

전처리

정합 후 이동량 정보 추출



계측점 선택

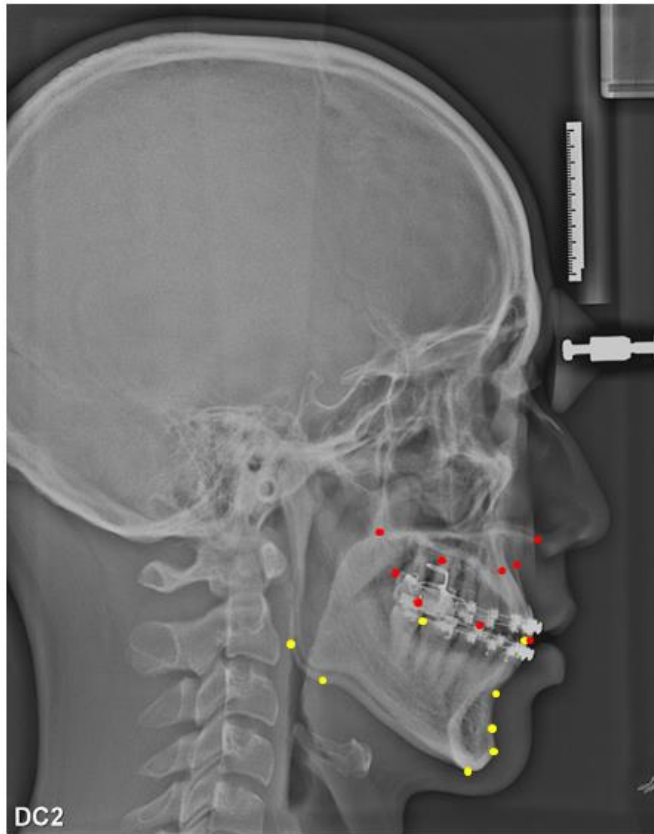
42개의 계측점 이동량을 모두
예측하는것은 어렵습니다...



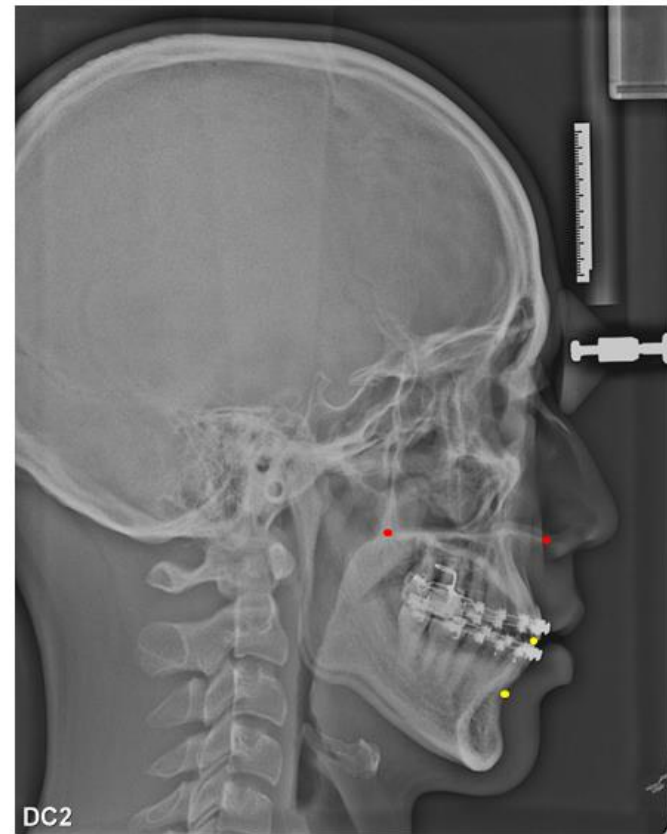
계측점 선택 및 통계량

Landmark 선택

수술 계획에 사용되는 4개의 계측점 선택



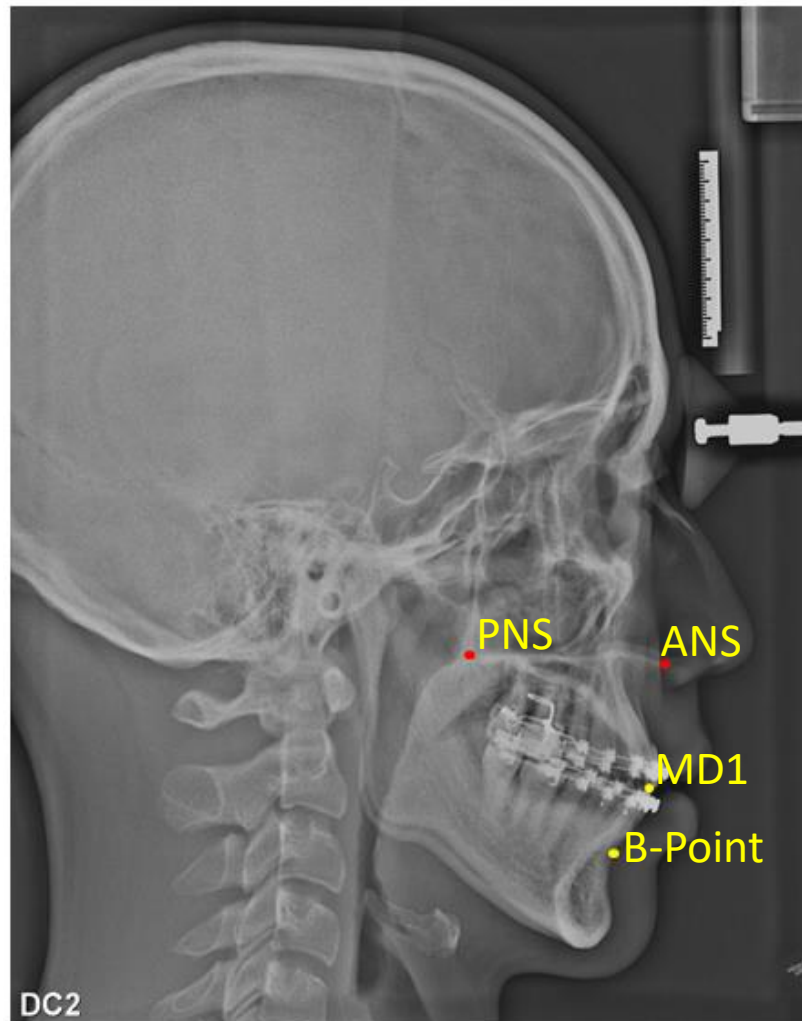
실제 수술로 인해 이동하는 계측점들



교정의가 진단에 사용하는 계측점들

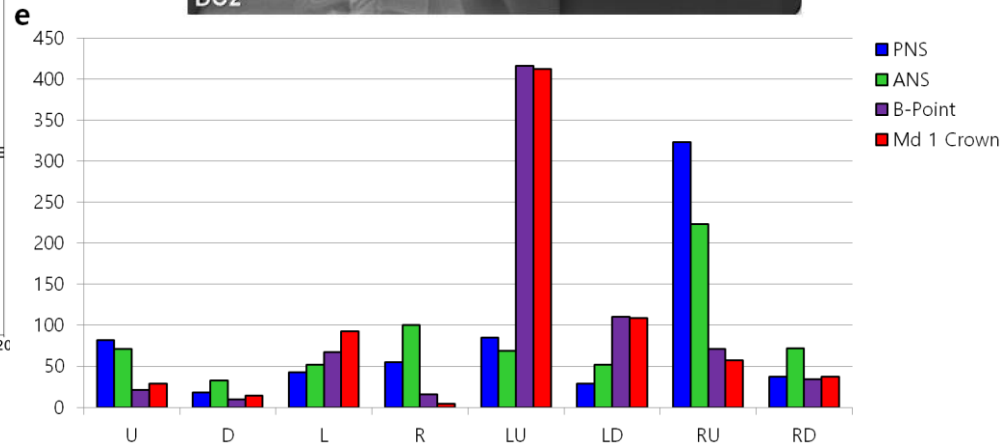
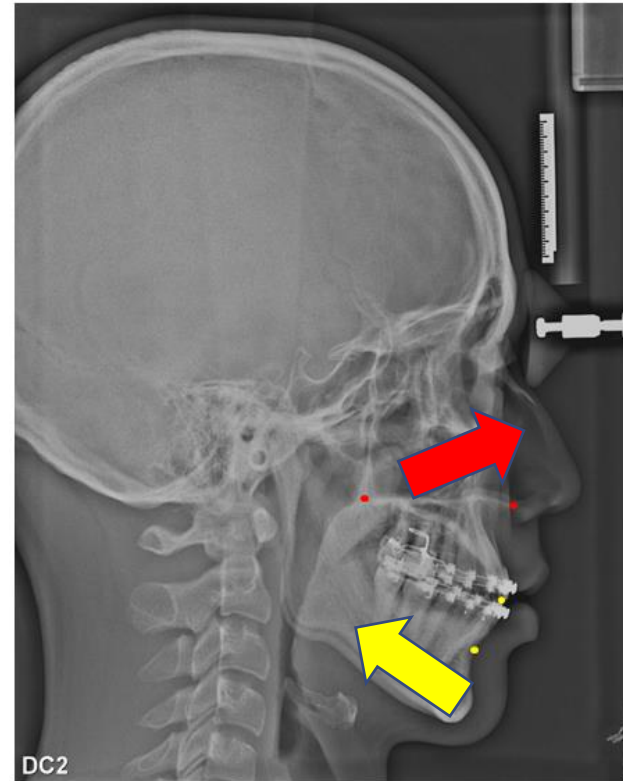
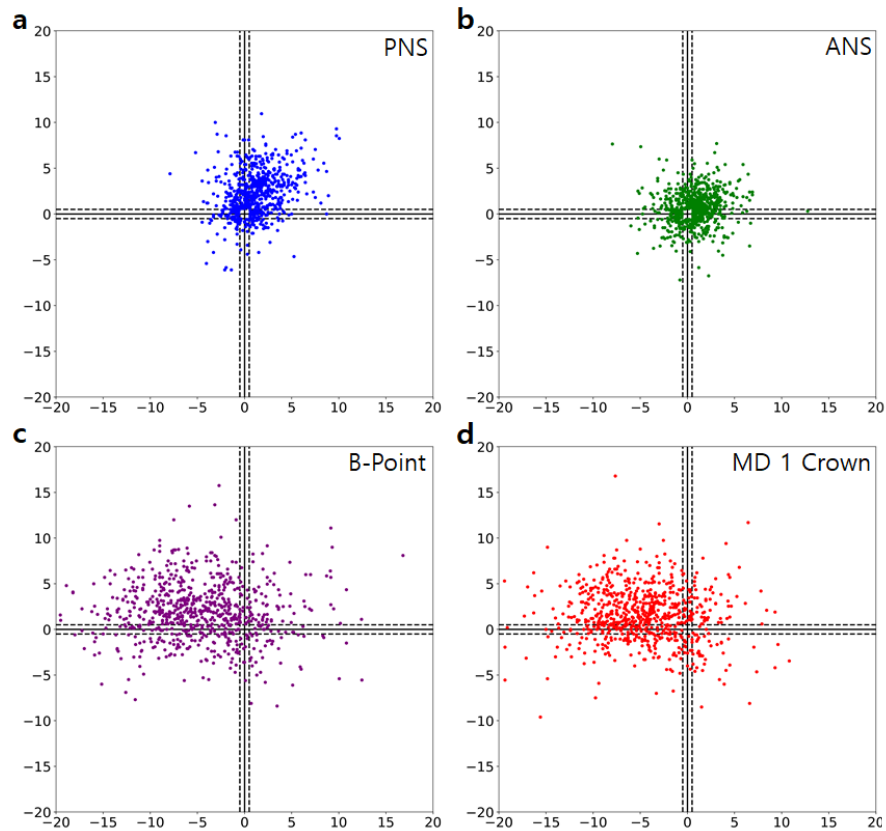
Landmark 선택

수술 계획에 사용되는 4개의 계측점 선택



이동량 분포

4개의 계측점들이 이동하는 방향 및 거리 분포



이동량 분포

4개의 계측점들이 이동하는 방향의 누적 분포

%	5mm	10mm	15mm	15mm 이상
PNS	79	98	100	100
ANS	93	100	100	100
B-Point	42	85	96	100
Md 1 Crown	46	85	98	100

실험 시작!



울산대학교
UNIVERSITY OF ULSAN

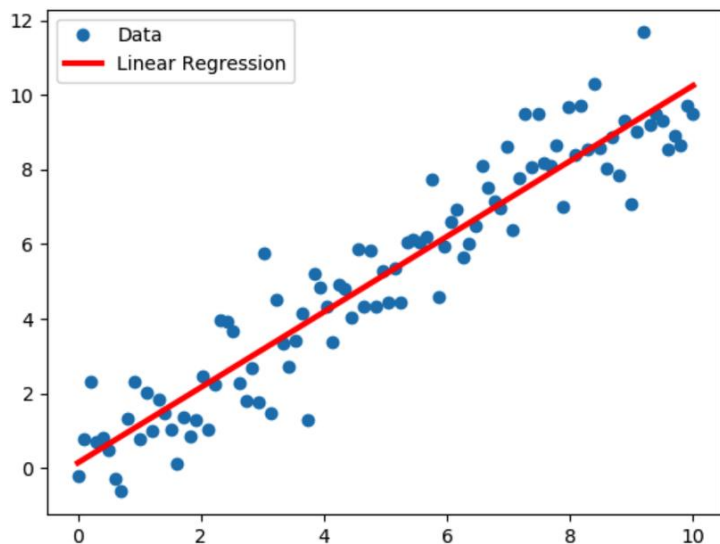


서울아산병원
Asan Medical Center

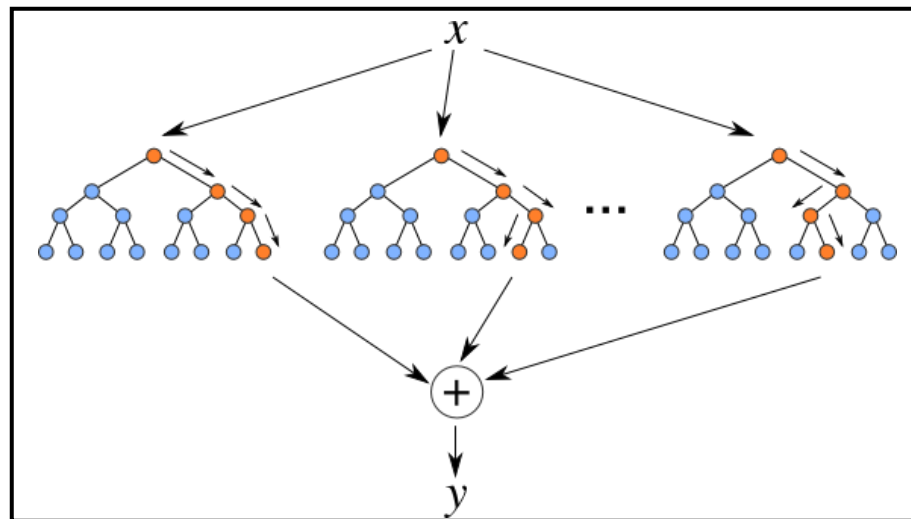
실험 결과

회귀 분석 및 머신러닝을 이용한 실험

- 각 landmark의 좌표를 이용하여 학습을 진행



Linear Regression Model



Random Forest Regression Model

결과가 좋지 못하였습니다....



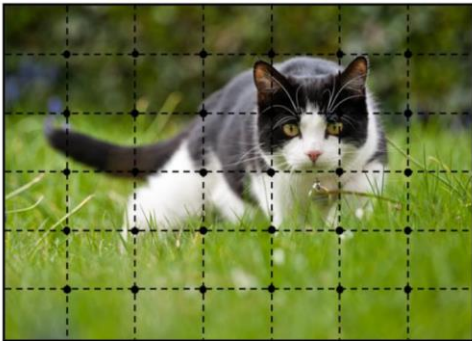
계측점들간의 관계를 고려하여
학습할수 없을까???

실제로 수술계획에는 각 계측점 마다 위치 관계를 고려하여 결정합니다!

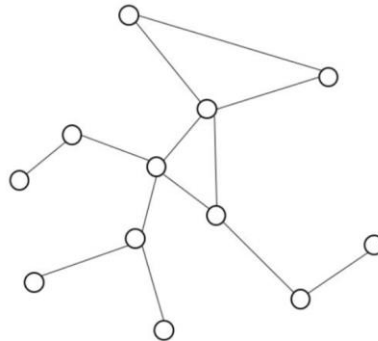


What is Graph??

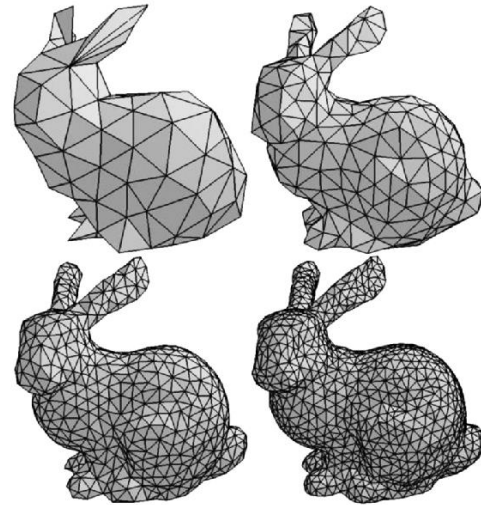
데이터 간의 관계를 고려하여 학습한다!! -GNN



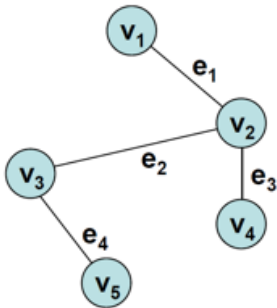
Euclidean space



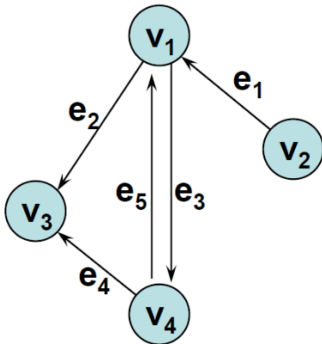
Non-Euclidean space



What is Graph??



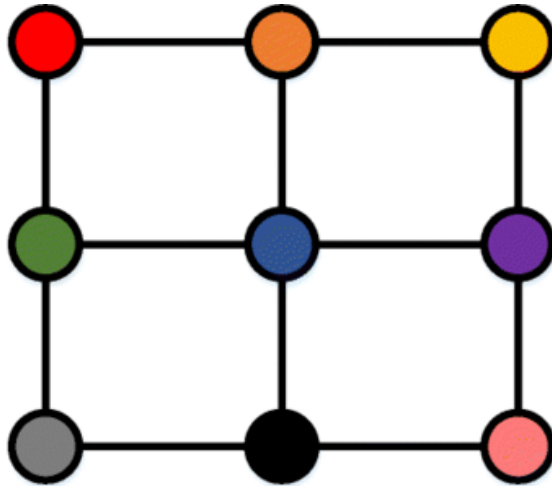
- $G = (V, E)$
- $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5\}$
- $E = \{e_1, e_2, e_3, e_4\}$
- $e_{ij} = e_{ji} = (v_i, v_j)$



- $G = (V, E)$
- $V = \{v_1, v_2, v_3, v_4\}$
- $E = \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5\}$
- $e_{ij} = (v_i, v_j)$
- $e_{ji} = (v_j, v_i)$

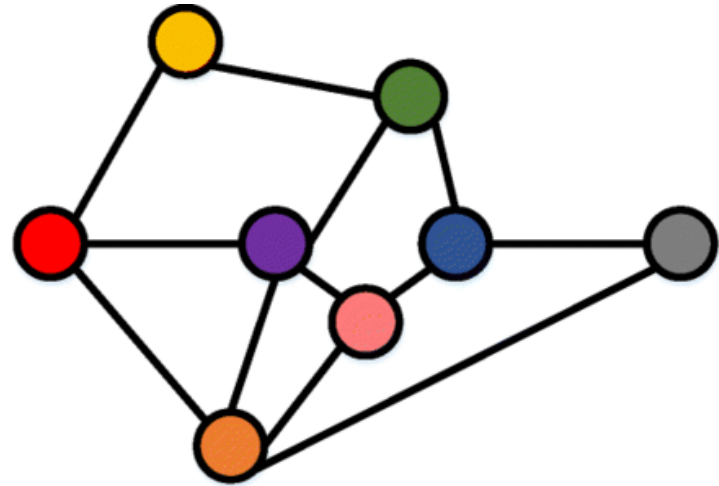
Graph Convolution Network???

What is Graph??



CNN

In Euclidean Space



GNN

In Non-Euclidean Space

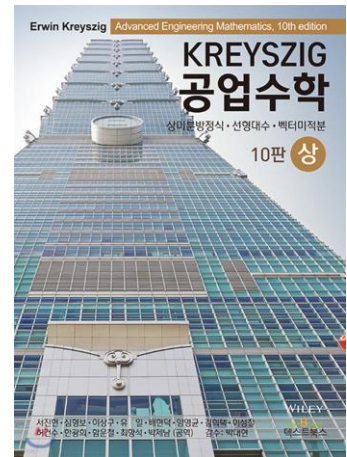
Graph data는 cnn 연산이 불가능 합니다!

이걸 어떻게 해결할까???

->Fourier / Laplace



학부시절 배웠던 공업수학을 잘 떠올려 봅시다!



울산대학교
UNIVERSITY OF ULSAN



서울아산병원
Asan Medical Center

What is Graph??

Laplace transform

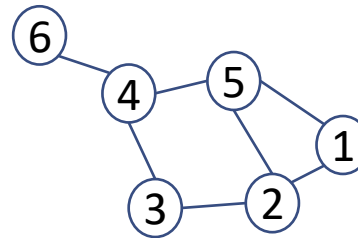
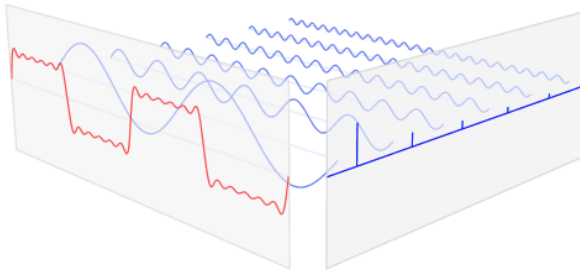
$$f(t) = e^{at} \Rightarrow \mathcal{L}(f) = \frac{1}{s-a}$$

$$g(t) = 1 \Rightarrow \mathcal{L}(g) = \frac{1}{s}$$

$$(f * g)(t) = \int_0^t e^{a\tau} \cdot 1 \, d\tau = \frac{1}{a}(e^{at} - 1)$$

$$\begin{aligned}\mathcal{L}\{f * g\} &= \mathcal{L}\left\{\frac{1}{a}(e^{at} - 1)\right\} \\ &= \frac{1}{a} \left(\frac{1}{s-a} - \frac{1}{s} \right) \\ &= \frac{1}{a} \left(\frac{a}{(s-a)s} \right) \\ &= \frac{1}{s-a} \cdot \frac{1}{s} \\ &= \mathcal{L}(f)\mathcal{L}(g)\end{aligned}$$

What is Graph??

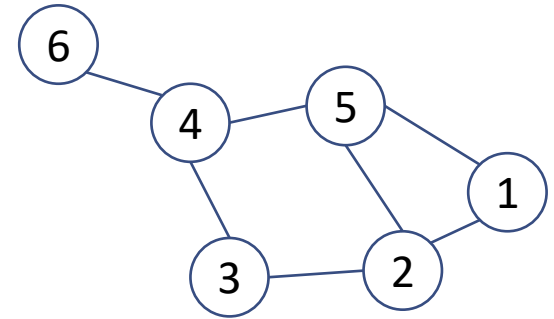


- 어떤 신호(빨간색)이 들어 왔을 때 Fourier transform을 통해 여러 개의 신호(파란색)로 분리
- 왼쪽 축인 time domain(시간축에 대해 정의된 신호인 경우)에서 오른쪽 축인 frequency domain으로 변환

$$\mathcal{F}\{f\}(v) = \int_{\mathbb{R}} f(x) e^{-2j\pi vx} dx$$

$$\mathcal{F}^{-1}\{f\}(x) = \int_{\mathbb{R}} f(v) e^{2j\pi vx} dv$$

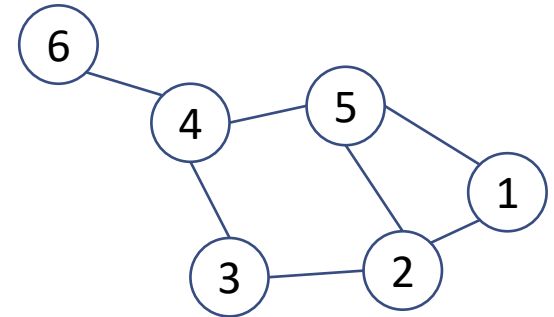
What is Graph??



$$\begin{aligned}
 \mathcal{F}\{f * g\}(v) &= \mathcal{F}\{h\}(v) \\
 &= \int_{\mathbb{R}} h(z) e^{-2j\pi zv} dz \\
 &= \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} f(x) g(z - x) e^{-2j\pi vz} dx dz \\
 &= \int_{\mathbb{R}} f(x) \left(\int_{\mathbb{R}} g(z - x) e^{-2j\pi vz} dz \right) dx, \text{ let } u = z - x \\
 &= \int_{\mathbb{R}} f(x) \left(\int_{\mathbb{R}} g(u) e^{-2j\pi v(u+x)} du \right) dx \\
 &= \int_{\mathbb{R}} f(x) e^{-2j\pi vx} dx \int_{\mathbb{R}} g(u) e^{-2j\pi vu} du
 \end{aligned}$$

$$f * g = \mathcal{F}^{-1}\{\mathcal{F}\{f\} \cdot \mathcal{F}\{g\}\}$$

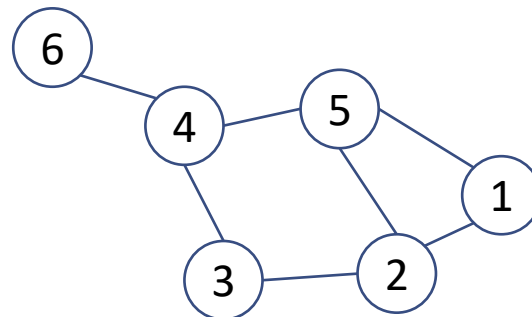
What is Graph??



$$\begin{aligned}
 \mathcal{F}\{f * g\}(v) &= \mathcal{F}\{h\}(v) \\
 &= \int_{\mathbb{R}} h(z) e^{-2j\pi zv} dz \\
 &= \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} f(x) g(z - x) e^{-2j\pi vz} dx dz \\
 &= \int_{\mathbb{R}} f(x) \left(\int_{\mathbb{R}} g(z - x) e^{-2j\pi vz} dz \right) dx, \text{ let } u = z - x \\
 &= \int_{\mathbb{R}} f(x) \left(\int_{\mathbb{R}} g(u) e^{-2j\pi v(u+x)} du \right) dx \\
 &= \int_{\mathbb{R}} f(x) e^{-2j\pi vx} dx \int_{\mathbb{R}} g(u) e^{-2j\pi vu} du
 \end{aligned}$$

$$f * g = \mathcal{F}^{-1}\{\mathcal{F}\{f\} \cdot \mathcal{F}\{g\}\}$$

What is Graph??



Why Fourier transform???

-> 그래프의 인접행렬을 통해 직교 기저와 계수를 얻을수 있음!

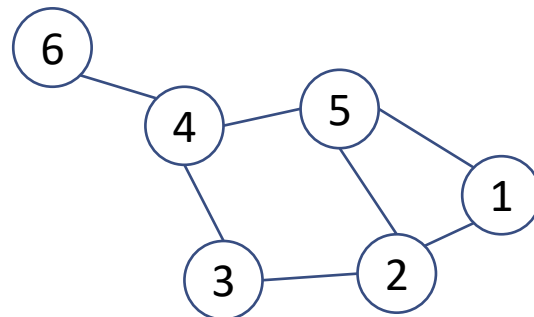
Laplacian Matrix

라플라시안 행렬은 인접행렬에 해당 노드의 차수 정보를 추가한 행렬, 인접 여부는 -1로 표현

$$L^{original} = D - A, D_{ii} = degree(i)$$

$$L_{ii}^{original} = degree(i), L_{ij}^{original} = -A_{ij} (i \neq j)$$

What is Graph??



Normalized Graph Laplacian Matrix

라플라시안 행렬을 normalize 시켜준 행렬

$$L = I - D^{-\frac{1}{2}} A D^{-\frac{1}{2}}$$

기존 라플라시안 행렬에서 각 차수를 나타내던 (i, i) 값이 1이 되고, 나머지 인접행렬 값이 차수에 대해서 normalize 시켜준 행렬이 됨.

$$L_{ii} = 1, L_{ij(i \neq j)} = -A_{ij} / \sqrt{\text{degree}(i) \text{degree}(j)}$$

normalize 된 라플라시안 행렬은 다음과 같이 분해

$$L = U \Lambda U^T, U = [u_0, u_1, \dots, u_{n-1}] \in R^{n \times n}, \Lambda_{ii} = \lambda_i, \Lambda_{ij(i \neq j)} = 0$$

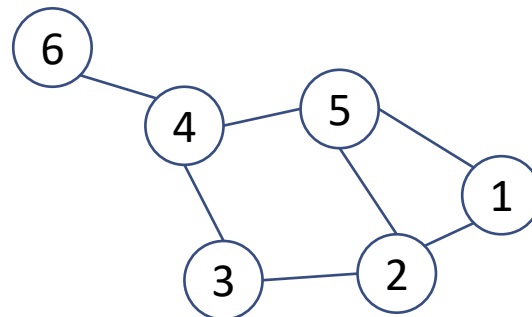
normalized graph Laplacian matrix 의 고유벡터는 서로 직교함.

$$U^T U = I$$

최종적으로 normalized graph Laplacian matrix인 L 과, 여기에서 얻을 수 있는 U 가 바로 spectral-based convolutional GNN 을 구하기 위해 사용

What is Graph??

그래프에서...



$$\mathcal{F}\{x\} = \mathcal{U}^T x = \hat{x}, \quad \mathcal{F}^{-1}\{x\} = \mathcal{U}\hat{x} = x$$

$$x * g = \mathcal{F}^{-1}\{\mathcal{F}\{x\} \cdot \mathcal{F}\{g\}\} = \mathcal{U}(\mathcal{U}^T x \odot \mathcal{U}^T g)$$

g 는 컨볼루션 필터, 이때 $g_\theta = \text{diag}(\mathcal{U}^T g)$ 라고 정의하면

$$x * g = \mathcal{U} g_\theta \mathcal{U}^T x$$

위 식이 Spectral Graph Convolution 연산.

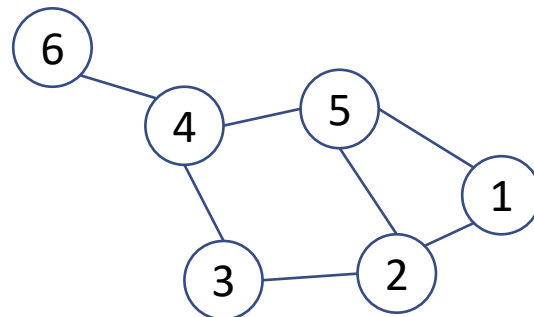
What is Graph??

Spectral Graph Convolution Layer

$$H^{(t+1)} = \sigma(AH^{(t)}W^{(t)})$$

$$H^{(t+1)} = \sigma(\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}\tilde{A}\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}H^{(t)}W^{(t)})$$

- $H^{(t)}$: t번째 layer의 Hidden state, $H^{(0)}$ 는 초기 입력.
- \tilde{A} : $A + I_N$, A는 인접행렬, I_N 은 자기 자신의 연결
- \tilde{D} : $\tilde{D}_{ii} = \sum_j \tilde{A}_{ij}$ 로, 각 노드의 degree
- $W^{(t)}$: t 번째 layer의 학습가능한 weight
- σ : 비선형 함수(Activation function)

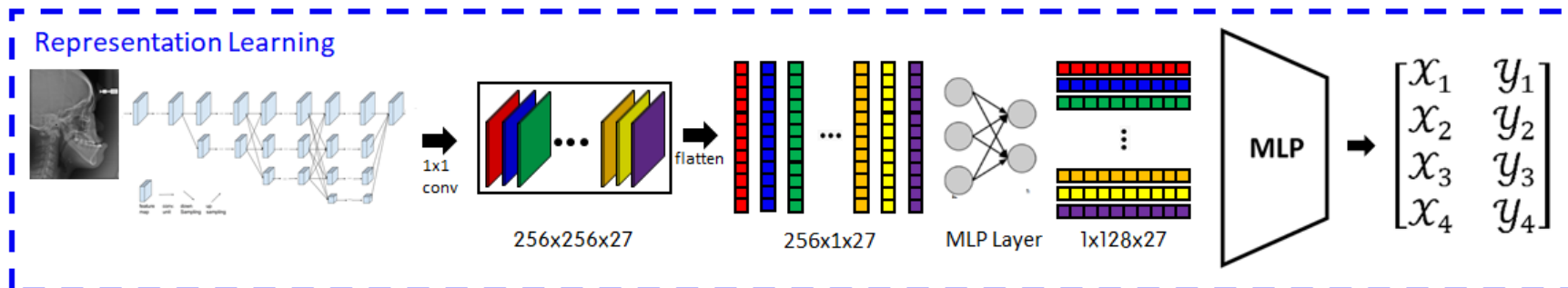


GNN실험 시작!



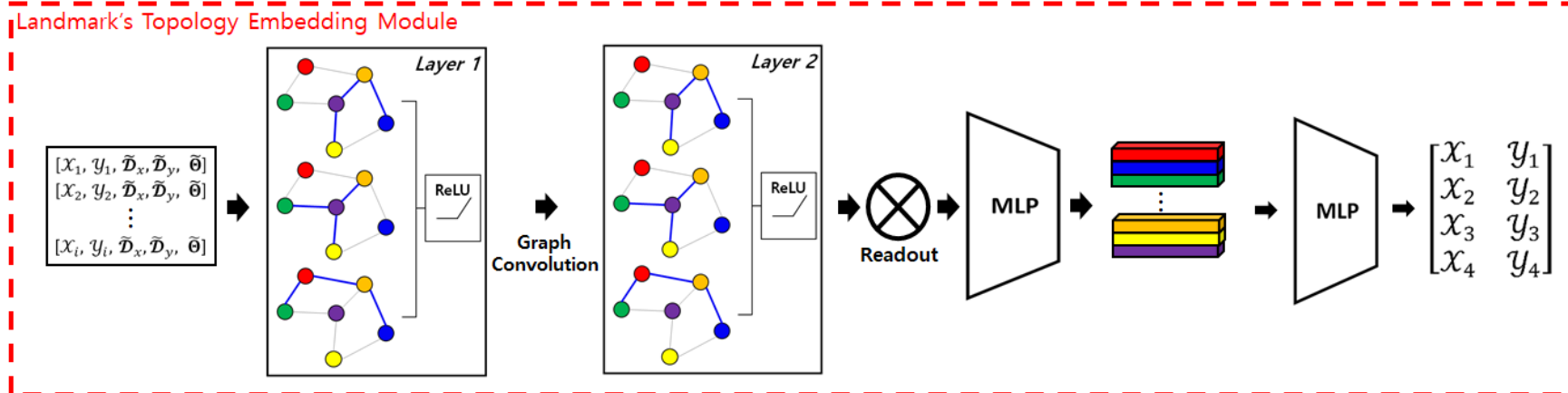
실험 결과

Image(CNN)만을 이용한 실험 및 landmark(GNN)만을 이용한 실험



실험 결과

Image(CNN)만을 이용한 실험 및 landmark(GNN)만을 이용한 실험



결과가 좋지 못하였습니다....
그래도 회귀분석보단 좋습니다....

실험의 문제점들



1. Image 정보만을 이용하여 이동량을 예측하는것은 매우 어렵다.

-> 고 년차의 교정의 들도 불가능 하다고 합니다.

2. Landmark는 아주 많은 정보를 가지고 있지만 골격의 모양은 파악할수 없습니다.

-> landmark 위치가 동일한 환자가 두명있다고 가정해봅시다!

-> landmark 위치가 완전히 동일하여도 골격에 모양에 의해 수술 방법 및 이동량이 달라질수 있습니다.

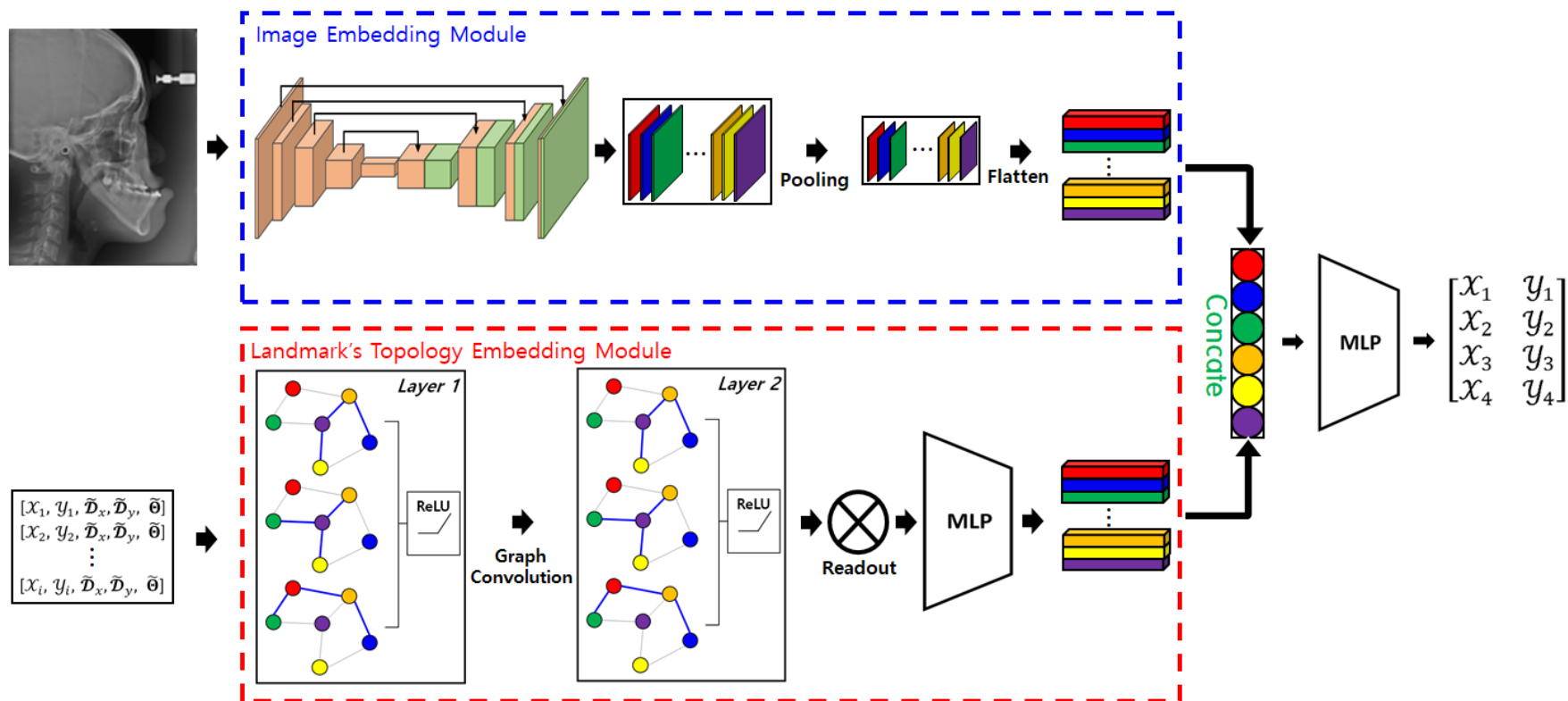


Image + Landmarks



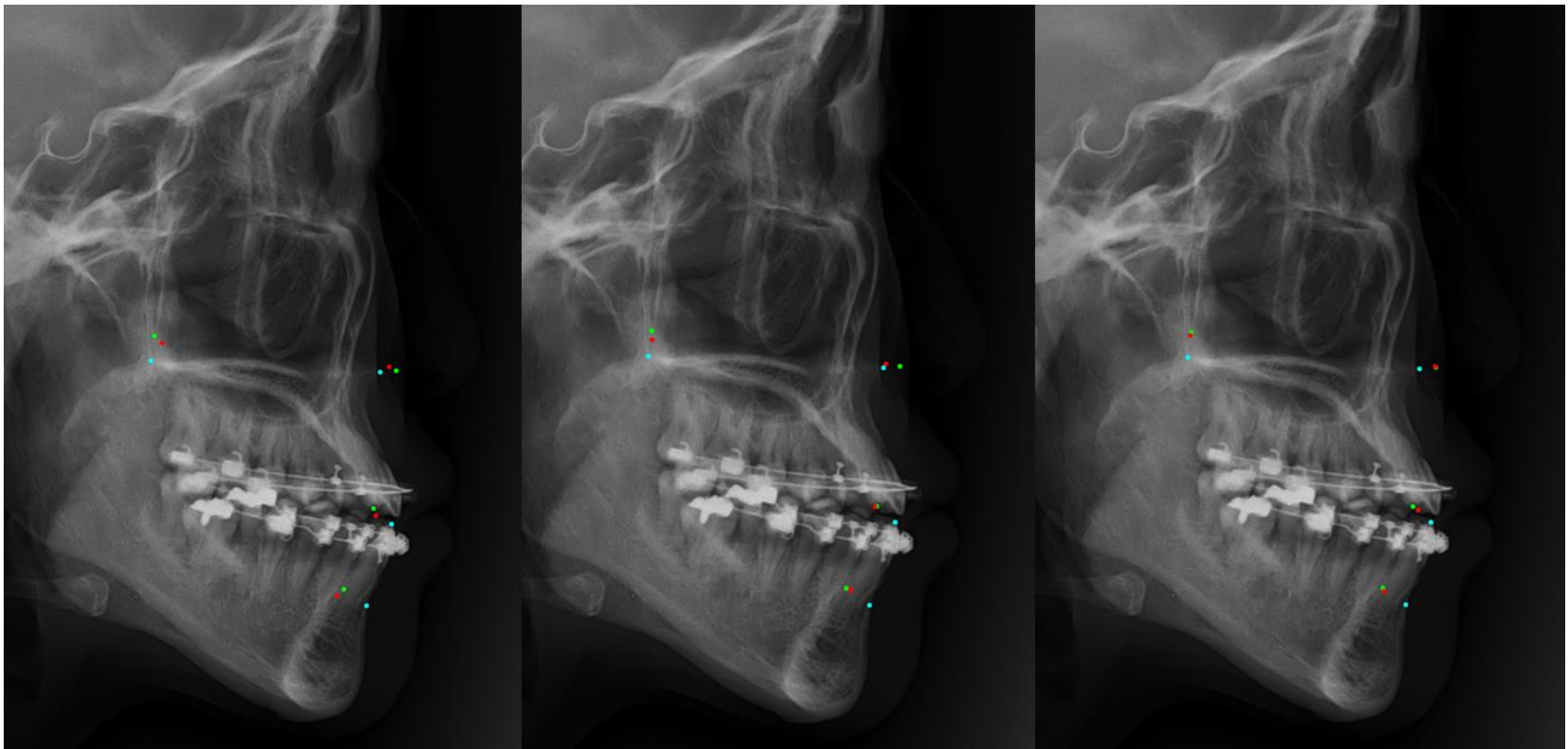
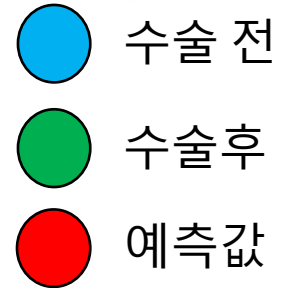
실험 결과

Image 정보와 Landmarks 정보들을 모두 사용하여 실험 진행



실험 결과

Image 정보와 Landmarks 정보들을 모두 사용하여 실험 진행



(a) Image

(b) Point

(c) Image + Point

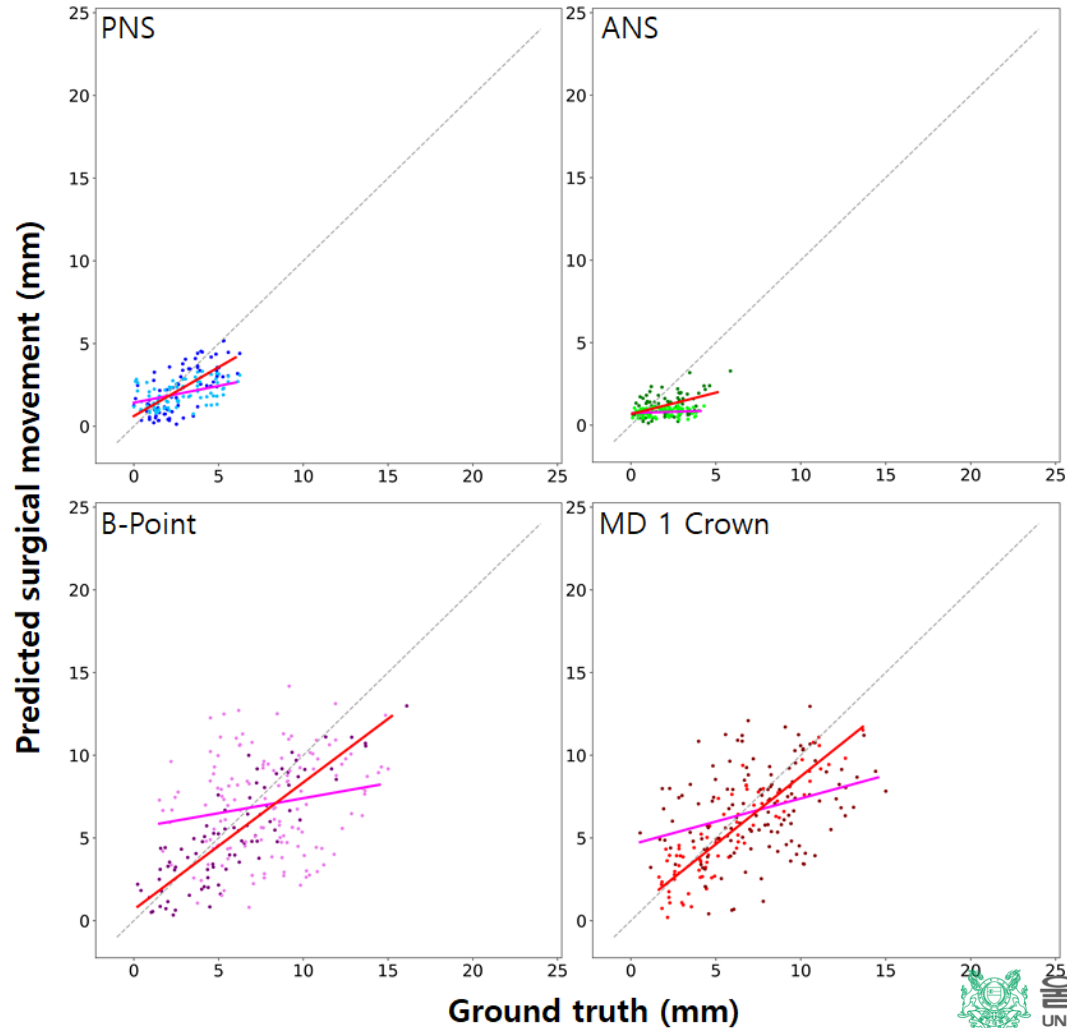
실험 결과

실제 수술에 의한 이동 거리와 예측된 이동거리 간의 오차 거리 표

	PNS	ANS	B-Point	MD 1 Crown
image	1.751.63	1.351.21	2.21.64	1.881.57
point	1.791.72	1.721.59	2.191.77	2.191.96
image+point	1.441.35	1.160.98	1.781.29	1.371.13
p-value	0.066	0.287	0.005	0.000

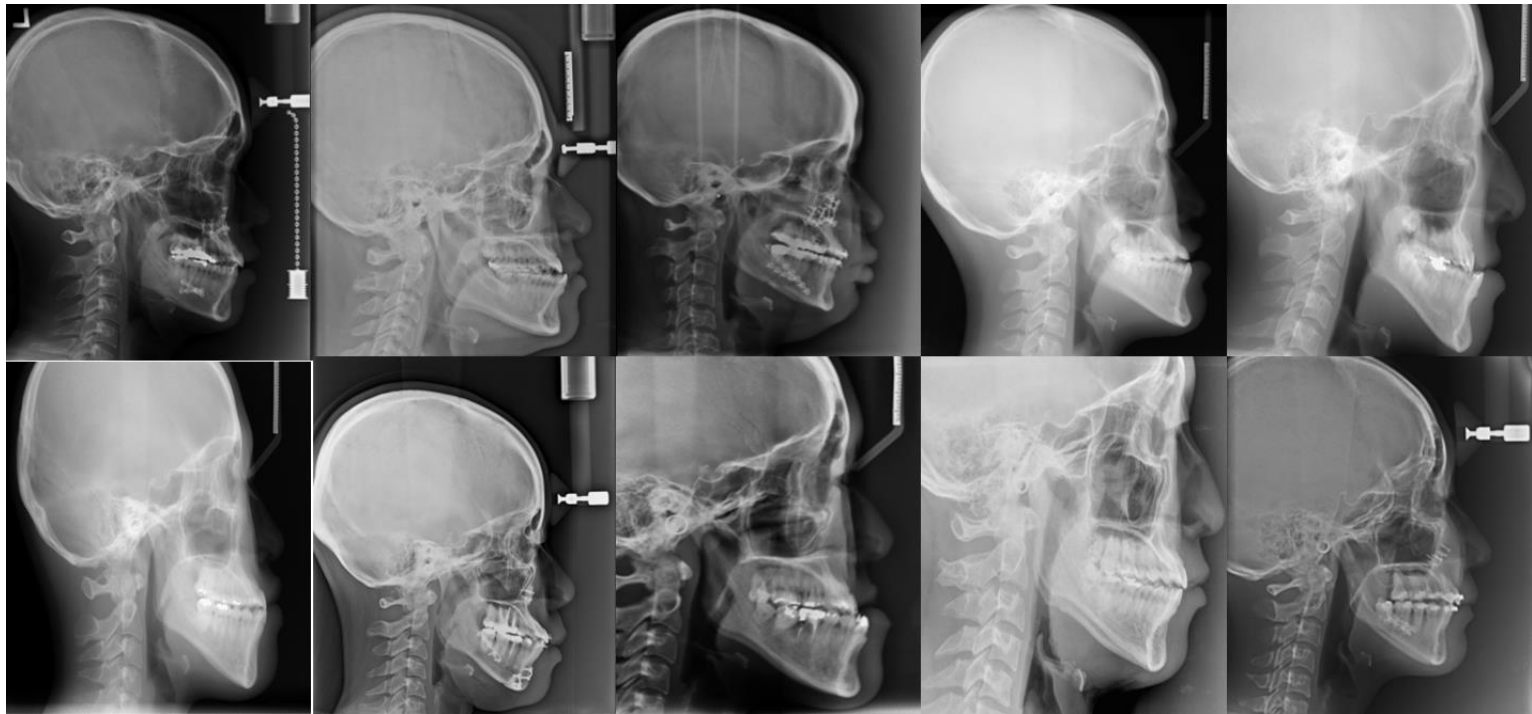
실험 결과

분산 분석 진행(결과가 처리 차리에 의해 발생되었는가??? 다른 요인이 들어가 있는가???)



실험 결과

외부 기관 검증 -> Image정보만을 이용하여 학습이 외부검증 데이터에 굉장히 취약



실험 결과

Image 정보와 Landmarks 정보들을 모두 사용하여 실험 진행

	PNS	ANS	B-Point	MD 1 Crown
image	1.951.29	1.831.49	2.681.97	2.381.75
image+point	1.581.57	1.871.12	2.181.54	1.691.2
p-value	0.003	2.161	0.003	0.000

Collaborators

Radiology

Joon Beom Seo, SangMin Lee^{A,B}, Dong Hyun, Yang, Hyung Jin Won, Ho Sung Kim, Seung Chai Jung, Ji Eun Park, So Jung Lee, Jeong Hyun Lee, Gilsun Hong

Pathology

Hyunjeong Go, Gyuheon Choi, Gyungyub Gong, Dong Eun Song

Cardiology

Jaekwan Song, Jongmin Song, Young-Hak Kim

Anesthesiology

Sung-Hoon Kim, Eun Ho Lee

Neurology

Dong-Wha Kang, Chongsik Lee, Jaehong Lee, Sangbeom Jun, Misun Kwon, Beomjun Kim

Surgery

Beom Seok Ko, JongHun Jeong, Songchuk Kim, Tae-Yon Sung

Internal Medicine

Jeongsik Byeon, Kang Mo Kim

Emergency Medicine

Dong-Woo Seo

