

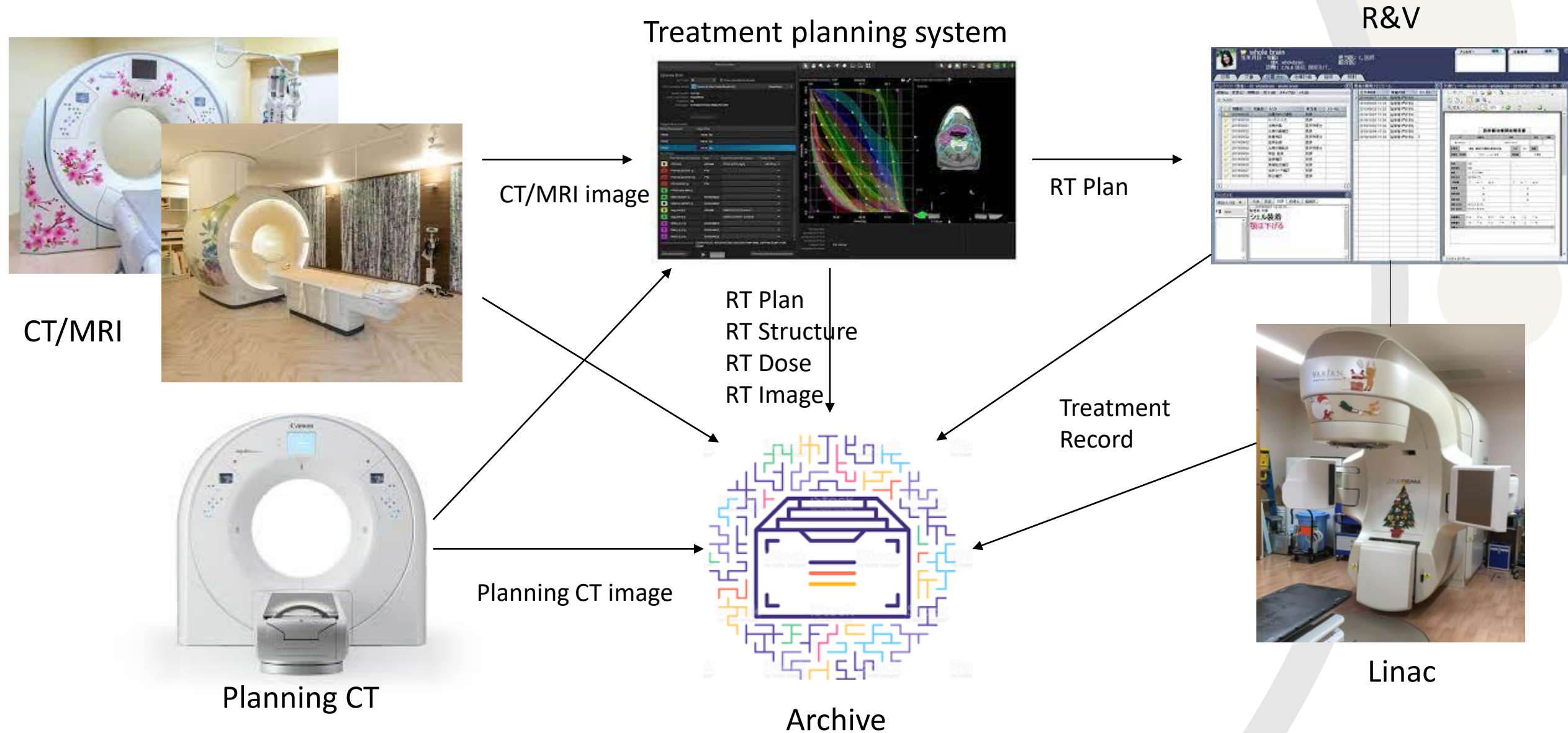
医療における治療効果予測・ GANによる治療支援ツール開発

広島大学大学院医系科学研究科
河原大輔

Outline

- 医用画像データ形式
- 分類学習による治療効果予測への挑戦
- 画像生成（GAN）の技術を放射線治療へ活用

医用画像データ??



DICOM/DICOMRTデータ

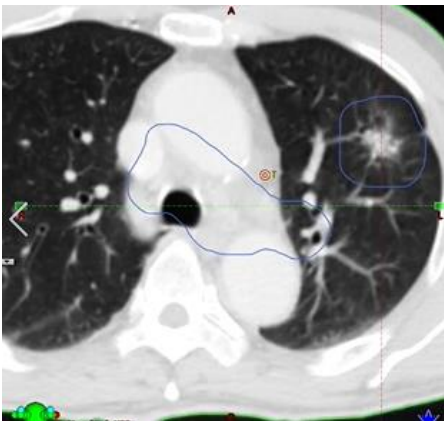
- 「Digital Imaging and Communication of Medicine : 医療におけるデジタル画像と通信」の略語
- 当初は、「CT」、「MR」、「CR」についての標準化が目的であったが、対象画像の種類、画像以外の情報の標準と拡張が進んでいる
- 画像データとヘッダーで構成

Group - Element	Description	Type	Length	Value
0002 0000	Group 0002 Length	UL	4	200
0002 0001	File Meta Information Version	OB	2	(binary data)
0002 0002	Media Storage SOP Class UID	UI	26	1.2.840.10008.5.1.4.1.1.7
0002 0003	Media Storage SOP Instance UID	UI	54	1.2.826.0.1.3680043.2.1208.34948545565201041914916296
0002 0010	Transfer Syntax UID	UI	18	1.2.840.10008.1.2
0002 0012	Implementation Class UID	UI	18	1.2.804.114118.3
0002 0013	Implementation Version Name	SH	6	
0002 0016	Source Application Entity Title	AE	18	
0002 0100	Private Information Creator UID	UI	0	(empty)
0002 0102	Private Information	OB	0	(binary data)
0008 0005	Specific Character Set	CS	12	ISO_IR 100
0008 0008	Image Type	CS	24	ORIGINAL\PRIMARY\OTHER
0008 0012	Instance Creation Date	DA	10	20100419
0008 0013	Instance Creation Time	TM	14	140916.000000
0008 0016	SOP Class UID	UI	26	1.2.840.10008.5.1.4.1.1.7
0008 0018	SOP Instance UID	UI	54	1.2.826.0.1.3680043.2.1208.34948545565201041914916296
0008 0020	Study Date	DA	10	20100419
0008 0021	Series Date	DA	10	20100419
0008 0030	Study Time	TM	14	140916.000000
0008 0031	Series Time	TM	14	140916.000000
0008 0032	Acquisition Time	TM	14	140916.000000
0008 0033	Content Time	TM	14	140916.000000
0008 0050	Accession Number	SH	2	
0008 0060	Modality	CS	4	OT
0008 0064	Conversion Type	CS	4	WSD
0008 0070	Manufacturer	LO	4	IIS
0008 0080	Institution Name	LO	2	
0008 0090	Referring Physician's Name	PN	2	

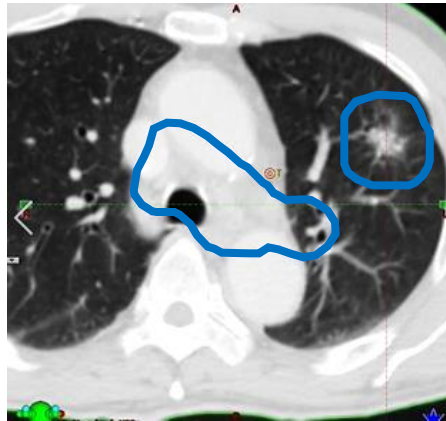
DICOM/DICOMRTデータ

- DICOM RTとは
 - DICOMにおける、放射線治療分野の情報について規定されているものの総称（通称）
- 様々なフォーマット

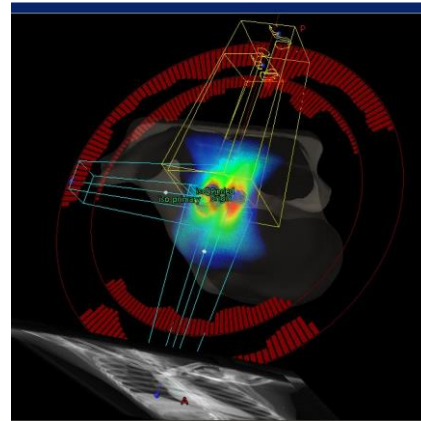
RT image:画像データ



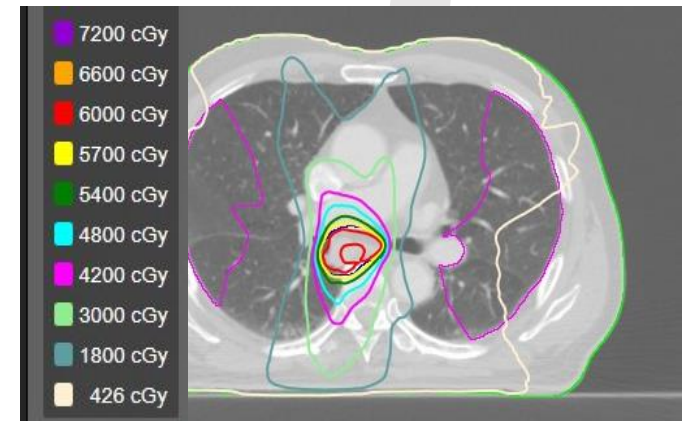
RT structure:領域指定



RT plan:治療計画データ



RT Dose:線量分布データ



Outline

- 医用画像データ形式
- 分類学習による治療効果予測への挑戦
- 画像生成（GAN）の技術を放射線治療へ活用

医療におけるAIの活用

普段から我々は予測をもとに適切な治療法を決定している

- 例えば肺がん

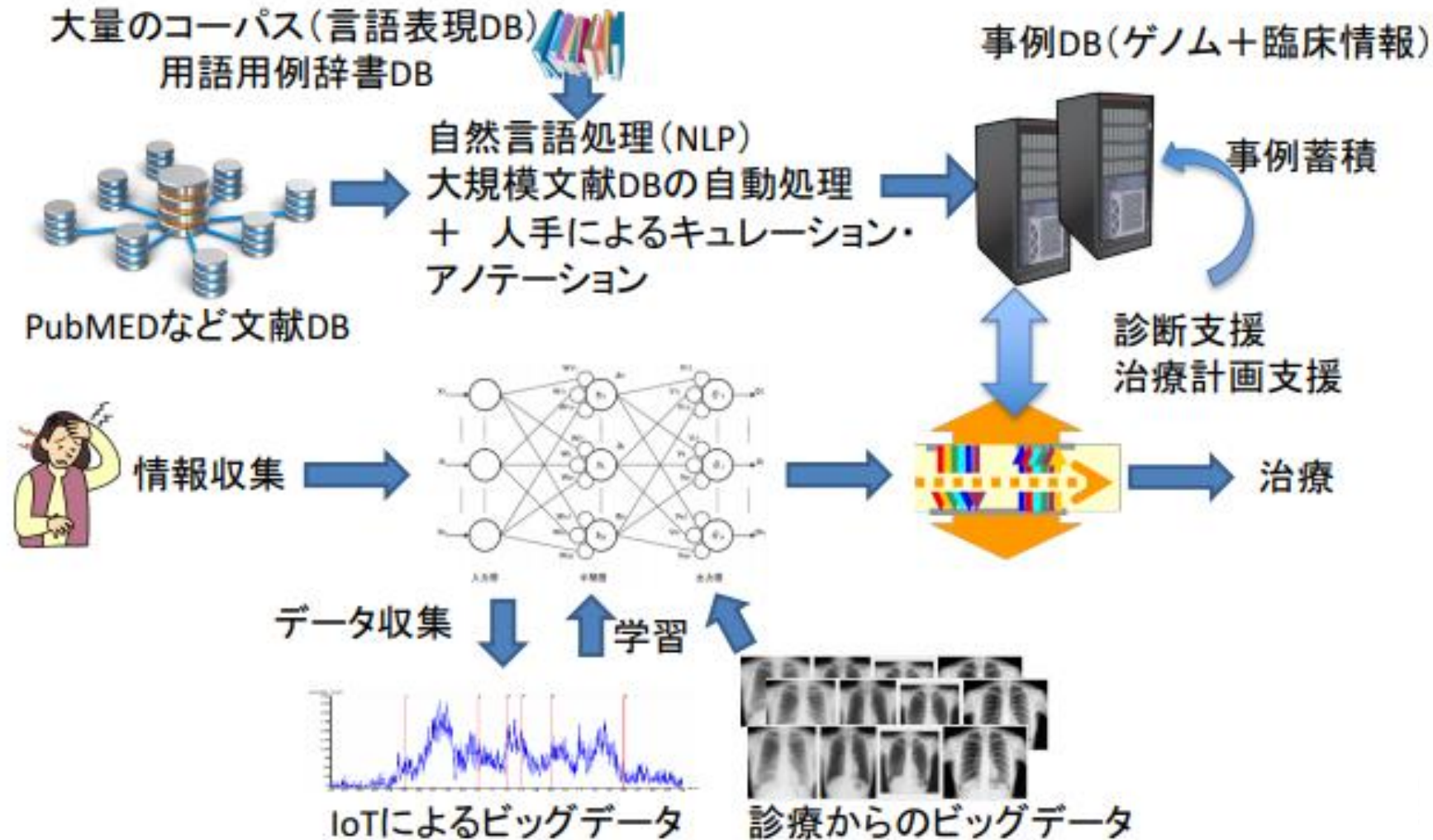
年代	診断時の ステージ	5 年生存率	10 年生存率
全年代	全期計	45.2	30.9
	1 期	83.3	64.8
	2 期	48.8	28.4
	3 期	22.7	12.0
	4 期	5.8	1.7

国立がんセンターHPより

https://www.ncc.go.jp/jp/ncch/clinic/thoracic_surgery/130/index.html

病気の浸潤度や転移の有無からステージが決められる
ステージが高いほど予後が悪く、ステージごとに治療法が異なる

医療におけるAIの活用



AI研究の実例

胃がんをAIによりリアルタイムで検出

- 浸潤癌の判別において90%以上の精度であった



オリンパス社が内視鏡画像診断支援ソフトウェアとして販売

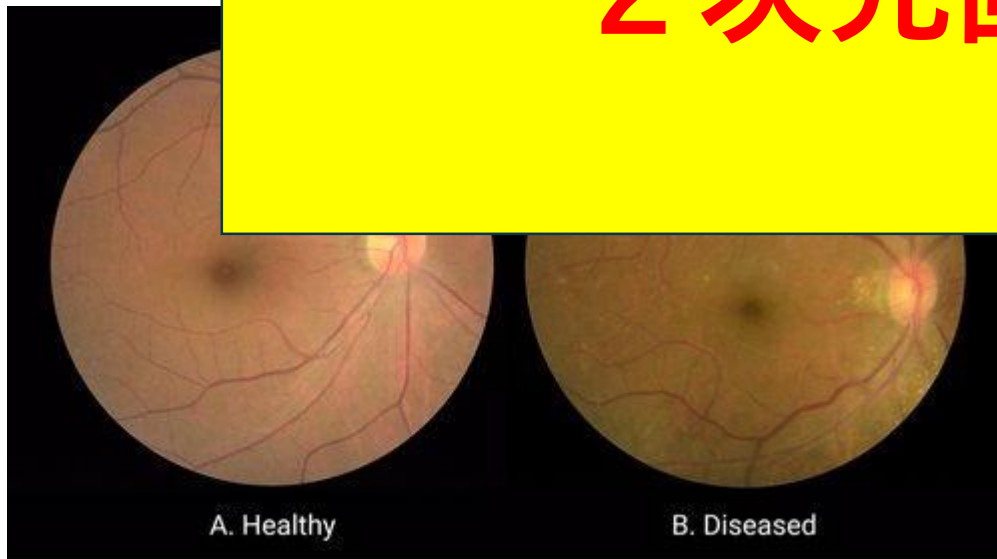
AI研究の実例

眼底写真における糖尿病性網膜症をAIで判定

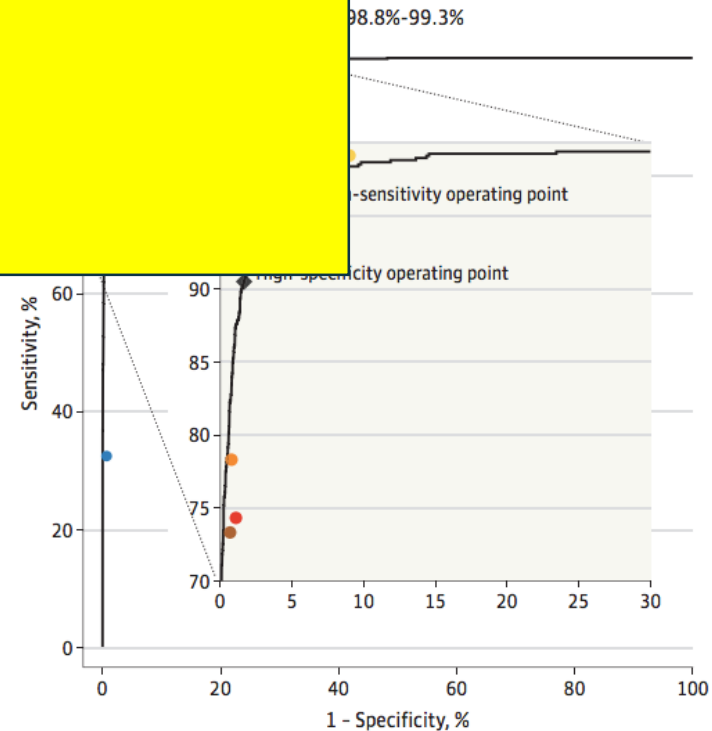
- Googleの研究

精度で判定可能

2次元画像

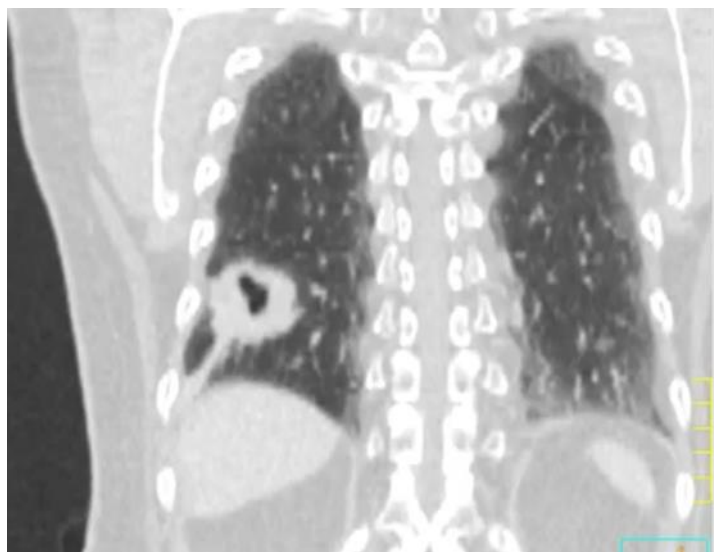


糖尿病網膜症をスクリーニングするために用いられた網膜画像の例。
左が健康の網膜の眼底、右が増殖前網膜症の眼底。硝子体出血がみられる。

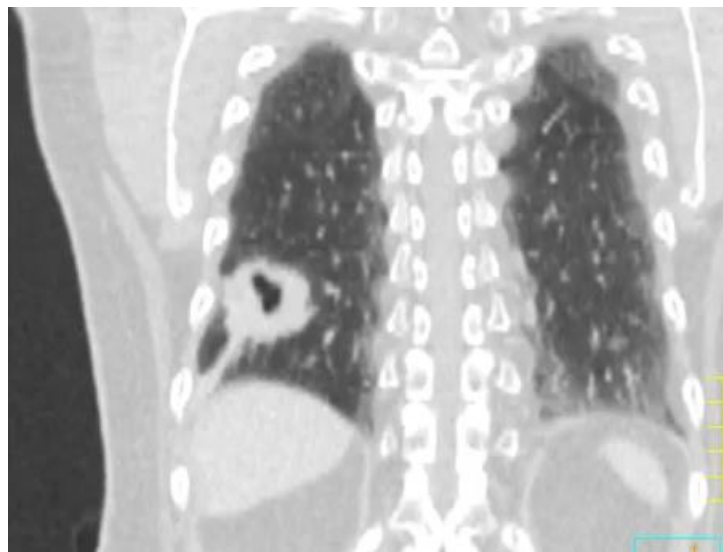


医療における3次元画像へのAIの活用

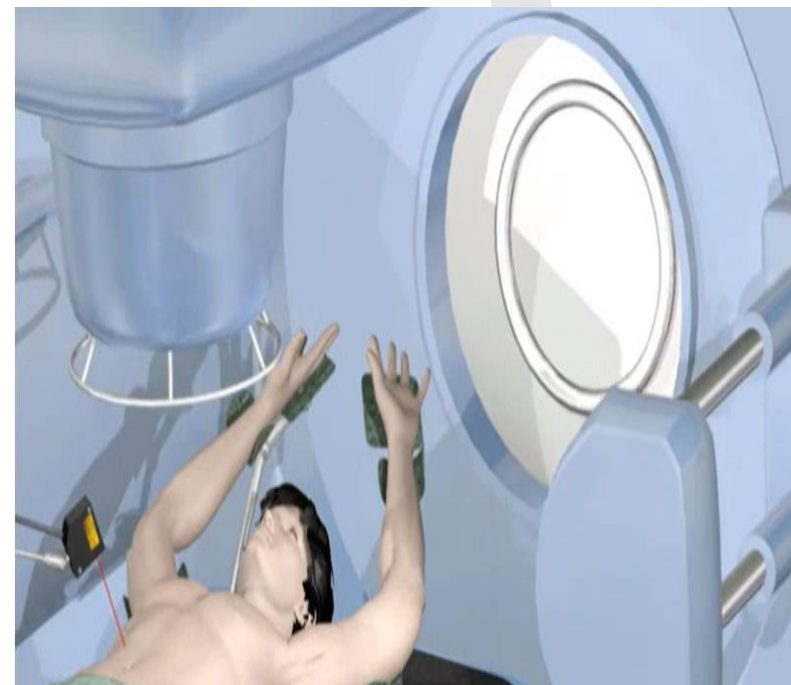
放射線治療では3次元以上の画像を取り扱う



3次元CT画像



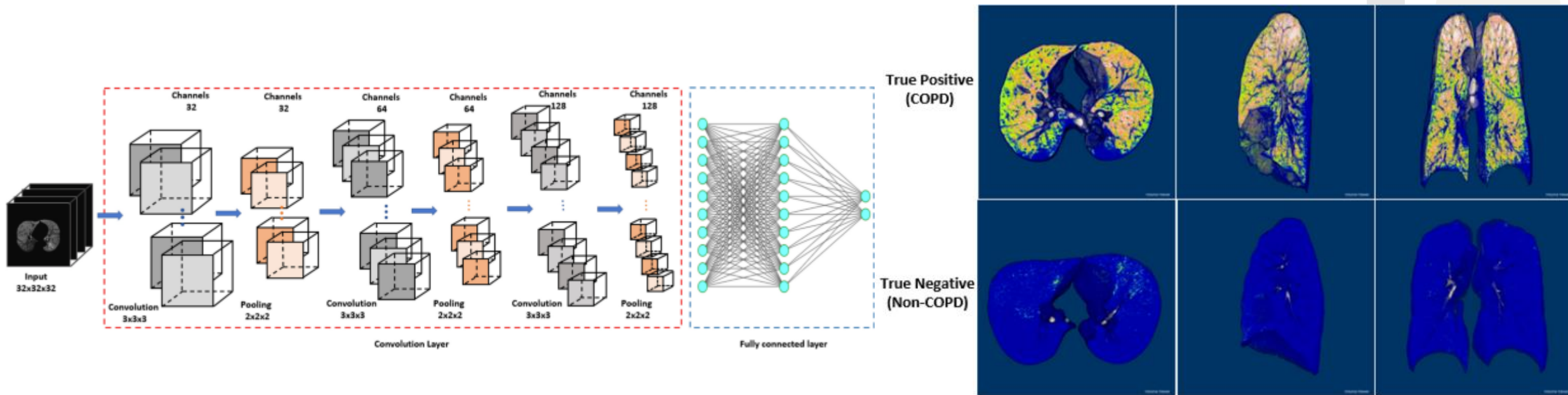
4次元CT画像



3次元画像でのDeep learning学習

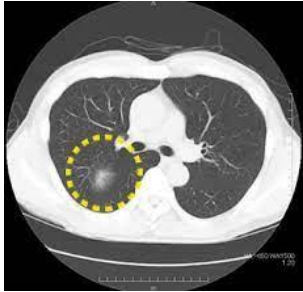
- 3次元医用画像を活用した3次元Deep learning研究もおこなわれ始めている

→さらなる精度向上が図れないか？



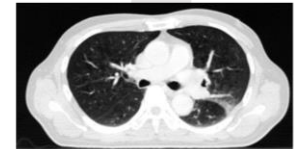
3次元画像でのDeep learning学習

さらなる効率化を図るために

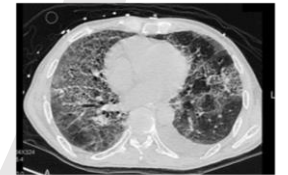


画像から病変抽出、検出
→全ての画像領域が必要

画像中の因子から分類
→全ての画像領域は不要



$RP < 2$



$RP \geq 2$

医用画像での効率的な学習に向けた開発

医用画像より肺臓炎
(Grade2以上) を予測



DICOM RT for 3D Semantic Segmentation

File Exchange

Search File Exchange

File Exchange

Q



Use DICOM RT for 3D Semantic Segmentation of Medical images

version 1.0.1 (2.28 MB) by [Takuji Fukumoto](#) **STAFF**

★★★★★ 6 Ratings

34 Downloads ⓘ

Updated 22 Nov 2019

[View License](#)

Contributors;

I got DICOM RT data, a lot of feedback and helpful advice from:

Dr. Takafumi Nemoto (Keio Univ., Japan)

Dr. Natsumi Futakami (Tokai Univ., Japan)

Dr. Daisuke Kawahara (Hiroshima Univ., Japan)

Dr. Taiki Magome (Komazawa Univ., Japan)

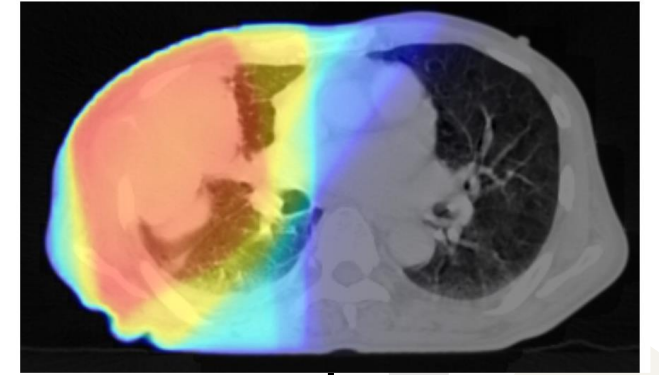
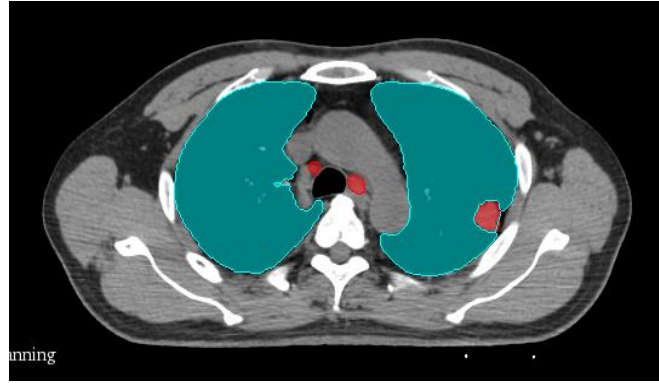
Dr. Ulrik Landberg Stephansen(Aalborg Univ., Denmark)

+ Follow

Download

RT Structure領域内の画像情報をCrop（切り抜き）し、
mat形式に変換し保存

医用画像での効率的な学習に向けた開発

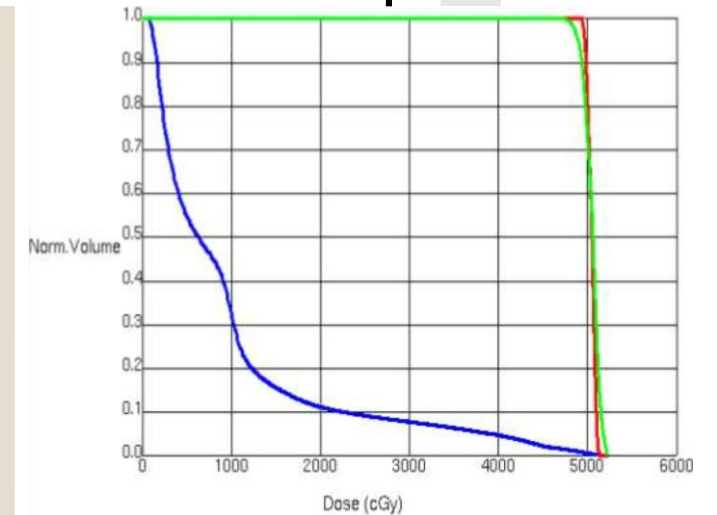


セグメンテーション

治療計画・線量計算

各臓器の体積の割合ごとに
どの程度線量が照射されるかを評価

→各臓器を定義する必要がある
→セグメンテーションによるRT
Structure作成が必要



医用画像での効率的な学習に向けた開発

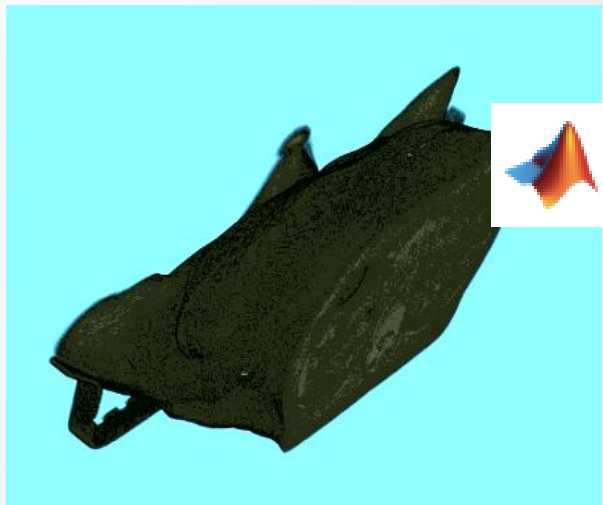
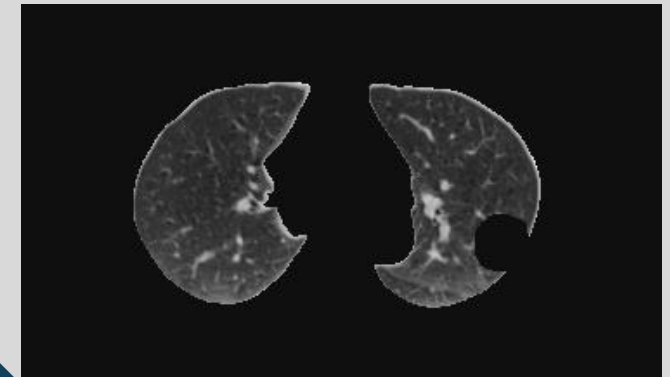
入力画像



セグメンテーション



Crop画像（正常肺）

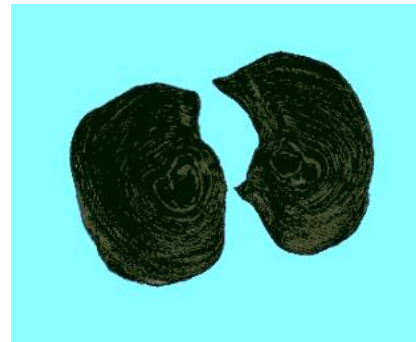
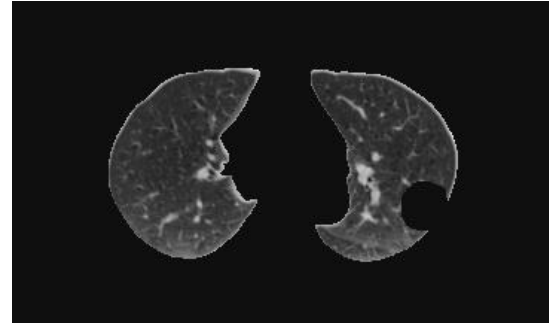
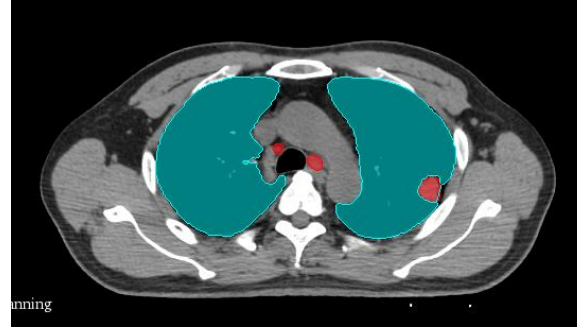


Crop画像を活用した学習効率化

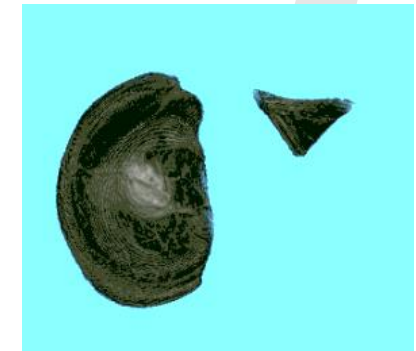
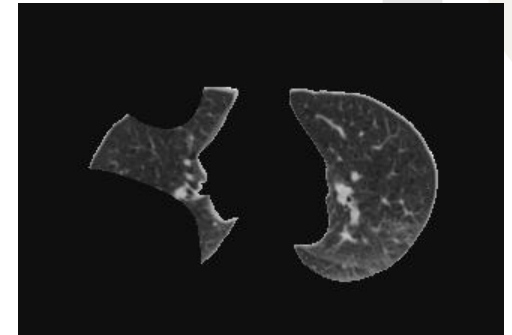
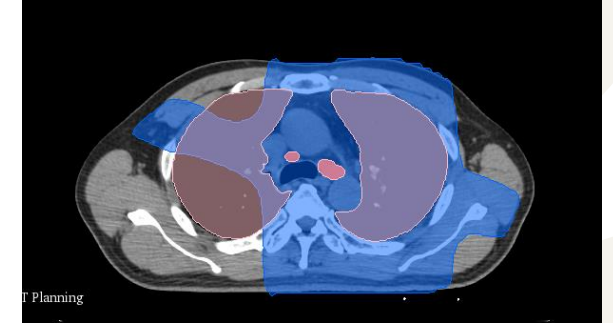
体全体



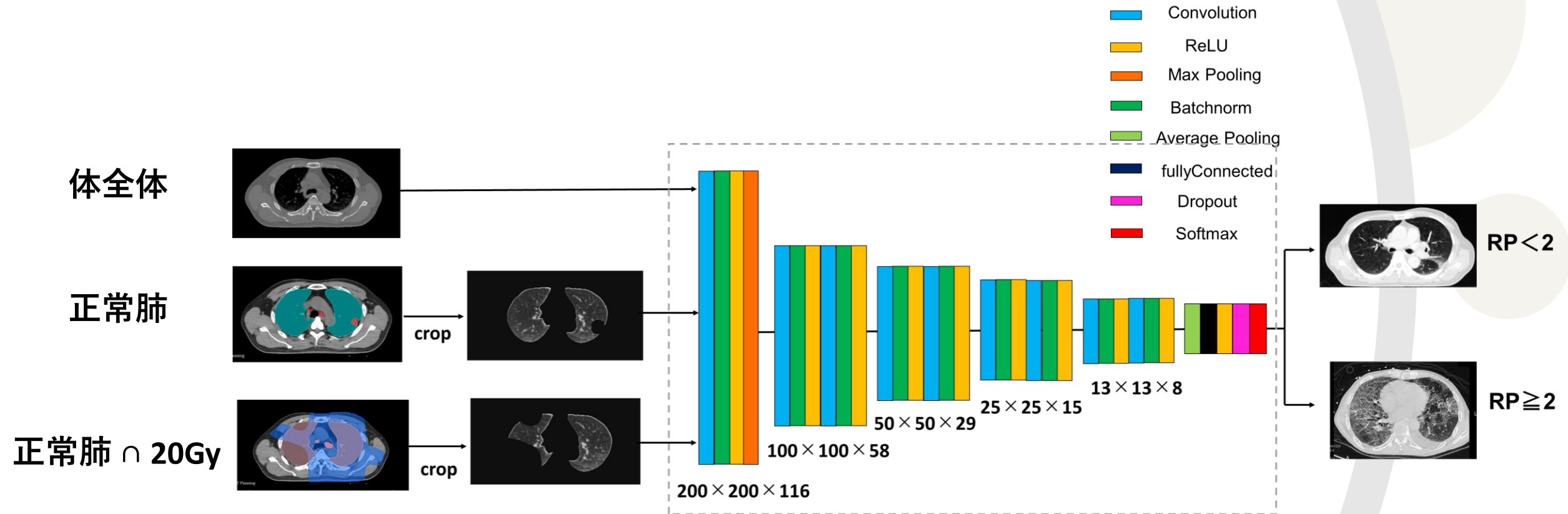
正常肺



正常肺 n 20Gy



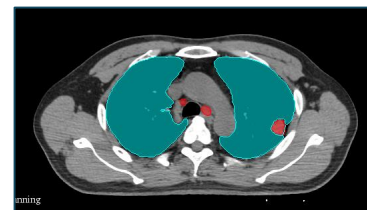
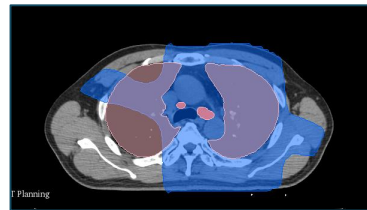
医用画像での効率的な学習に向けた開発



医用画像での効率的な学習に向けた開発

肺臓炎予測結果

	%		
	正常肺 n 20Gy	正常肺	体全体
Sensitivity	80.0	81.7	80.0
Specificity	70.9	36.4	25.5
Accuracy	75.7	60.0	53.9



Deep learningでの分類精度向上に貢献

Outline

- 医用画像データ形式
- 分類学習による治療効果予測への挑戦
- 画像生成（GAN）の技術を放射線治療へ活用

医用画像での効率的な学習に向けた開発

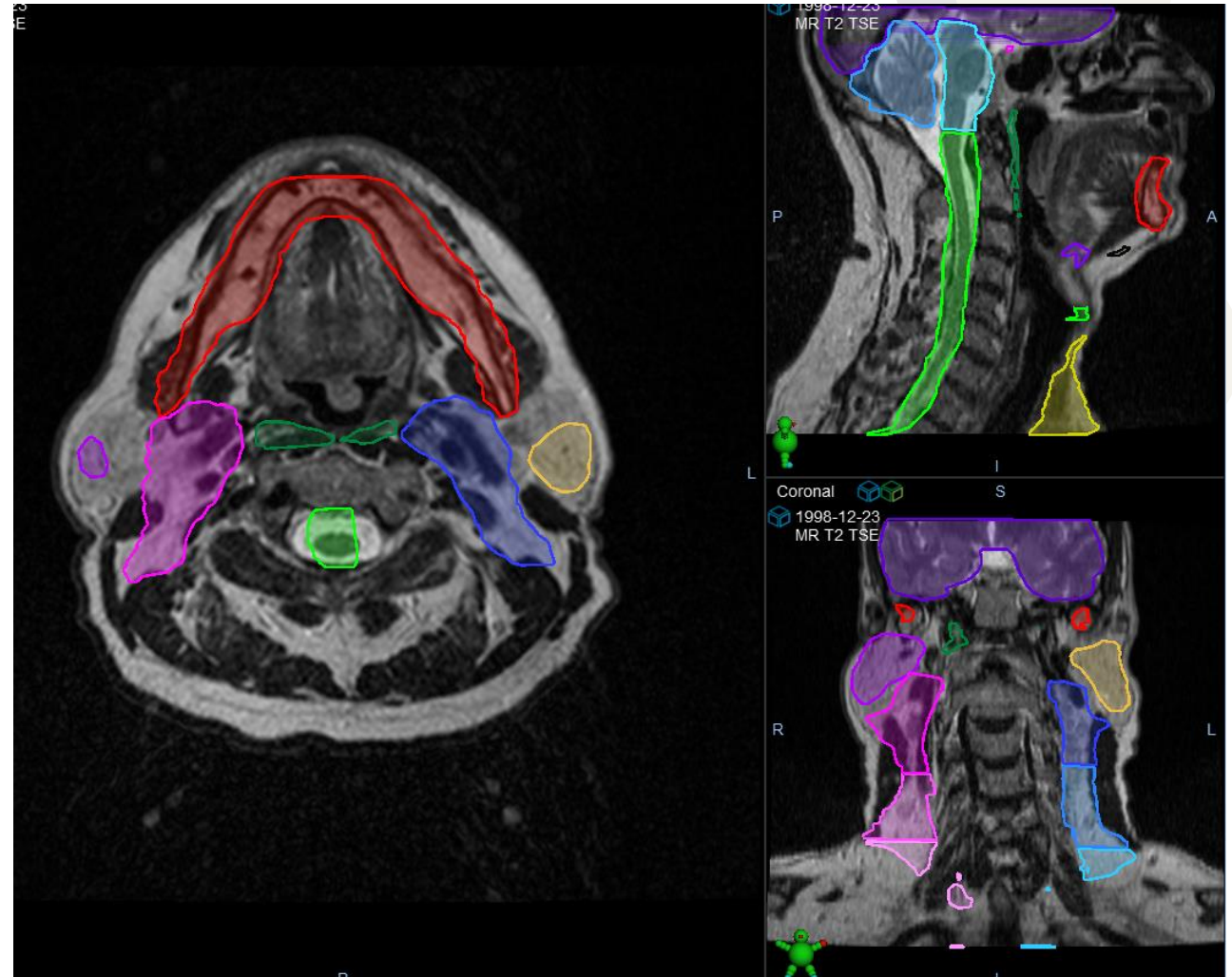
セグメンテーション

放射線治療では各臓器、腫瘍の領域をセグメントし、体積当たりの線量を評価

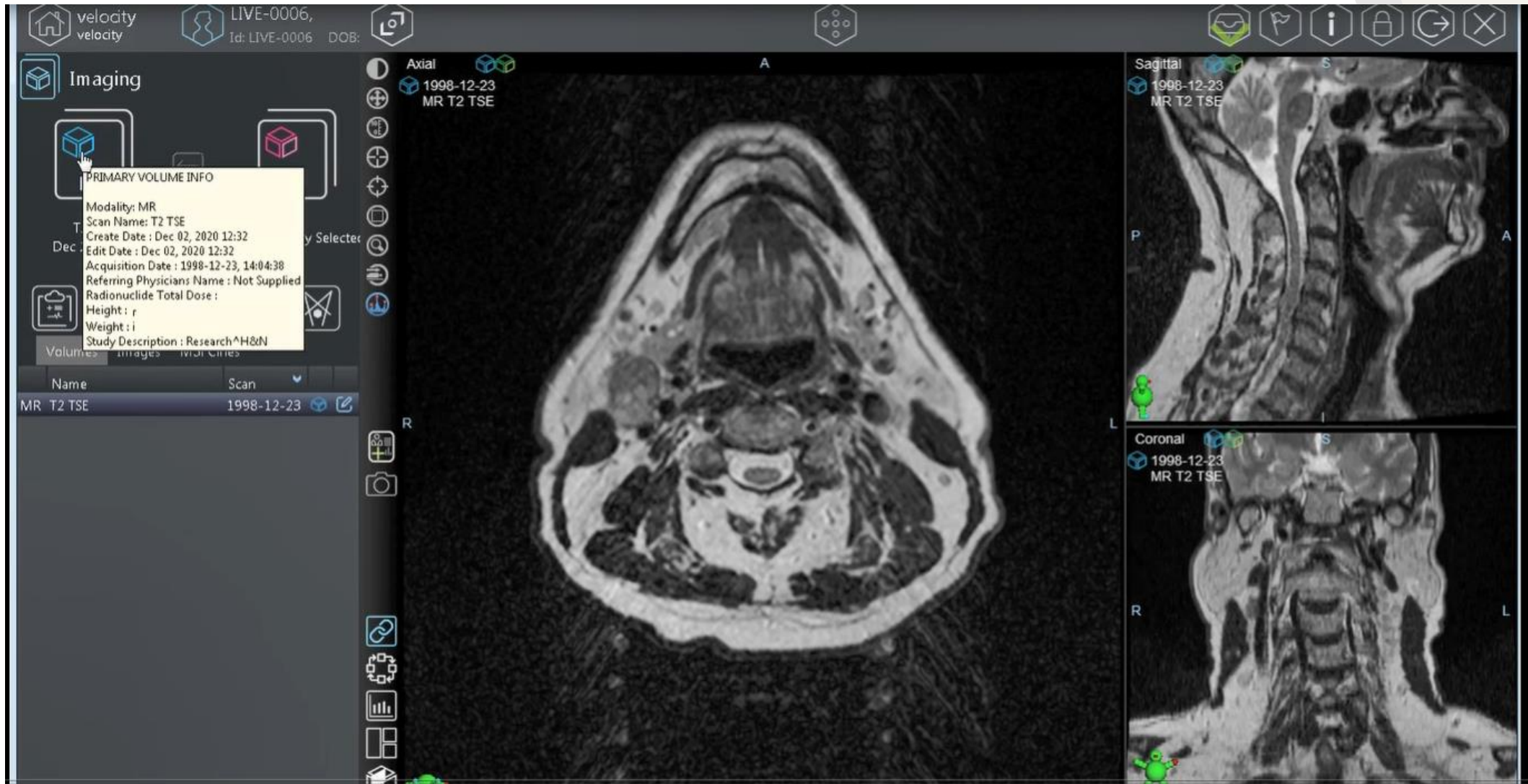


各断面（スライス）ごとにセグメントする必要があるため経験による差が大きく負担も大きい

省力化のために自動化ツール開発が活発！！

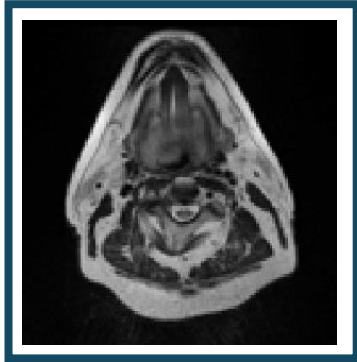


商用セグメントツール(Atlas法)



Deep learningによるセグメンテーション

Input data



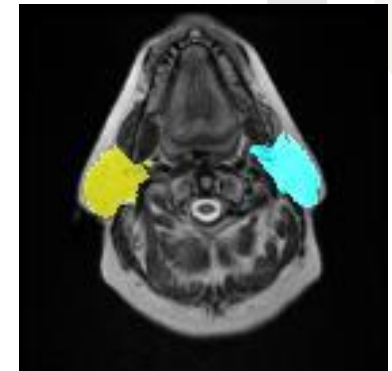
Label data



Deep Learning

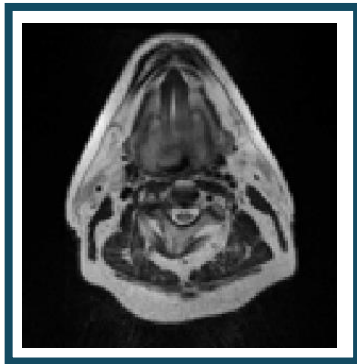


Output Segmentation



Deep learningによるセグメンテーション

Input data

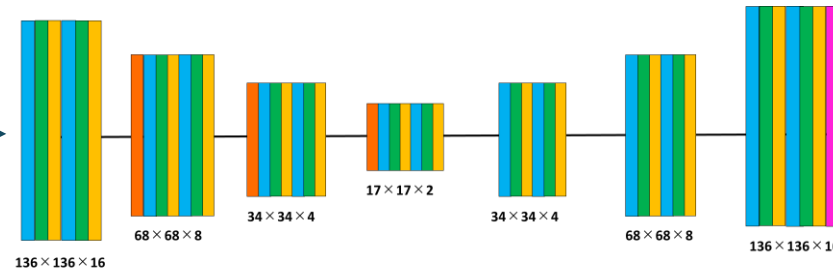


Label data

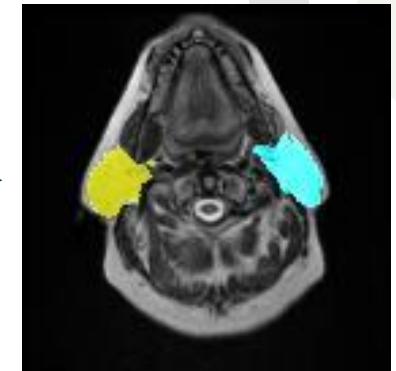


- Convolution
- ReLU
- Max Pooling
- Batchnorm
- Softmax
- Dice pixel classification

Deep Learning



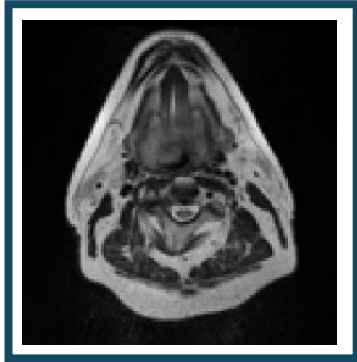
Output Segmentation



→U-netベースの学習

Deep learningによるセグメンテーション

Input data



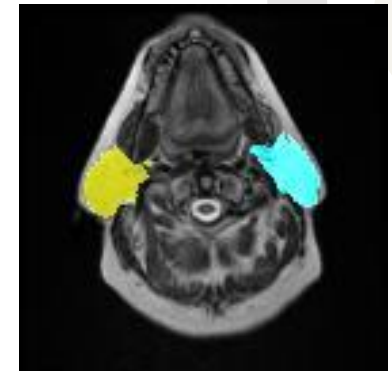
Label data



Deep Learning



Output Segmentation



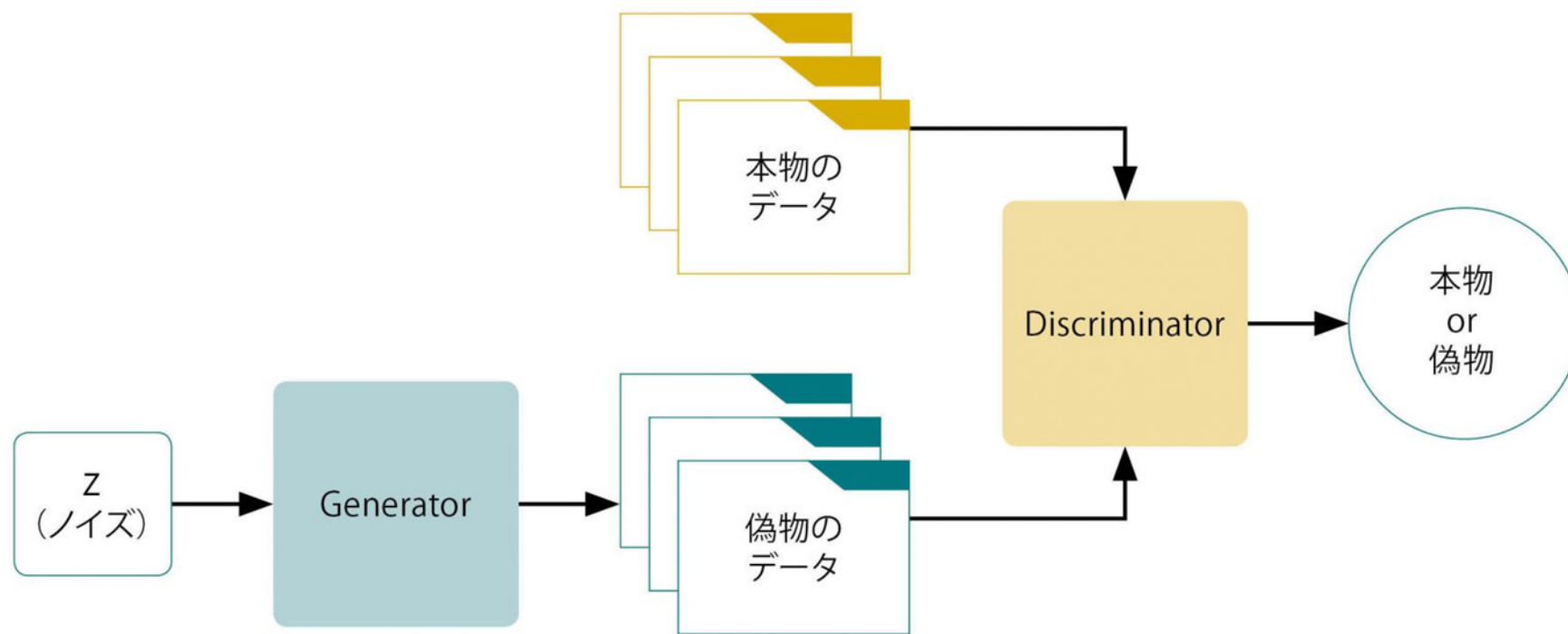
GANの医用画像への応用

GAN ?? →画像生成の技術



<https://nme-jp.com/news/11407/>

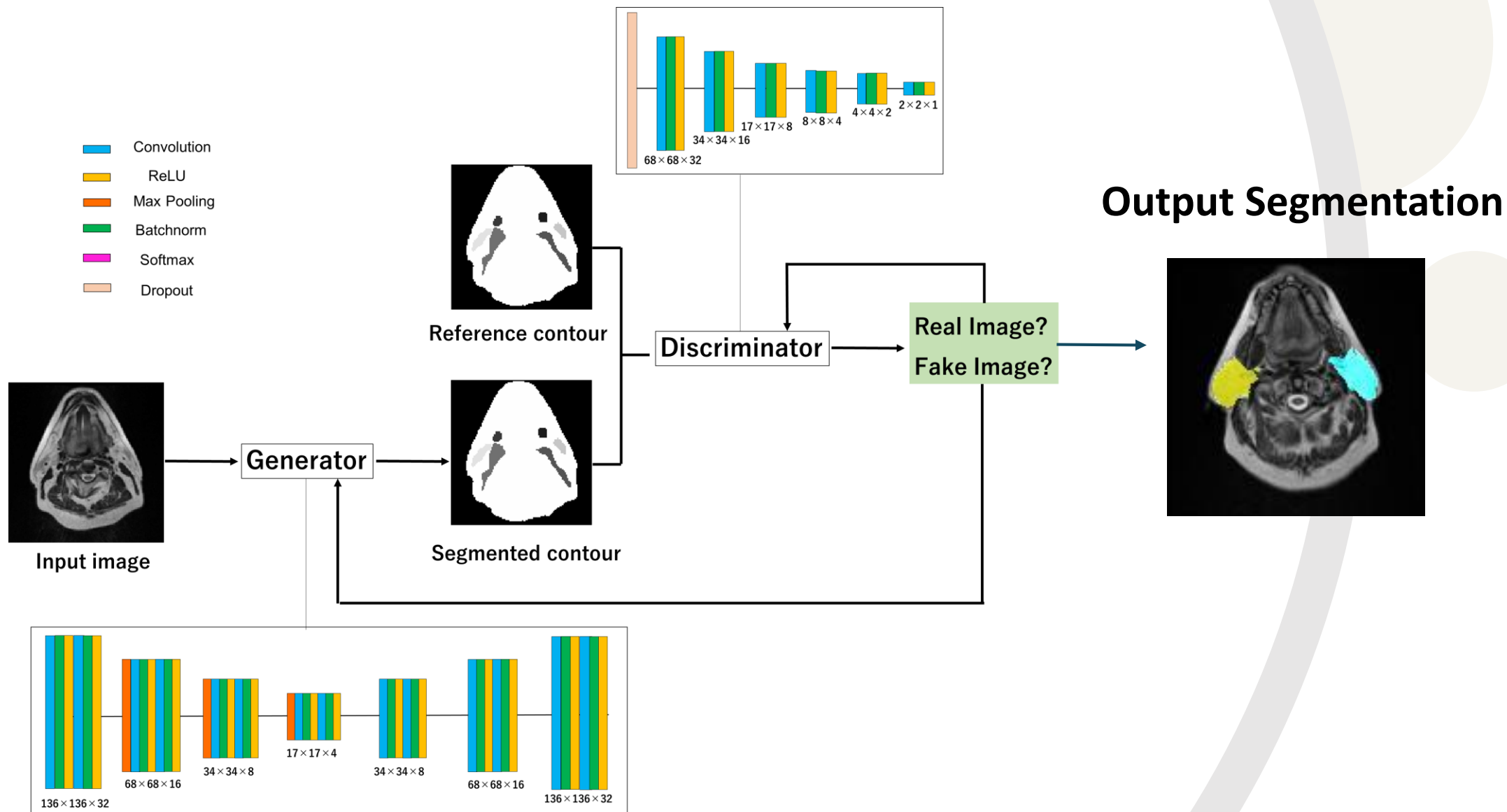
GAN



<https://www.imagazine.co.jp/gan>

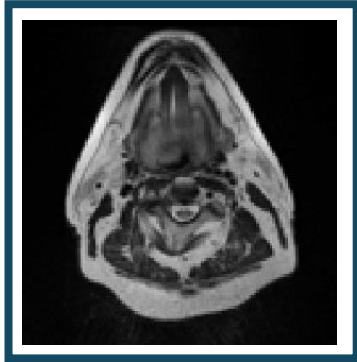
画像を生成する**Generator**, 生成した偽物の画像と本物の画像を見分ける**Discriminator**
2つのニューラルネットワークを互いに競わせて入力データの学習を深める

GANを活用したセグメンテーション



Deep learningによるセグメンテーション

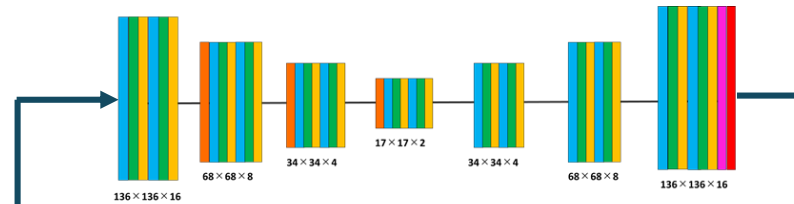
Input data



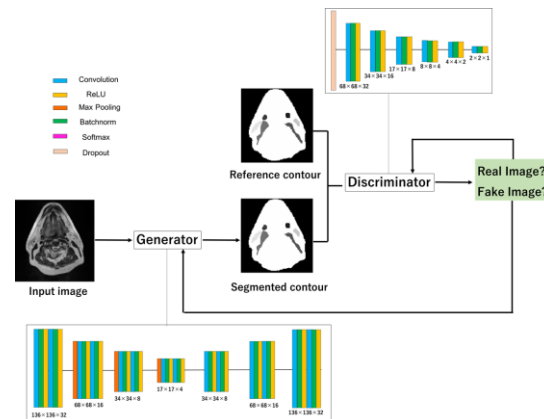
Label data



Deep Learning

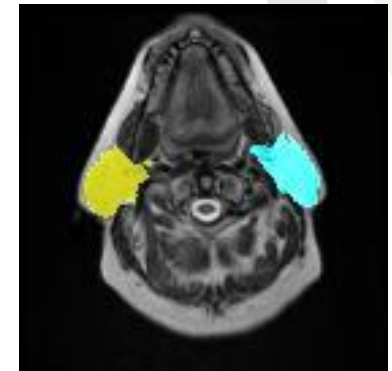


U-net

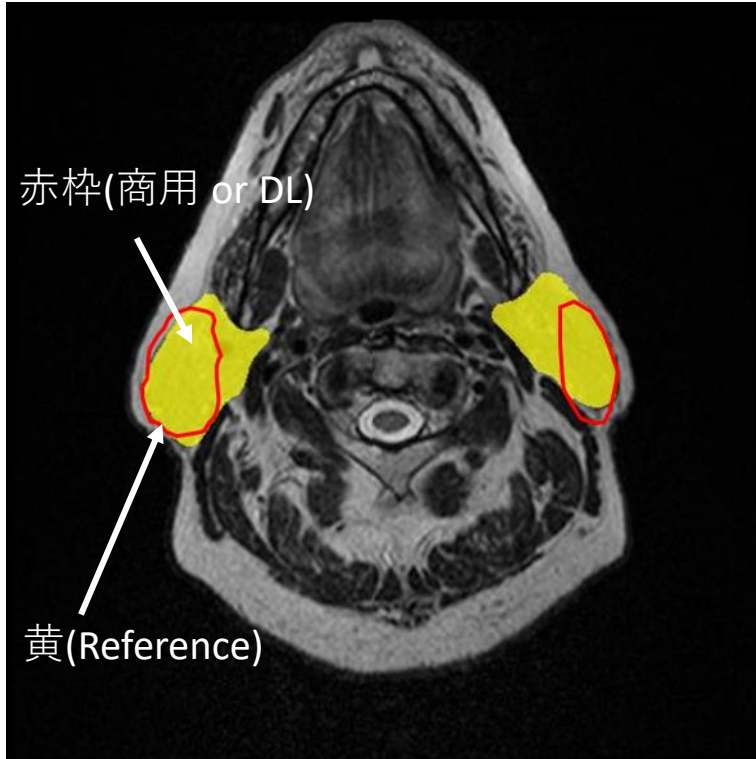


GAN

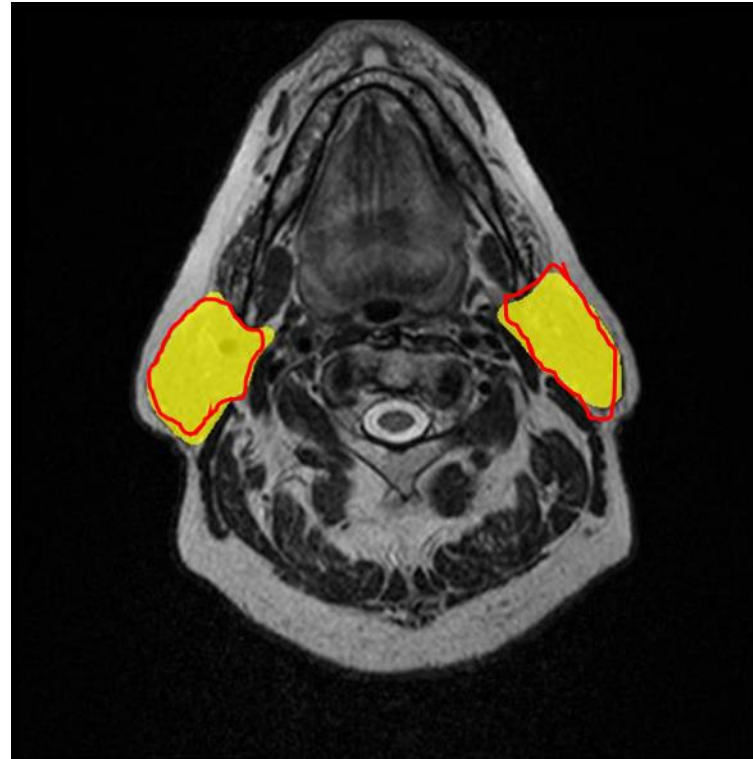
Output Segmentation



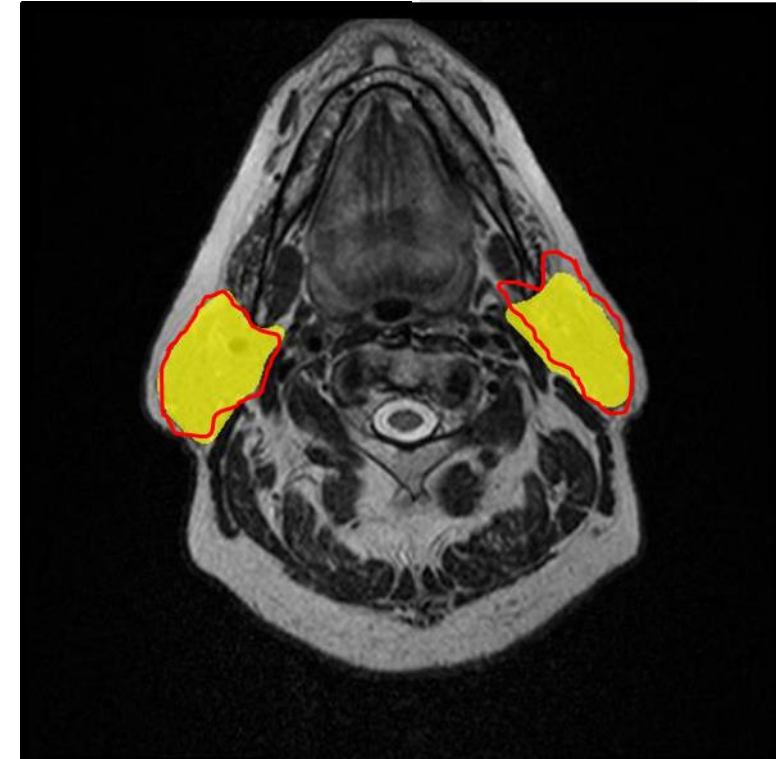
Deep learningによるセグメンテーション (耳下腺)



商用 (Atlas)



DL (3DGAN)

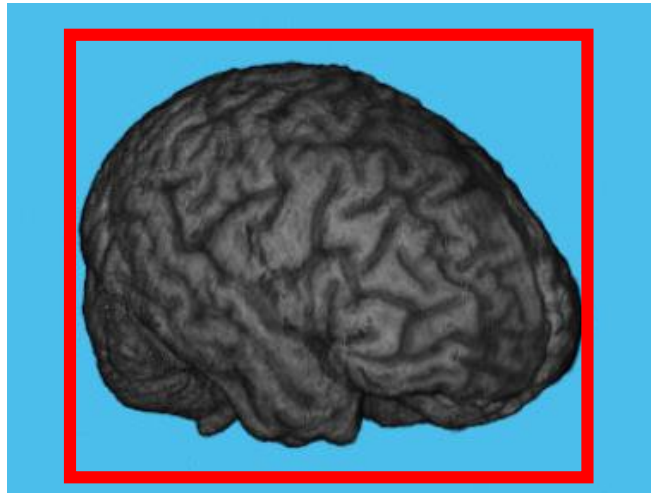


DL (3DUnet)

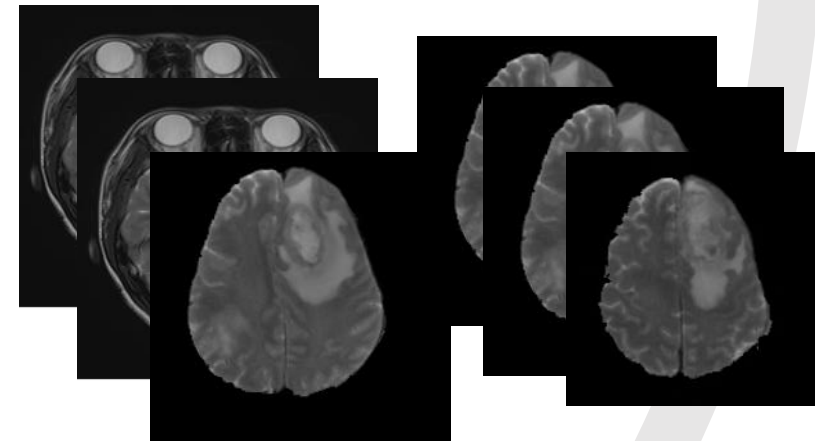
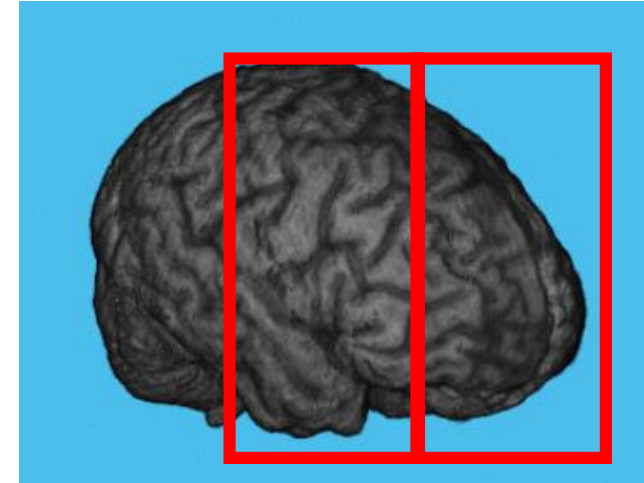
Deep learningの方が精度が高い
商用は過小評価

医用画像での効率的な学習に向けた開発

3D

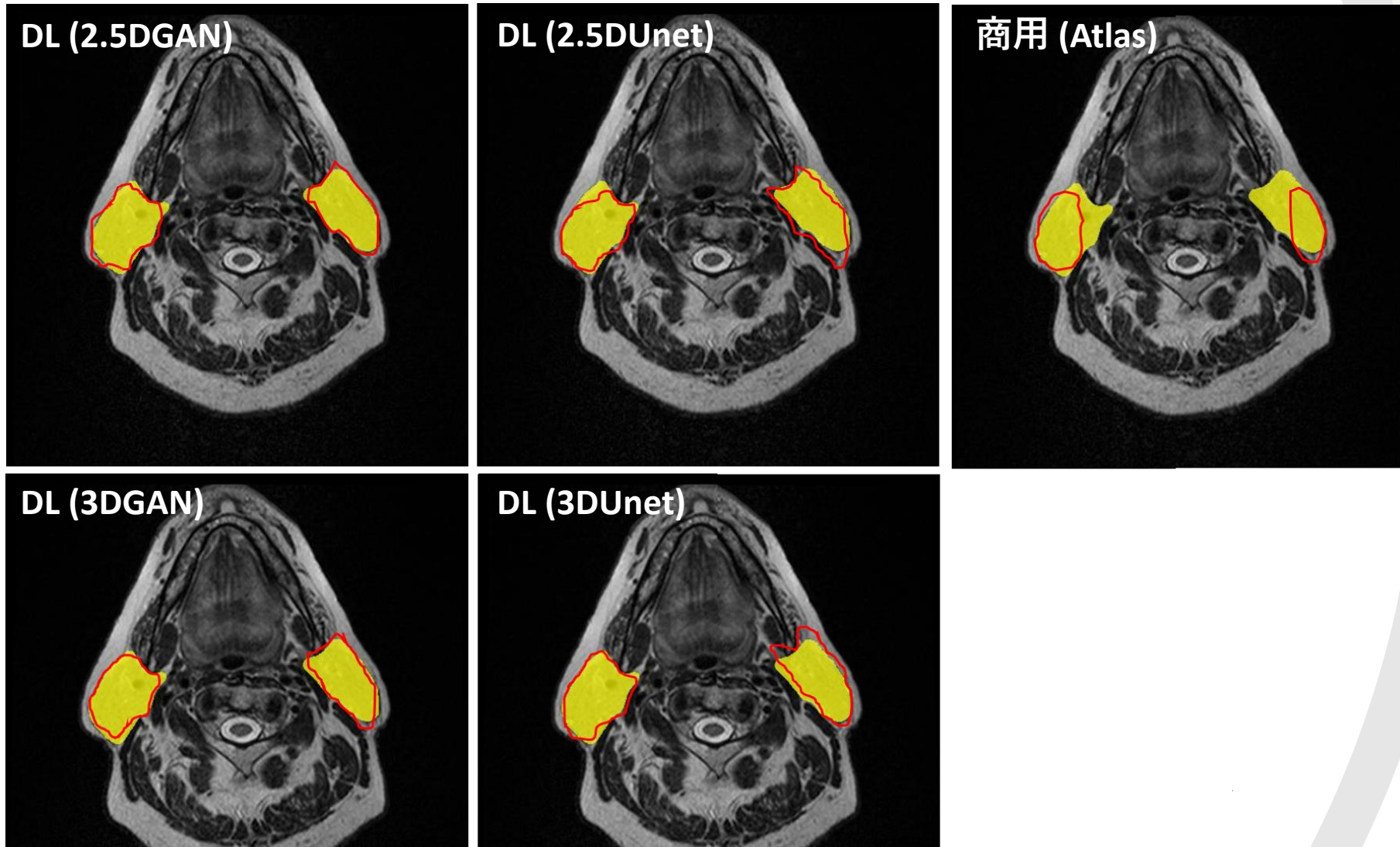


2.5D



2.5Dでは効率的な学習、Augmentation効果も期待

Deep learningによるセグメンテーション



2.5DGANが全ての部位でDice係数が高い傾向であった

総括

- 医用画像データは3次元画像が多いため、3次元Deep learningモデルを構築する必要がある
- 画像中で無用な領域は削除し効果的な学習法を図ることも有効か
- 画像生成（GAN）の技術をセグメンテーションに活用した。深層学習の取り組みを医療へ積極的に組み込むことで医療の質の改善、負担軽減が果たせる



Thank You!

If you have a question,
Please do not hesitate to contact us!!

医工連携を積極的に推進しております。
共同研究含めご相談がありましたら
ご連絡ください。

河原 大輔

Daisuke Kawahara

mail: daika99@Hiroshima-u.ac.jp