

---

# 『AI × 医用画像』の現状と可能性

2024年版

轟 佳大



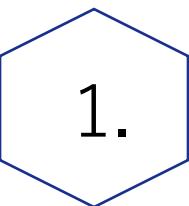
「AI×医用画像の現状と可能性」を生成AIにより画像化

本資料は2018年より年末恒例で作成している、  
轟によるスライドシリーズの第8弾です。

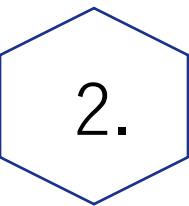
2024年は生成AIのさらなる発展を含め、  
幅広い技術が実社会に浸透した印象を受けました。  
そこで、本年も研究動向と事業動向の両面を整理し、  
定点観測としてご紹介いたします。

説明不足などに至らぬ点もあるかと思いますが、  
少しでも皆様の参考になりましたら幸いです。

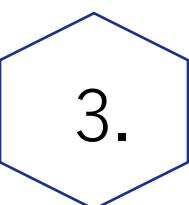
2024 12.30 轟佳大



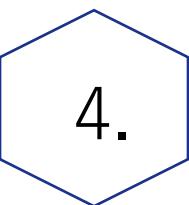
自己紹介



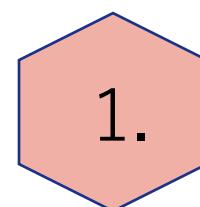
研究トレンド紹介  
- 医用画像関連研究紹介



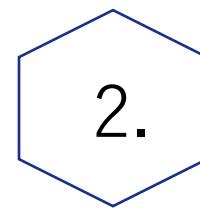
日本のビジネストレンド紹介2024  
- 部位別力オスマップ, 技術紹介



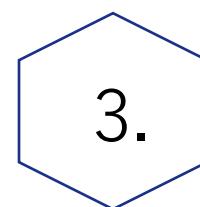
まとめ



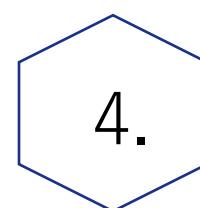
自己紹介



研究トレンド紹介  
- 医用画像関連研究紹介



日本のビジネストレンド紹介2024  
- 部位別力オスマップ, 技術紹介



まとめ

# 轟 佳大 (トド ゆきひろ)

## -所属-

### □ 本業：

医療機器メーカー

- AIリサーチャー：医療機器へ搭載するAIアルゴリズムの研究開発
- プロジェクトリーダー：諸外国向け新規医療機器事業(製品化プロジェクト)の立ち上げ



### □ その他所属：

東京大学医学部附属病院 バイオデザイン部門にて外部研究員  
外資AI開発企業 医療事業にて事業/研究開発支援



## -好きなもの-

### □ ヘルスケアや最新技術の情報収集

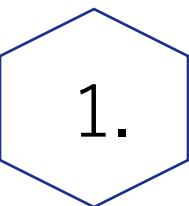
### □ ワイン、サッカー観戦、麻雀、ランニング

## -その他-

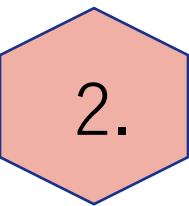
### □ 講演活動や趣味でリサーチした情報をまとめたりしてます。

□ 連絡先 yoshihiro.todoroki.1013@gmail.comまたはX DM

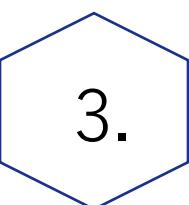
X : @Tdys13



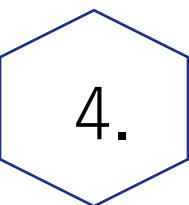
自己紹介



研究トレンド紹介  
- 医用画像関連研究紹介



日本のビジネストレンド紹介2024  
- 部位別力オスマップ, 技術紹介



まとめ

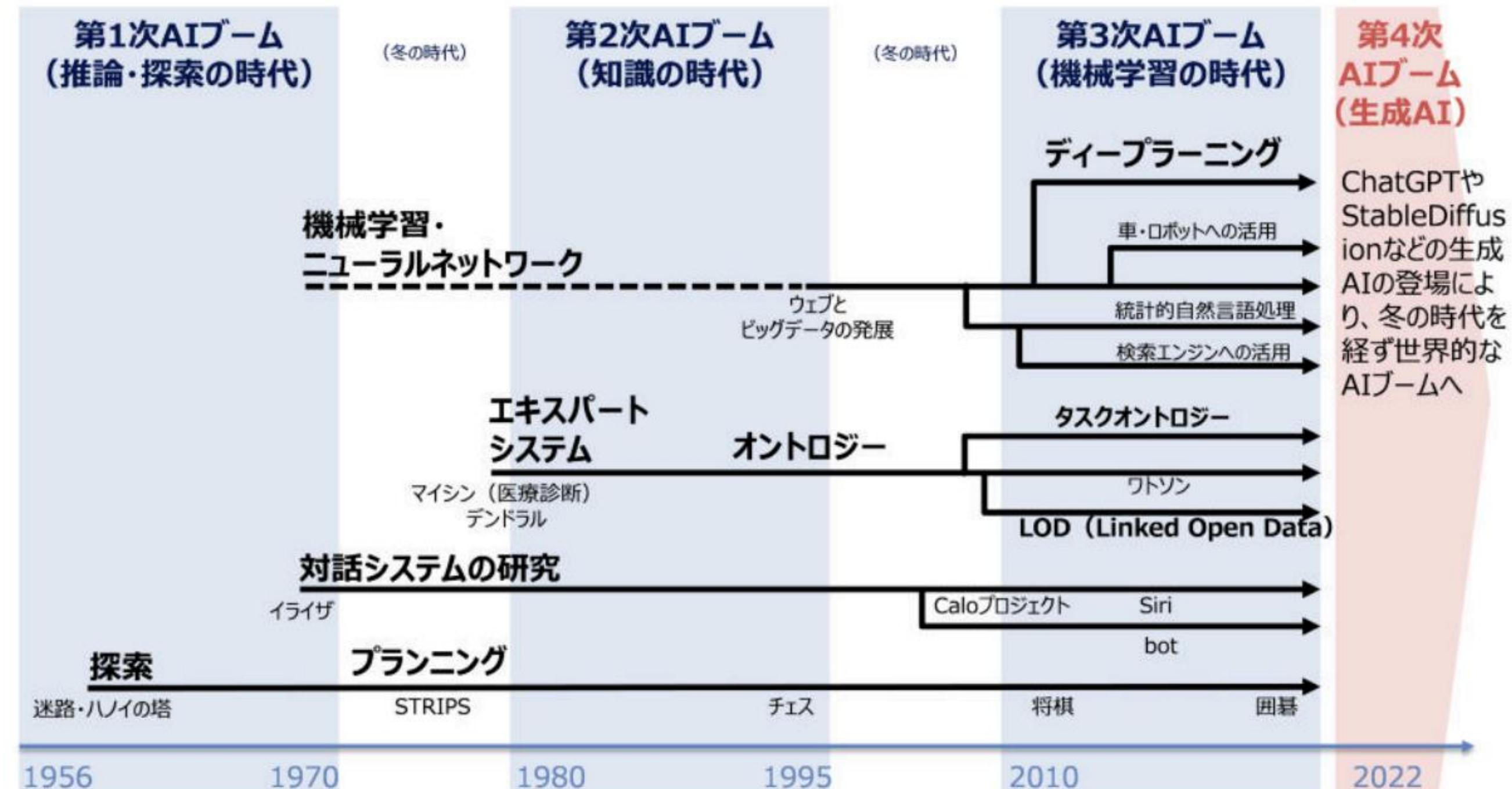
スライド右上の  
マーク



ページ数  
8 ~ 13  
14 ~ 65  
66 ~ 101  
102 ~ 119  
120 ~ 122

: コンテンツ名  
: AIとは  
: 新規提案された研究紹介(2024年)  
: 日本におけるAI×医用画像事例紹介(2024年)  
: AI医療機器に関する話  
: 終わりに

# 人工知能技術の進展



今日のAIブームは第3次AIブーム・機械学習の時代で主流となったディープラーニングから  
第4次AIブーム・生成AIへと変遷している

引用:

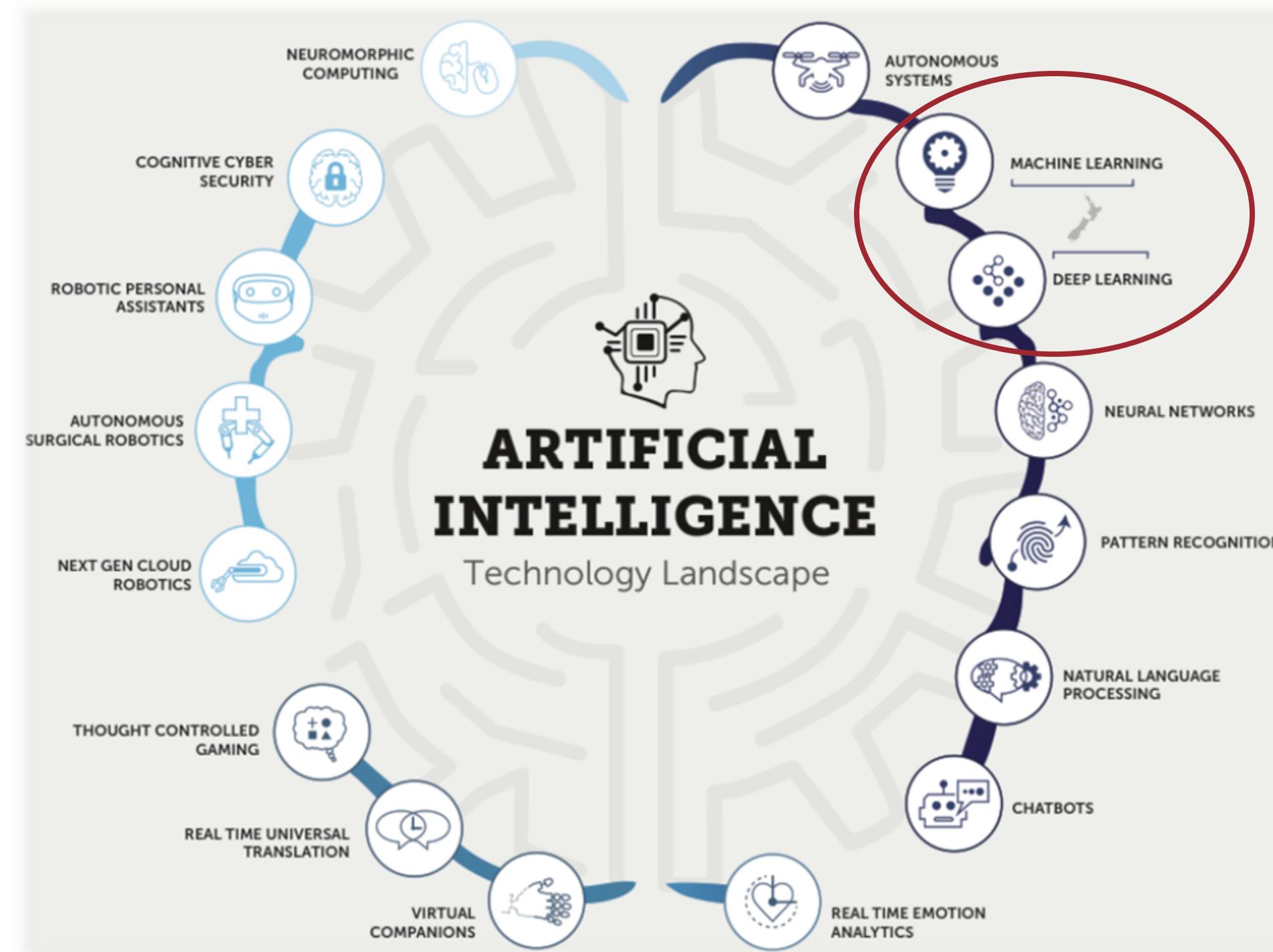
・総務省 令和6年版 情報通信白書

<https://www.soumu.go.jp/johotsusintoeki/whitepaper/ja/r06/pdf/index.html>

・第三章第一節より

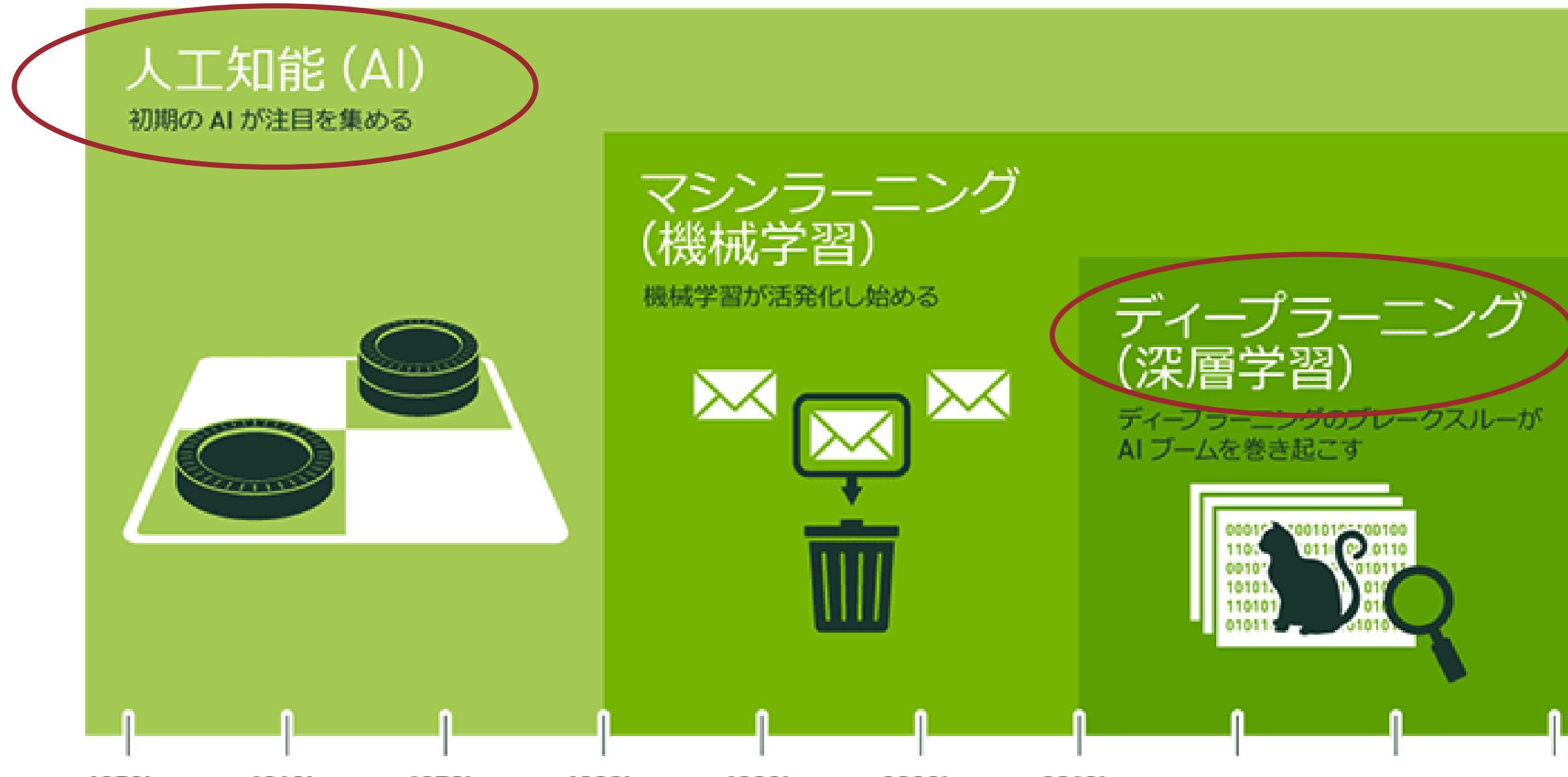
<https://www.soumu.go.jp/johotsusintoeki/whitepaper/ja/r06/pdf/n1310000.pdf>

# 人工知能とは？



人工知能＝「様々な技術の複合体の総称」  
現状はとりわけ「深層学習」と「その他技術」が使われているものを指す

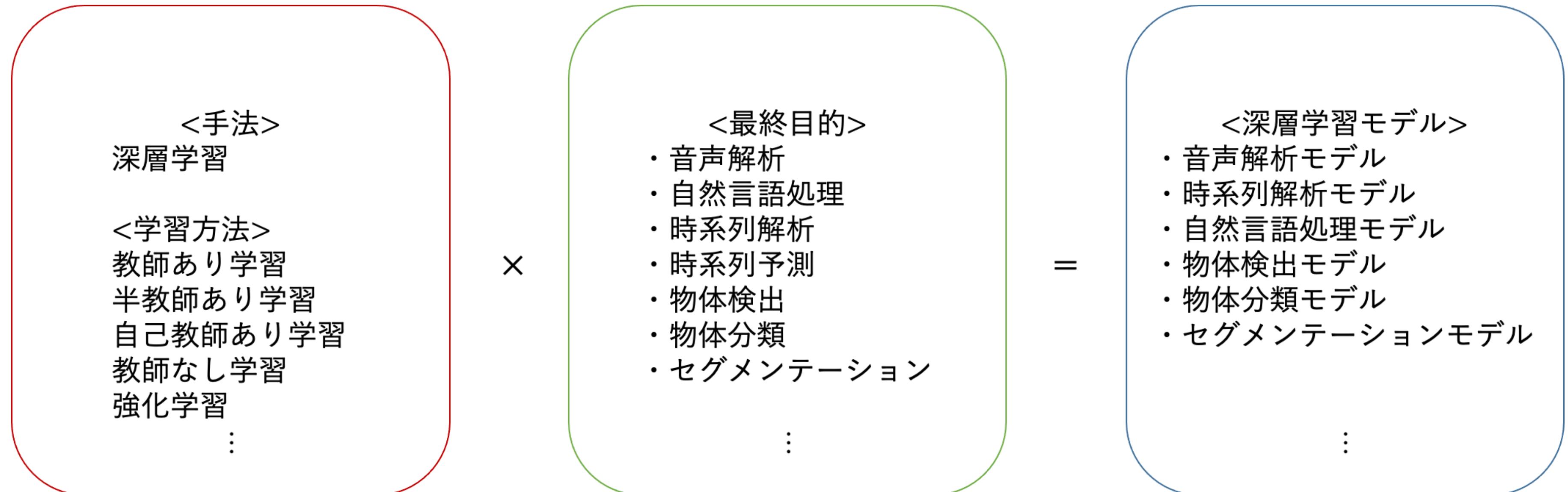
# 人工知能とは？



1950 年代の楽観主義が失望に変わって以来、最初は人工知能のサブセットである機械学習、続いて機械学習のサブセットであるディープラーニングが、これまでにない破壊的イノベーションを起こしています。

中でも機械学習技術の一手法である『深層学習技術』は人工知能の根幹技術である

# 深層学習とは？



何を最終目的とした、どんなデータが存在するか、などの条件から  
使用する深層学習モデルとモデルの学習方法を選ぶ

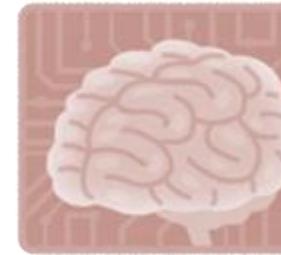
# 深層学習の発展



自身で0から  
学習させるAIモデル

自身が持っているデータ量分  
(1G~100G)

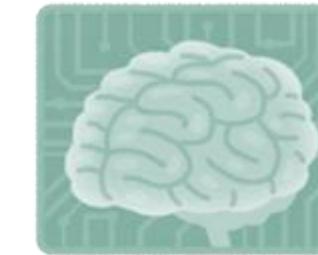
調整するパラメータ  
( $10^2$ ~ $10^6$ )



事前学習済みモデルを  
転移学習させるAIモデル

大量のデータを学習  
(100G~1000G)

調整するパラメータ  
( $10^8$ ~ $10^{10}$ )



大規模データを  
学習したAIモデル

大規模データを学習  
(1000G~100P)

調整するパラメータ  
( $10^{11}$ ~ $10^{20}$ )

今多くの領域で主流

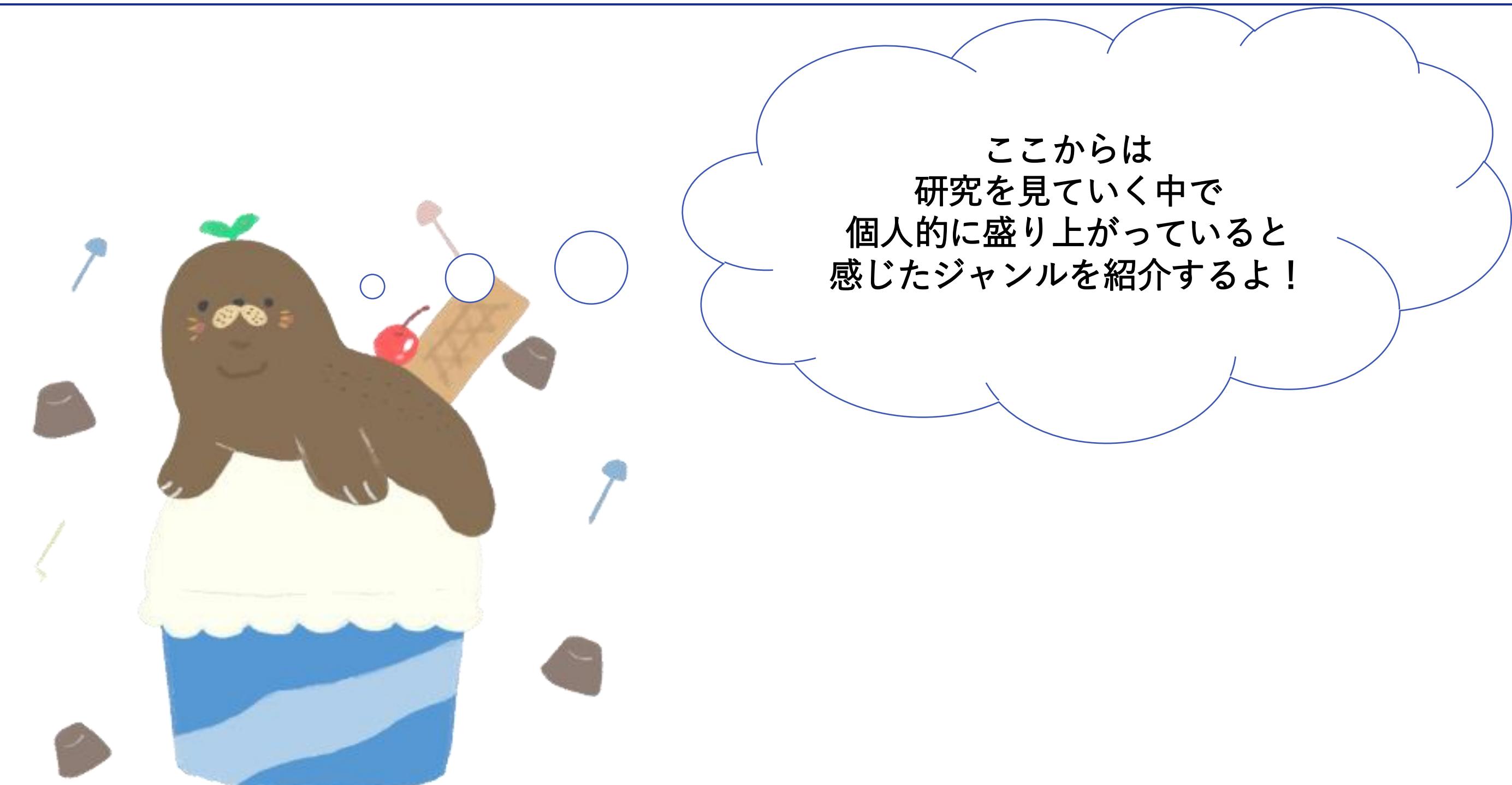
自然言語領域や  
画像生成領域で突如主流

大規模データで学習したAIモデル(基盤モデル、LLM、LVM等)が数年前から研究され、  
昨年(2023年)から流行、日常生活にも当たり前に使われ始めてきた。



## まとめ

- AIとは深層学習・機械学習×○○の総称
- 学習方法や目的に応じて使用する技術や使う深層学習モデルを変えていく
- 近年は生成AIサービスを多くの場面で見かけるようになっている。



# 個人的に考えた2024年の深層学習×医用画像処理の研究トレンド

- 精度追求から現場課題解決への移行
  - 新生児病棟環境や新生児特有の特徴を考慮した顔認識の提案
  - 腹腔鏡手術時に発生する煙を除去する試み
  - ロボット手術時に発生する生体組織や他の術具によるオクルージョンを考慮したポーズ推定
  - 非造影CTから大動脈弁の再構築
- ニッチなシーン・対象への研究応用
  - 光学フローを損なわない動的データ拡張の提案
  - Bモード超音波画像における検出精度向上
  - X線血管造影領域におけるSim2Realの応用
- 新技術導入によるブレイクスルー①
  - 外科手術に特化したトランスフォーマー
  - LLMを応用したマルチモーダルな肺がん予後予測
  - 病気の進行予測を行うディフュージョンモデル

# 個人的に考えた2024年の深層学習×医用画像処理の研究トレンド

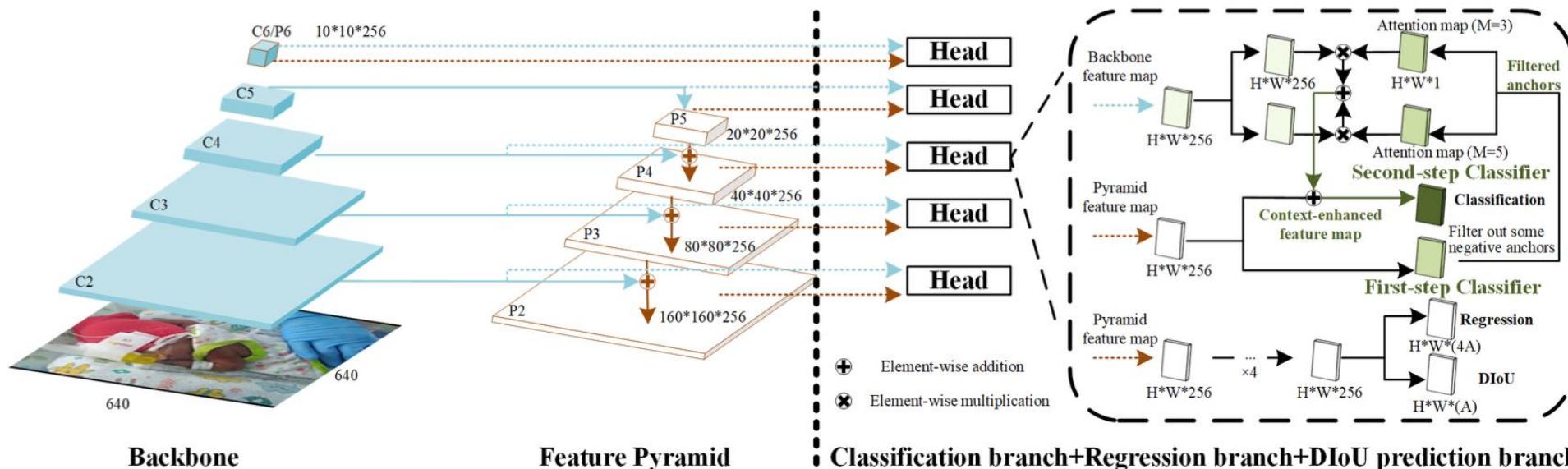
- 新技術導入によるブレイクスルー②
  - 脳損傷セグメンテーションのための基盤モデル
  - 超音波画像に特化したSAM
  - Med-CLIP SAM
  - SAMを用いたPseudo Labelの頑健性向上
- Medical Visual Question Answeringタスク
  - 大規模なMedical Visual Question Answeringデータセット
- 個人的に関心がある研究
  - 信頼性・公平性に関する研究
  - 世界モデルの応用
  - 製品化の際に必要な性能報告の水準に多くの技術研究が達していない

# 精度追求から現場課題解決への移行

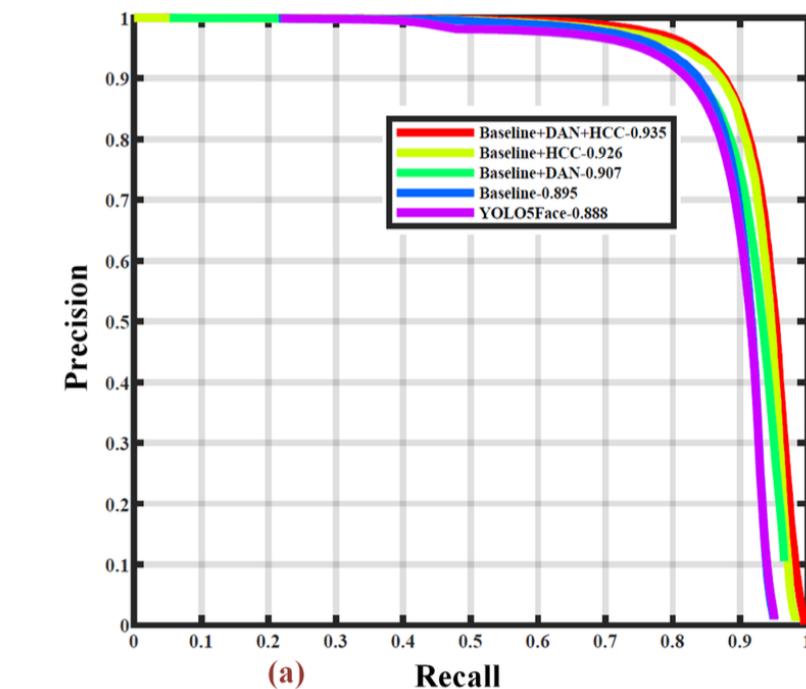
✓ 新生児病棟環境や新生児特有の特徴を考慮した顔認識の提案

Towards a Deeper insight into Face Detection in Neonatal wards

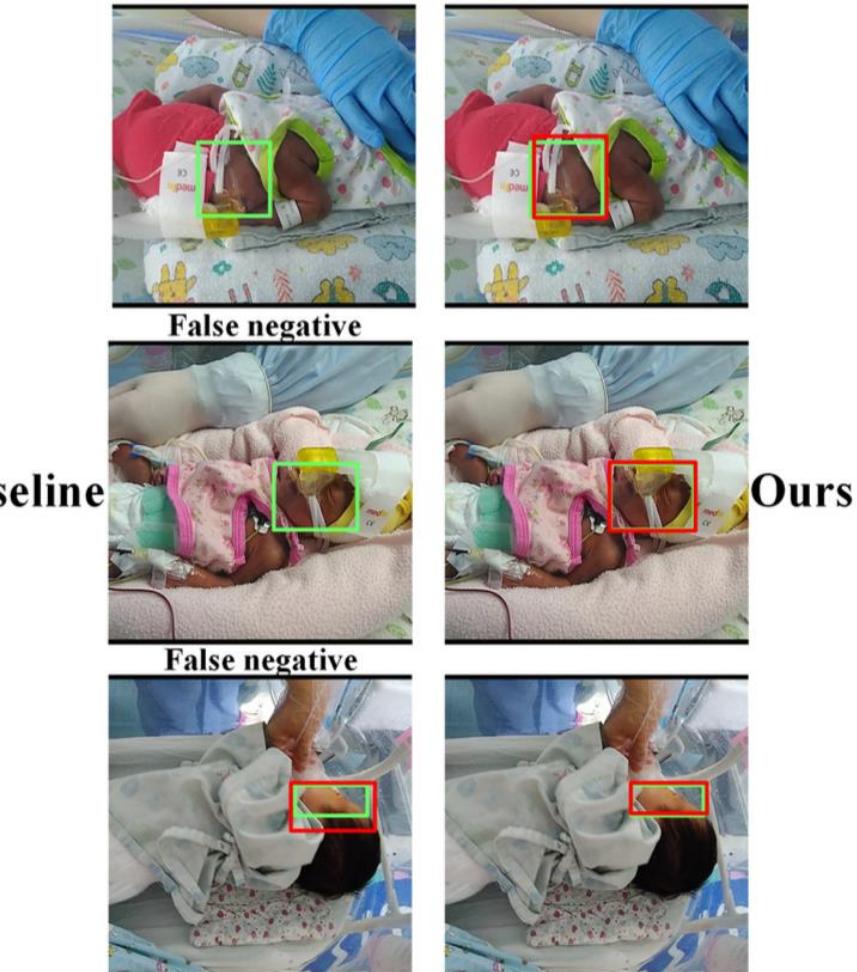
国際学会 MICCAI2024 採択



提案アーキテクチャ



精度評価の比較



検出結果

左：ベースライン、右：提案手法

NICU(新生児集中治療室)の特別環境下における  
成人顔とは異なる特徴を持つ新生児の顔認識を目的とした研究

・論文引用

Zhao, Yisheng, et al. "Towards a Deeper Insight Into Face Detection in Neonatal Wards."

International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 精度追求から現場課題解決への移行

- ✓ 新生児病棟環境や新生児特有の特徴を考慮した顔認識の提案

## Towards a Deeper insight into Face Detection in Neonatal wards

国際学会 MICCAI2024 採択

- 研究課題①：特殊環境下での顔認識
    - 新生児に対する顔検出を基盤とした非接触型モニタリングを実施したいが、遮蔽物が多すぎるため頑健性が担保されない
  - 研究課題②：色んな物で遮蔽された顔、小さな顔の検出精度の頑健性
    - 新生児の顔が、毛布や医療機器、新生児の四肢で隠れていても検知をしたい。
    - 新生児の顔はとても小さいが、ロバストに検出したい
- 
- |                 |  |
|-----------------|--|
| <b>Baseline</b> |    |
| <b>Ours</b>     | <br> |
- 研究新規性①：新データセットの構築
    - 新生児病棟における新生児の顔データセット
    - 新生児のベッドに設備されている医療機器・毛布・四肢で隠れた顔なども含む
    - オープンデータセット化に向けて調整中
  - 研究新規性②：ネガティブアンカーに対する特化トレーニング戦略
    - 誤検出を起こしやすい難しい症例 (=ネガティブアンカー。非顔領域や顔に掛かる毛布や医療機器など)の画像を多く学習させる。
    - 難しい症例を学習した際に、意図的にペナルティーを課すようなlossの設計

・論文引用

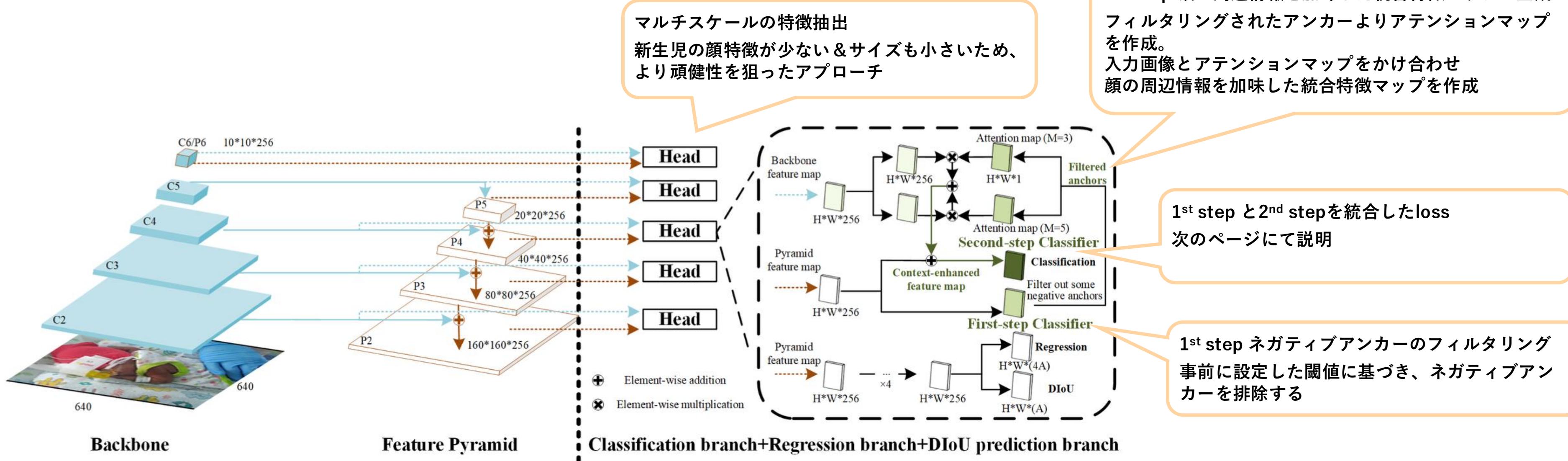
Zhao, Yisheng, et al. "Towards a Deeper Insight Into Face Detection in Neonatal Wards." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 精度追求から現場課題解決への移行

- ✓ 新生児病棟環境や新生児特有の特徴を考慮した顔認識の提案

## Towards a Deeper insight into Face Detection in Neonatal wards

国際学会 MICCAI2024 採択



提案アーキテクチャー：Hierarchical Contextual Classification Branch

・論文引用

Zhao, Yisheng, et al. "Towards a Deeper Insight Into Face Detection in Neonatal Wards." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 精度追求から現場課題解決への移行

- ✓ 新生児病棟環境や新生児特有の特徴を考慮した顔認識の提案

Towards a Deeper insight into Face Detection in Neonatal wards

国際学会 MICCAI2024 採択

$$L_{\text{HCC}} = \frac{1}{N_1} \sum_{i \in \Omega} F_1(f_1^c, y) + \frac{\gamma}{N_2} \sum_{i \in \Phi} F_2(f_2^c, y')$$



1<sup>st</sup> step部分  
ネガティブアンカーを  
フィルタリングして  
探索空間を狭める

2<sup>nd</sup> step部分  
周辺情報も加味した  
検出精度向上目的

- $f_1^c$  と  $f_2^c$  : 各 *step* の出力結果
- $y$  : 各アンカーラベル
- $y'$  : 動的なラベルの再設定
  - False negative anchor → ポジティブへ再設定
  - True negative anchor → ネガティブとして維持
  - その他のanchor → 無視
- $F_1$  と  $F_2$  : Sigmoid focal loss
- $\gamma$  : 1<sup>st</sup> step部分と 2<sup>nd</sup> step部分のバランスを取る重み

## 提案アーキテクチャーのLoss : Hierarchical Contextual Classification Branch

・論文引用

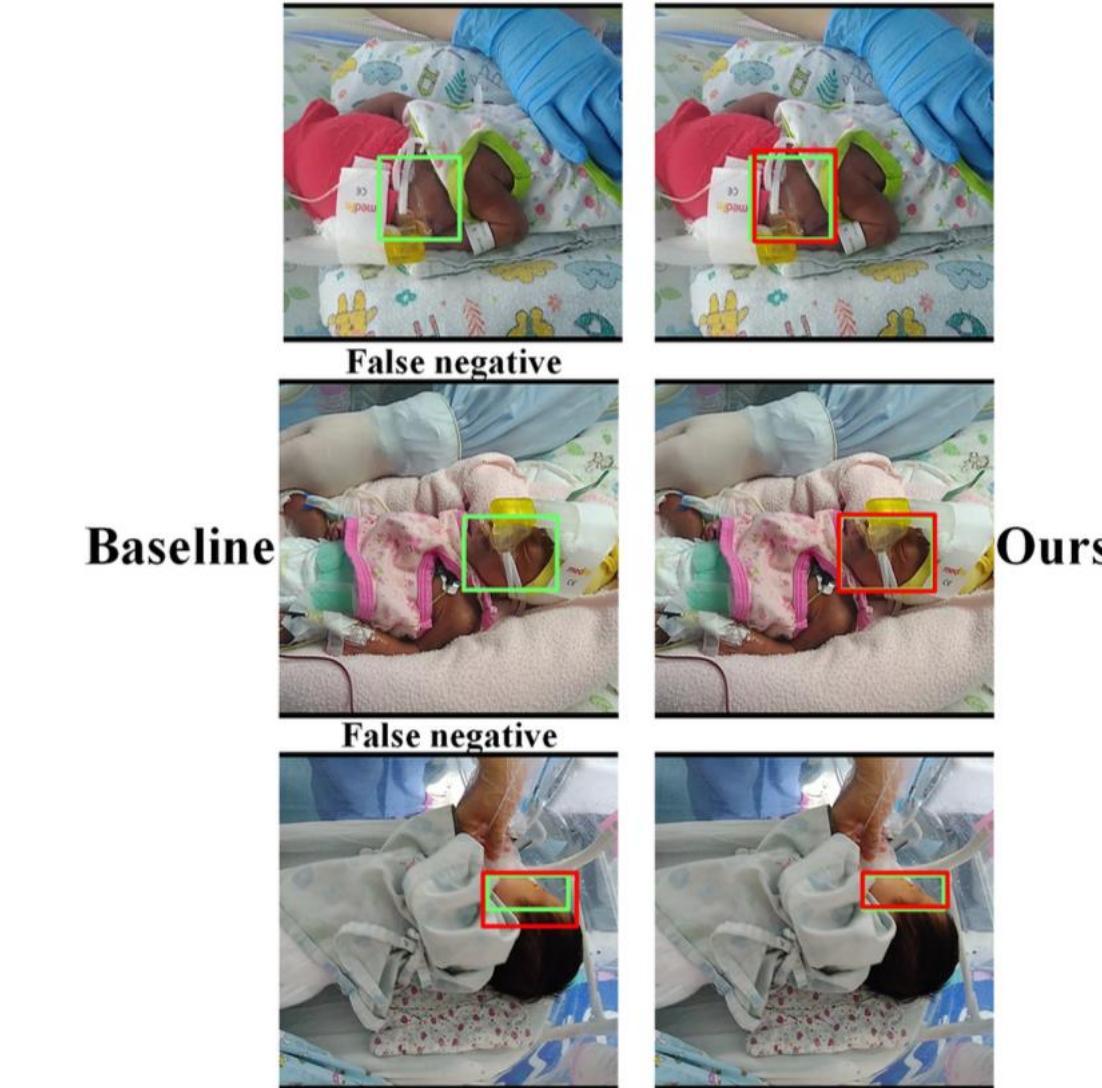
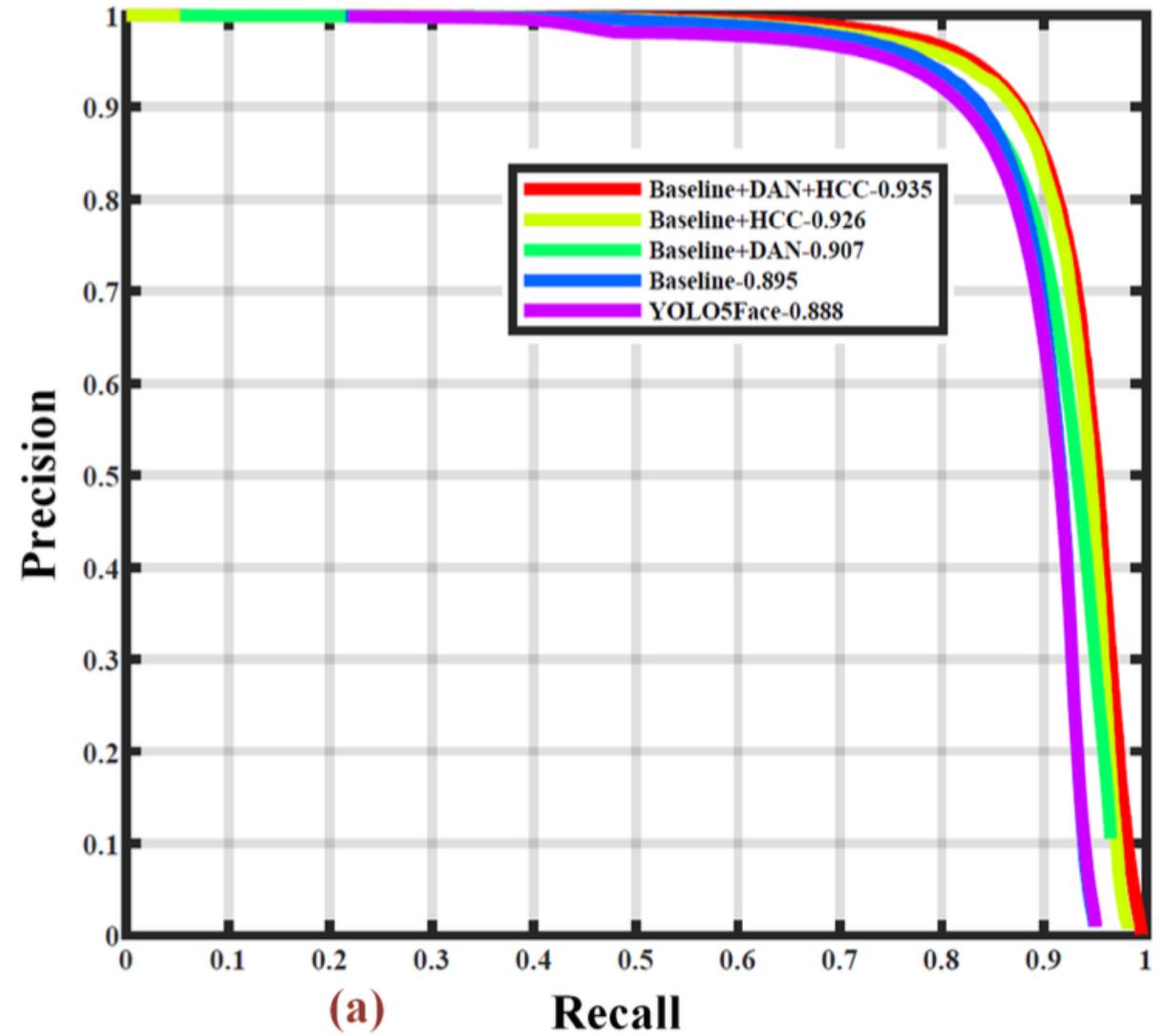
Zhao, Yisheng, et al. "Towards a Deeper Insight Into Face Detection in Neonatal Wards." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 精度追求から現場課題解決への移行

✓ 新生児病棟環境や新生児特有の特徴を考慮した顔認識の提案

Towards a Deeper insight into Face Detection in Neonatal wards

国際学会 MICCAI2024 採択



左：ベースライン、右：提案手法

NICUに入院している新生児の顔認識に特化したデータセットの作成と  
四肢や医療機器で顔が隠されても精度高く顔を検出することが出来た

・論文引用

Zhao, Yisheng, et al. "Towards a Deeper Insight Into Face Detection in Neonatal Wards."

International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 精度追求から現場課題解決への移行

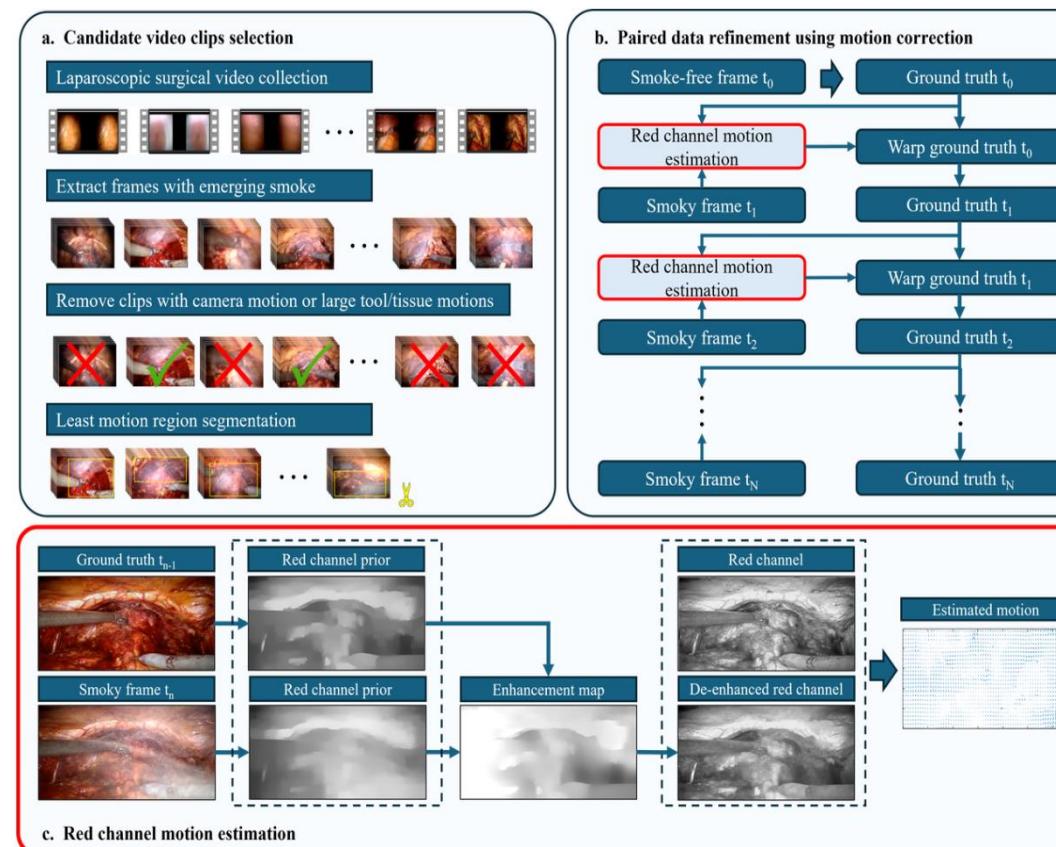
✓ 腹腔鏡手術時に発生する煙を除去する試み

A New Benchmark In Vivo Paired Dataset for Laparoscopic Image De-smoking

国際学会 MICCAI2024 採択



手術動画から  
煙が出る直前/直後の画像をペアとして抽出



ペアを選択するためのワークフロー

腹腔鏡手術における煙除去の研究を促進するため、  
実手術画像を用いた煙あり・なしペアデータセットを構築し、既存アルゴリズムの限界を明らかにした研究

Table 1. Quantitative comparison of 8 de-smoking methods over 961 images

Method	Approach	Train data	SSIM ↑	PSNR ↑	CIEDE-2000 ↓
M1 [12]	CycGan	Unpaired	0.83 ± 0.14	17.97 ± 4.98	11.70 ± 7.49
M2 [13]	CNN	Synthetic	0.88 ± 0.11	19.95 ± 3.94	7.93 ± 5.51
M3 [17]	CycGan	Unpaired	0.86 ± 0.10	19.44 ± 3.40	8.67 ± 4.10
M4 [15]	CNN	Synthetic	0.86 ± 0.08	19.74 ± 3.58	8.42 ± 4.15
M5 [16]	ViT	Synthetic	0.88 ± 0.14	20.80 ± 6.23	8.27 ± 6.98
M6 [6]	ViT	Outdoor	0.83 ± 0.08	20.29 ± 4.19	9.45 ± 4.94
M7 [20]	Variational	–	0.87 ± 0.09	18.36 ± 2.29	9.37 ± 3.21
M8 [9]	Analytical	–	0.86 ± 0.11	18.77 ± 3.68	9.25 ± 5.42

新規データセットを用いて  
既存アルゴリズム8種類を比較。  
M2/M5が最も煙除去が確認できた

# 精度追求から現場課題解決への移行

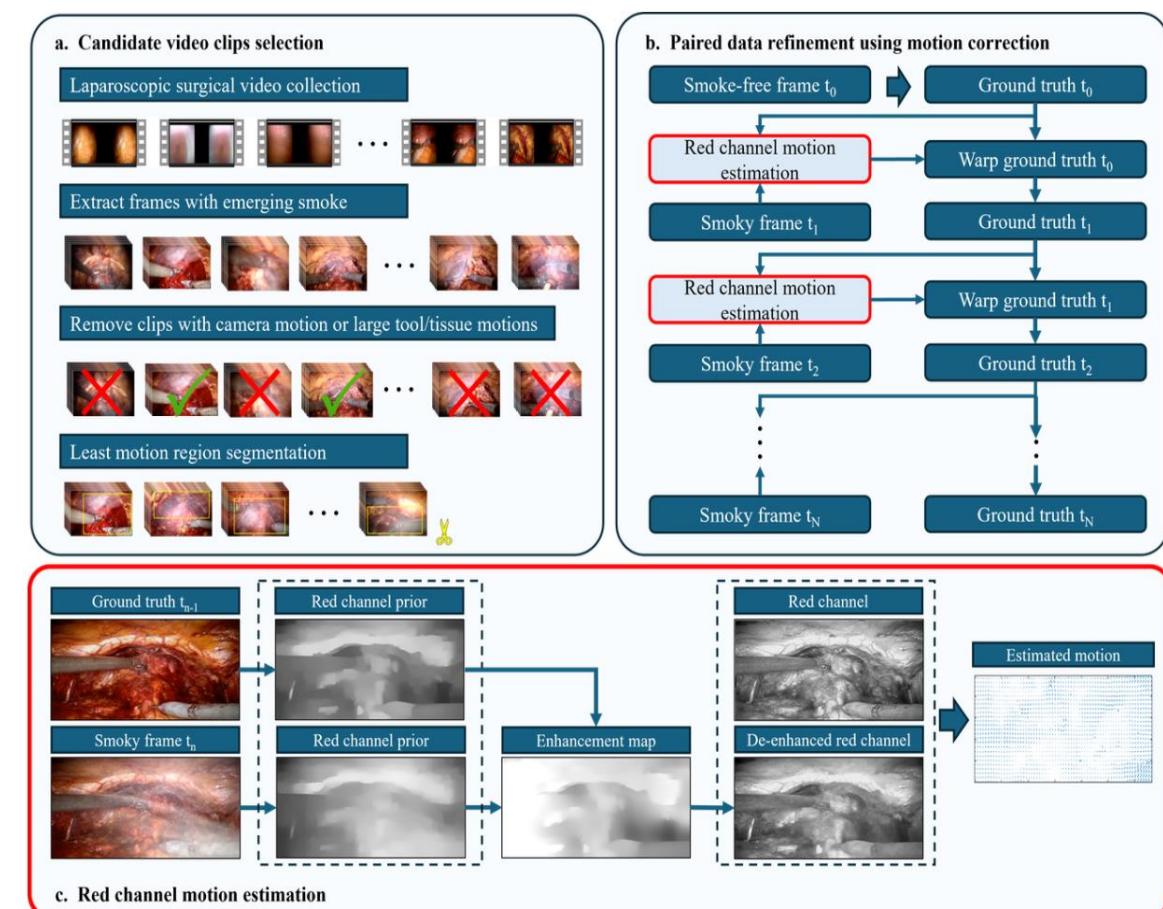
- ✓ 腹腔鏡手術時に発生する煙を除去する試み

## A New Benchmark In Vivo Paired Dataset for Laparoscopic Image De-smoking

国際学会 MICCAI2024 採択

### データセット構築のための準備

- 手順①：実際の手術動画像の収集と選別
  - 画角内に機器が大きく写っている、病変が大きく写っているなどの条件フレームを削除する
- 手順②：ペア画像の収集
  - 煙の写っていない、学習に適したフレーム(smoke-free frame)を選択。
  - smoke-free frameと数フレーム後の煙が映るsmoke frameを用いてRed channel motion estimationを実施。
  - Motion estimateされた画像を用いてsmoke frameに対して画像補正し、smoke-free frameとほぼ近い画角へ変更する。
- 余談：Red channel motion estimationについて
  - RGBチャンネルの赤は手術動画や内視鏡環境下において、血液や組織の動きを見るのに適している。
  - 緑、青は光やノイズの影響がそのまま出るため、動き推定においては使用しづらい



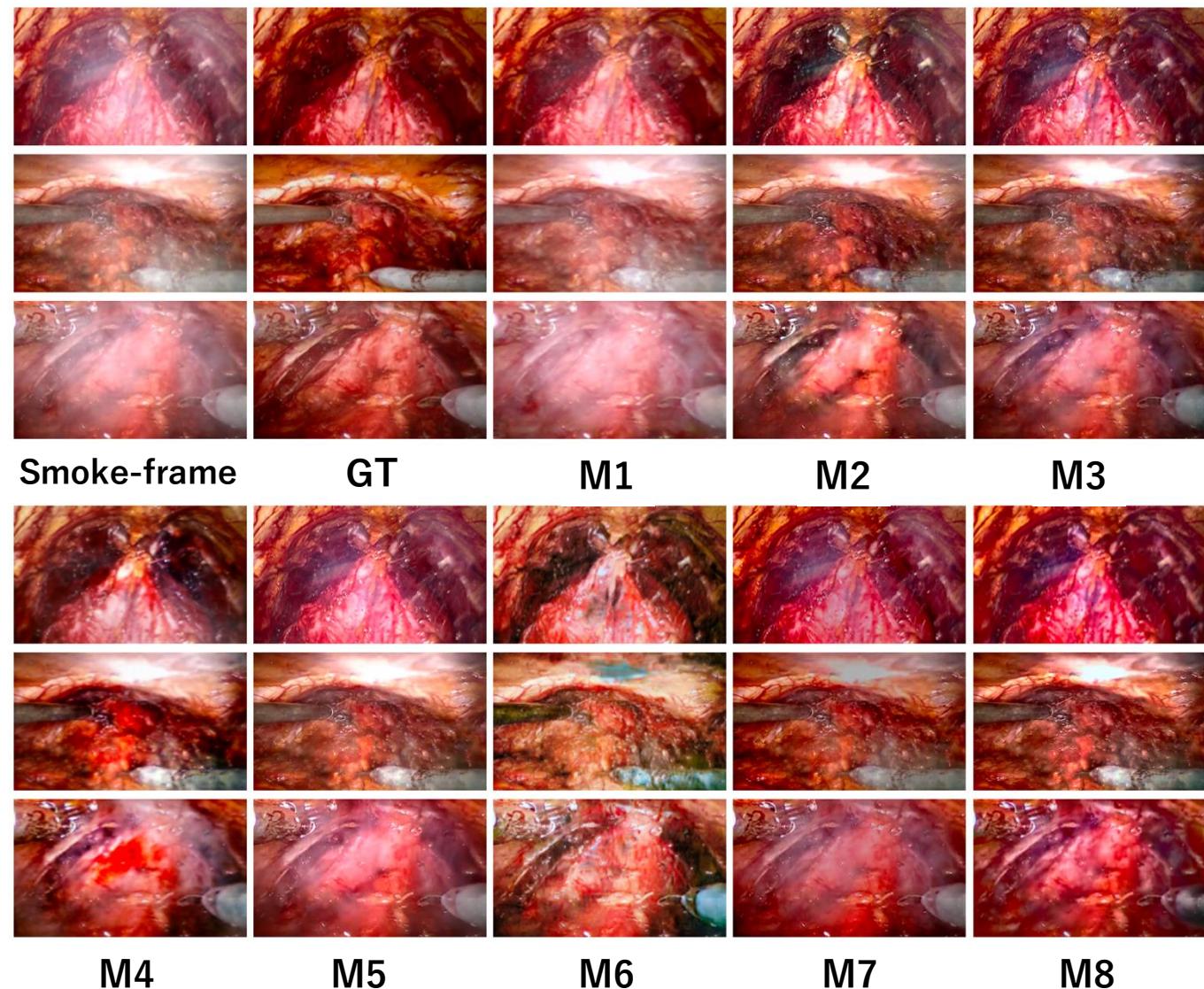
・論文引用

Xia, Wenyao, et al. "A New Benchmark In Vivo Paired Dataset for Laparoscopic Image De-smoking." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 精度追求から現場課題解決への移行

- ✓ 腹腔鏡手術時に発生する煙を除去する試み

A New Benchmark In Vivo Paired Dataset for Laparoscopic Image De-smoking  
国際学会 MICCAI2024 採択



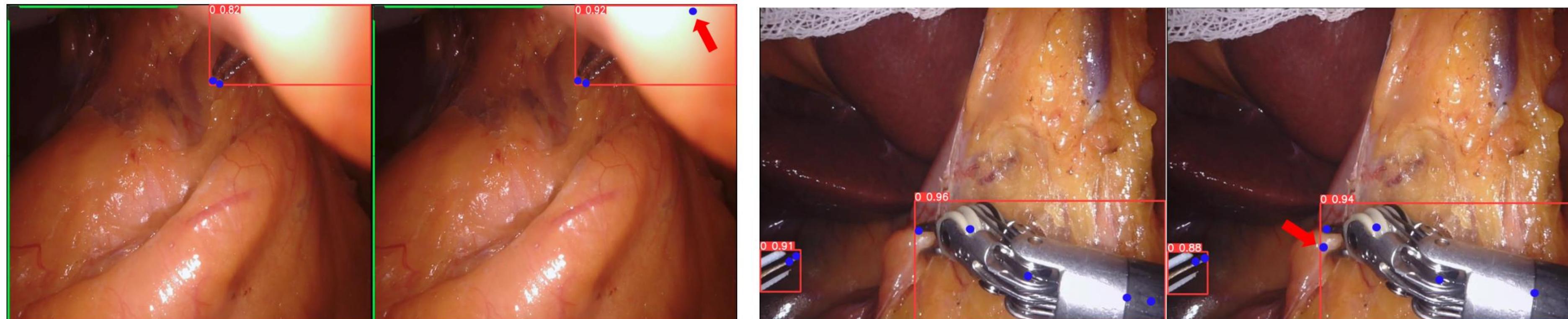
**Table 1.** Quantitative comparison of 8 de-smoking methods over 961 images

Method	Approach	Train data	SSIM ↑	PSNR ↑	CIEDE-2000 ↓
M1 [12]	CycGan	Unpaired	0.83 ± 0.14	17.97 ± 4.98	11.70 ± 7.49
M2 [13]	CNN	Synthetic	0.88 ± 0.11	19.95 ± 3.94	7.93 ± 5.51
M3 [17]	CycGan	Unpaired	0.86 ± 0.10	19.44 ± 3.40	8.67 ± 4.10
M4 [15]	CNN	Synthetic	0.86 ± 0.08	19.74 ± 3.58	8.42 ± 4.15
M5 [16]	ViT	Synthetic	0.88 ± 0.14	20.80 ± 6.23	8.27 ± 6.98
M6 [6]	ViT	Outdoor	0.83 ± 0.08	20.29 ± 4.19	9.45 ± 4.94
M7 [20]	Variational	–	0.87 ± 0.09	18.36 ± 2.29	9.37 ± 3.21
M8 [9]	Analytical	–	0.86 ± 0.11	18.77 ± 3.68	9.25 ± 5.42

構築したデータセットを用いてSmoke-frame画像に対して「8手法がどれほど煙除去を出来るか」の検証を実施。  
M2とM5が数値として最も高く、結果画像もきれいに除去されていたことが確認できた。

# 精度追求から現場課題解決への移行

- ✓ ロボット手術時に発生する生体組織や他の術具によるオクルージョンを考慮したポーズ推定  
Towards Precise Pose Estimation in Robotic Surgery: Introducing Occlusion-Aware Loss  
国際学会 MICCAI2024 採択



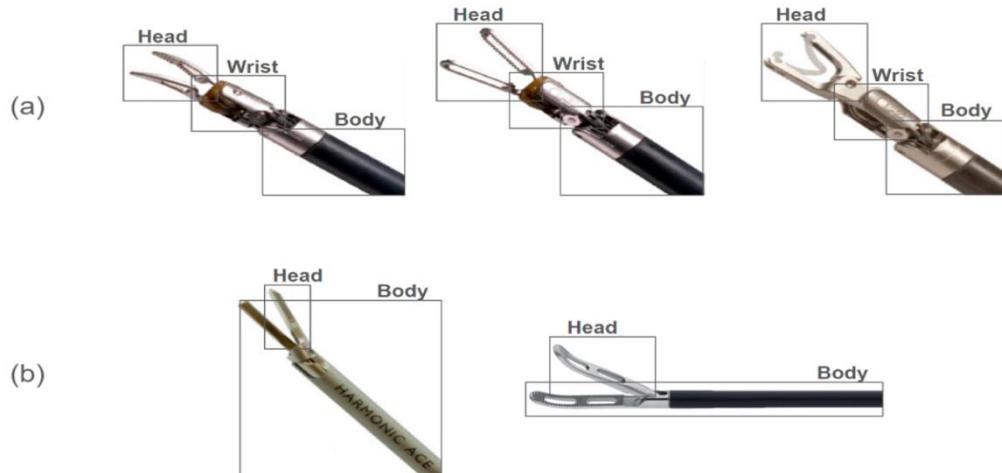
生体組織や臓器で隠れている術具を推定する  
(赤矢印部分が遮蔽部の推定結果)

ロボット手術中に発生する生体組織や他の術具によるオクルージョン(遮蔽)を考慮した新しい損失関数を用いて、  
実際のロボット手術ビデオ(Da Vinci)における外科器具ポーズ推定精度を向上させた研究

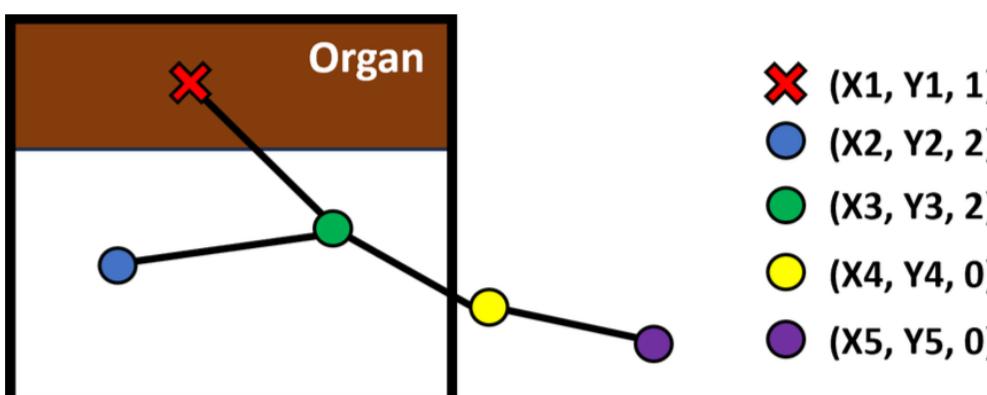
# 精度追求から現場課題解決への移行

✓ ロボット手術時に発生する生体組織や他の術具によるオクルージョンを考慮したポーズ推定  
Towards Precise Pose Estimation in Robotic Surgery: Introducing Occlusion-Aware Loss

国際学会 MICCAI2024 採択



データセットで対象となった術具  
上段は6-7箇所のキーポイント  
下段は5箇所のキーポイント



可視化情報のアノテーション  
x,y座標と可視化情報の付与

0:画面外、1:見えている、2:隠れている

- 研究課題①：実環境でのデータ不足
  - 関連研究の多くはシミュレーションデータを用いて解決を図っていたが、実際の手術環境が十分に反映されていなかった。
- 研究課題②：遮蔽された操作術具を推定する難しさ
  - 臓器や他の術具で隠れた操作中の術具のキーポイント推定と、遮蔽状況に逐次的に対応させることはとても難しい。
- 研究新規性①：新データセットの構築
  - 胃がんを外科手術する際のデータを収集し、データセットの構築を実施
  - 6種類の術具を対象にキーポイントの可視化情報（見えている、隠れている、画面外）をアノテーションとして付与。
- 研究新規性②：可視化情報を反映した新しい損失関数(Occlusion-Aware Loss)の定義

$$L_{\text{occ}} = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{c=1}^3 t_n^c \log(p_n^c)$$

$t_n^c$ :各キーポイントの1ホットエンコードされた可視化情報  
 $p_n^c$ :モデルが出力した各クラスの確率値

・論文引用

Park, Jihun, et al. "Towards Precise Pose Estimation in Robotic Surgery: Introducing Occlusion-Aware Loss." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 精度追求から現場課題解決への移行

- ✓ ロボット手術時に発生する生体組織や他の術具によるオクルージョンを考慮したポーズ推定  
Towards Precise Pose Estimation in Robotic Surgery: Introducing Occlusion-Aware Loss  
国際学会 MICCAI2024 採択

Model	RMSE		
	Visible	Occluded	Average
HRNet [15]	175.634	179.236	176.386
OTPose [16]	136.753	206.270	154.965
YOLOv8-n [2]	18.048	40.746	25.109
YOLOv8-s [2]	17.982	34.113	22.693
YOLOv8-m [2]	17.119	32.774	21.713
YOLOv8-l [2]	16.142	32.319	20.963
YOLOv8-x [2]	16.282	29.843	20.196
YOLOv8-n with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$ (ours)	18.031	33.821	22.63
YOLOv8-s with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$ (ours)	15.972	32.062	20.761
YOLOv8-m with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$ (ours)	16.172	32.606	21.092
YOLOv8-l with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$ (ours)	<b>15.472</b>	<b>27.850</b>	<b>19.028</b>
YOLOv8-x with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$ (ours)	16.533	31.878	21.045

YOLO v8の損失関数

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = \alpha \mathcal{L}_{\text{pose}} + \beta \mathcal{L}_{\text{conf}} + \underbrace{\gamma \mathcal{L}_{\text{occ}}}_{\text{Occlusion-Aware Loss}},$$

Model	Accuarcy
YOLOv8-n with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$	93.269
YOLOv8-s with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$	93.612
YOLOv8-m with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$	93.763
YOLOv8-l with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$	94.109
YOLOv8-x with $\mathcal{L}_{\text{occ}}$	94.340

$\gamma$	RMSE		
	Visible	Occluded	Average
0.25	16.452	33.238	21.463
0.5	16.248	30.131	20.292
1	<b>15.472</b>	<b>27.850</b>	<b>19.028</b>
2	16.273	32.082	20.960
3	15.750	31.189	20.334
4	16.702	33.266	21.625
5	17.547	38.509	24.008

新データセットを構築し、  
YOLO v8の既存の損失関数へOcclusion-Aware Lossを組み込むことで最終的な精度の向上

・論文引用

Park, Jihun, et al. "Towards Precise Pose Estimation in Robotic Surgery: Introducing Occlusion-Aware Loss."

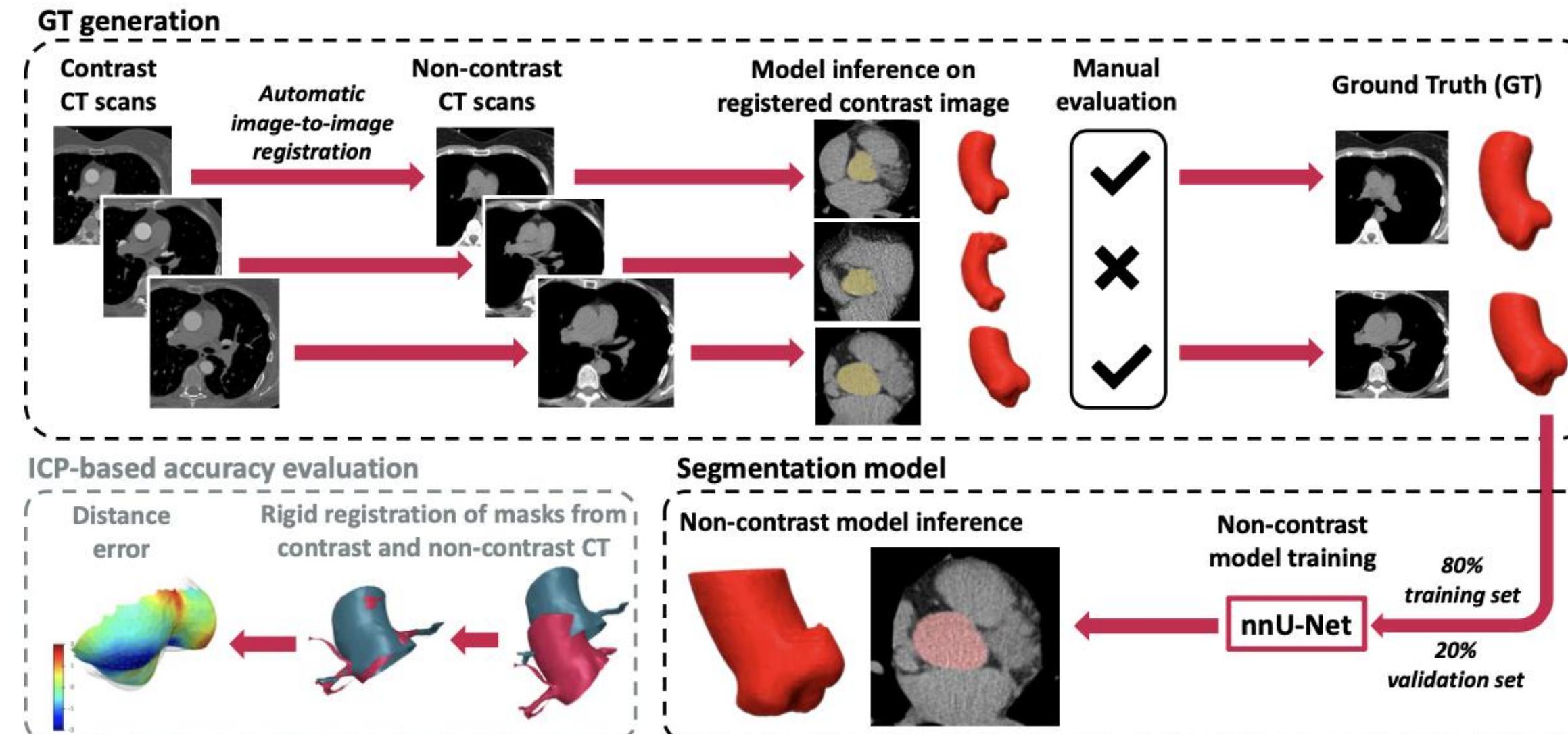
International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 精度追求から現場課題解決への移行

- ✓ 非造影CTから大動脈弁の再構築

Seeing the Invisible: On Aortic Valve Reconstruction in Non-Contrast CT

国際学会 MICCAI2024 採択



非造影CT画像から、低視認性臓器(今回は大動脈弁)を正確にセグメンテーションする提案研究

・論文引用

Bujny, Mariusz, et al. "Seeing the Invisible: On Aortic Valve Reconstruction in Non-contrast CT."

International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

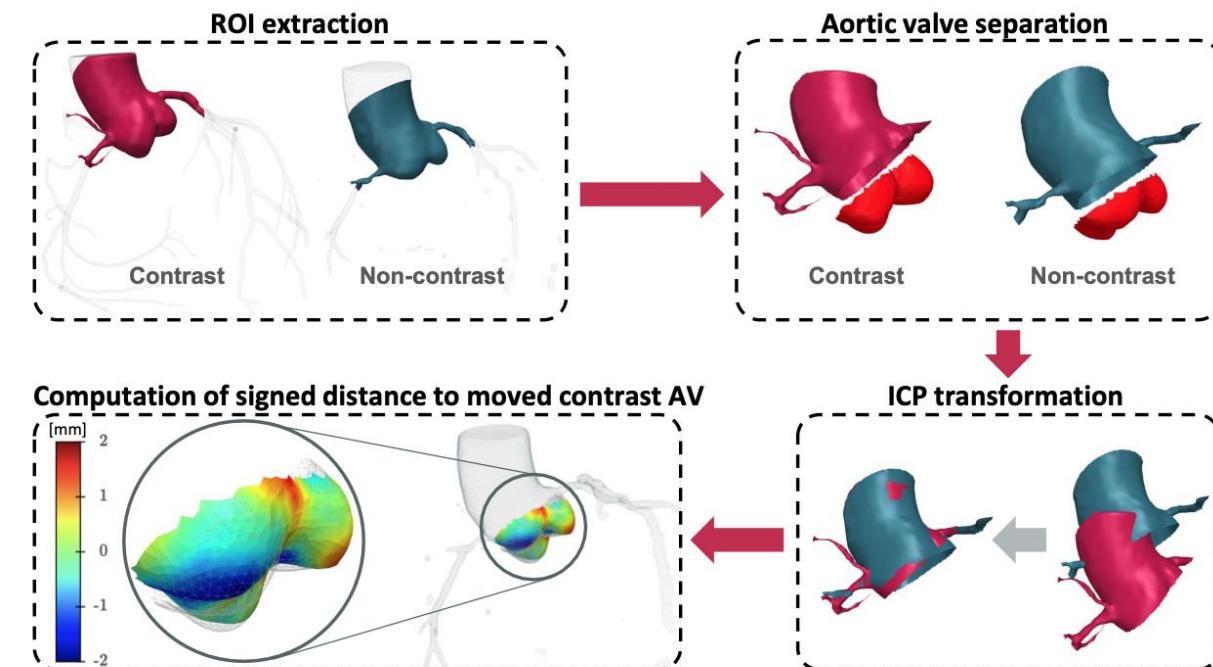
# 精度追求から現場課題解決への移行

- ✓ 非造影CTから大動脈弁の再構築

Seeing the Invisible: On Aortic Valve Reconstruction in Non-Contrast CT

国際学会 MICCAI2024 採択

- 研究課題①：非造影CTを用いること
  - 非造影CTはコントラストが低く、大動脈弁のような細かな構造の認識が難しい。
- 研究課題②：学習時のGTの作成
  - 非造影CTではマニュアルによるアノテーションがとても難しく、時間がかかる。
- 研究新規性①：非造影CTと造影CTを空間的に一致させる
  - 推論時に非造影CTのみを使えるようにするために、学習時に工夫を施す。
  - 剛体登録(Rigid Registration) 画像同士を回転/平行移動/スケール変化のみを用いて一致させる)を用いて非造影CT/造影CT間の位置合わせを正確に実施。
  - 剛体登録をした造影CTのセグメンテーションマスクを、そのまま非造影CTのGTとして利用。
- 研究新規性②：ICP手法を用いた局所的な一致率の向上
  - ICP(Iterative Closet Point)は点群のポイントマッチングに用いられる。
  - 領域内の対象物に特化して一致を図る。(今回の場合は大動脈弁に特化)
  - 最終的なズレは平均0.8mm以内となった。



・論文引用  
Bujny, Mariusz, et al. "Seeing the Invisible: On Aortic Valve Reconstruction in Non-contrast CT." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

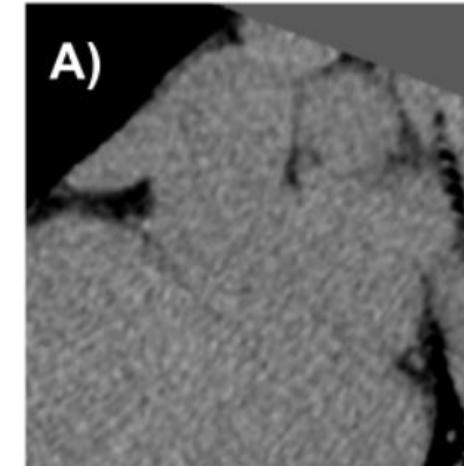
# 精度追求から現場課題解決への移行

- ✓ 非造影CTから大動脈弁の再構築

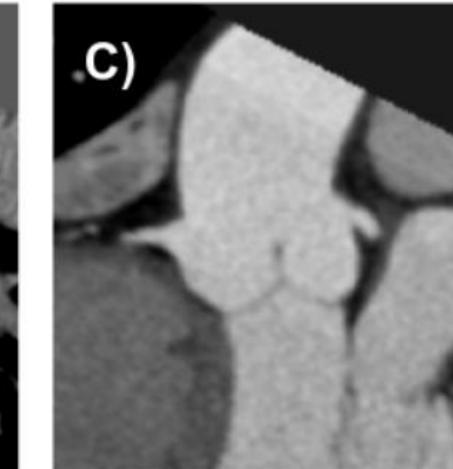
Seeing the Invisible: On Aortic Valve Reconstruction in Non-Contrast CT

国際学会 MICCAI2024 採択

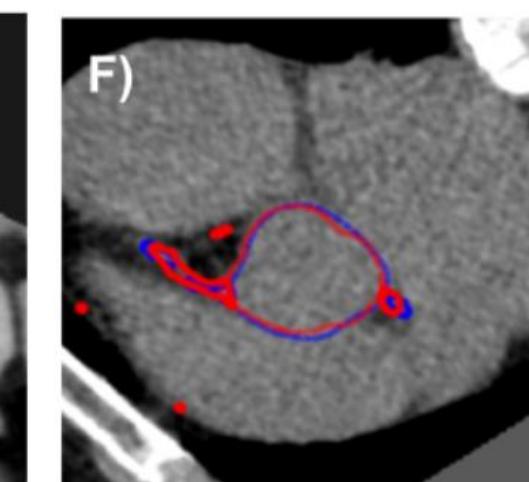
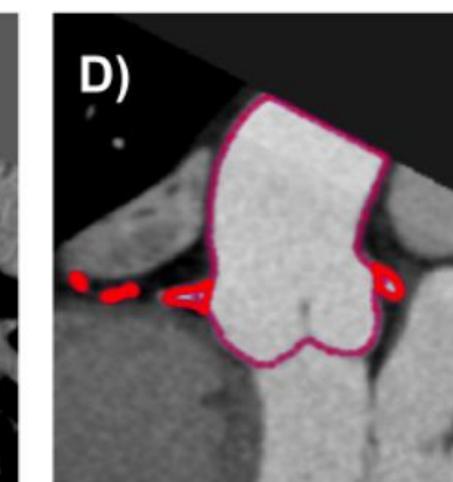
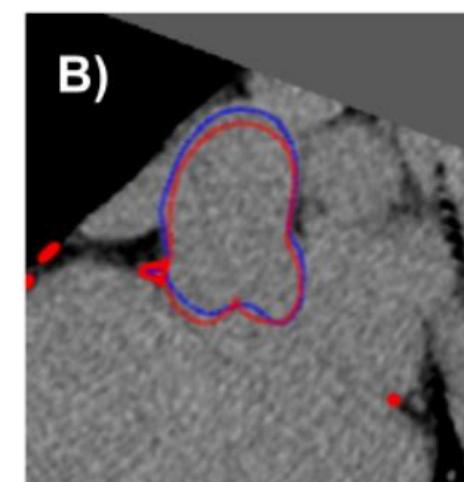
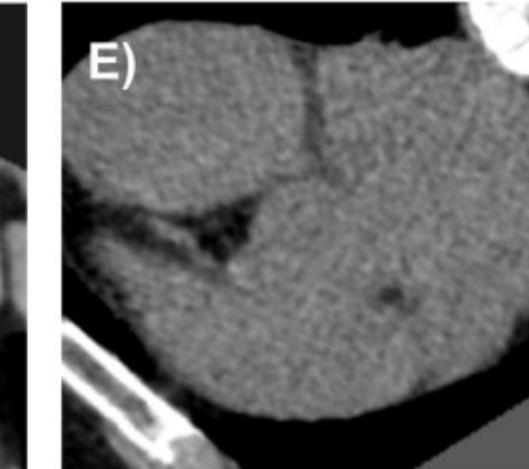
非造影CT



造影CT



非造影CT



青線：対象輪郭  
赤線：自動生成したマスク

ICPアルゴリズムを用いた  
非造影CTへの対応

造影CTから  
剛体登録をしたマスク

ICPアルゴリズムを用いた  
非造影CTへの対応

造影CTとICPアルゴリズムを利用して  
「非造影CTの疑似セグメンテーションマスク」として利用出来る様になった

・論文引用

Bujny, Mariusz, et al. "Seeing the Invisible: On Aortic Valve Reconstruction in Non-contrast CT."

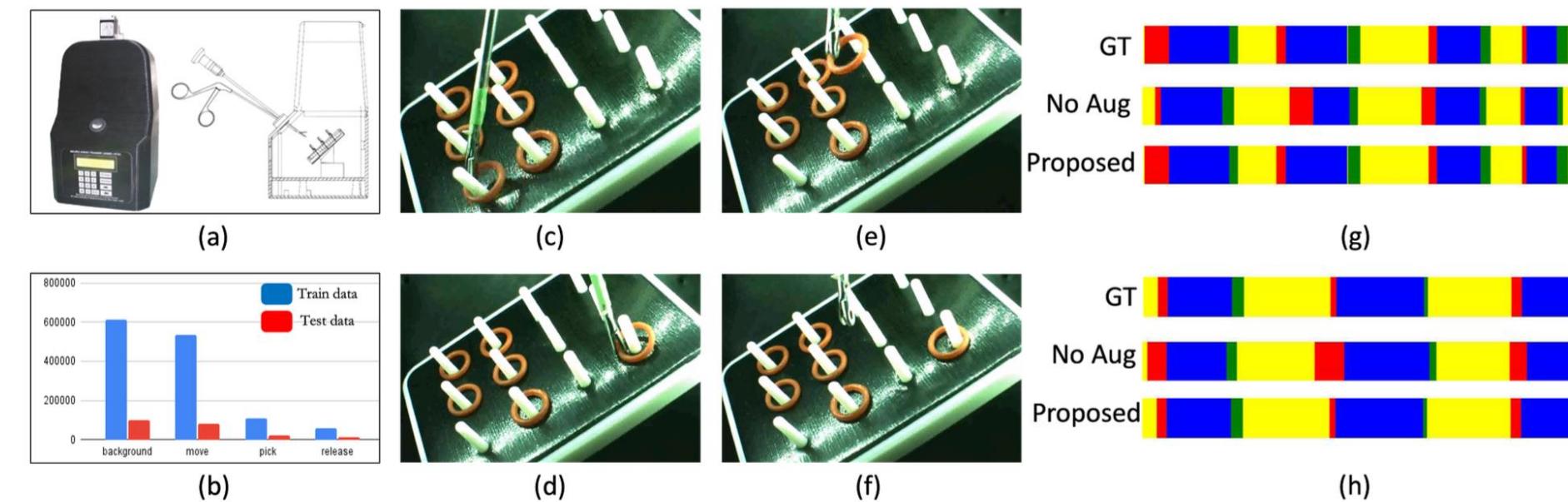
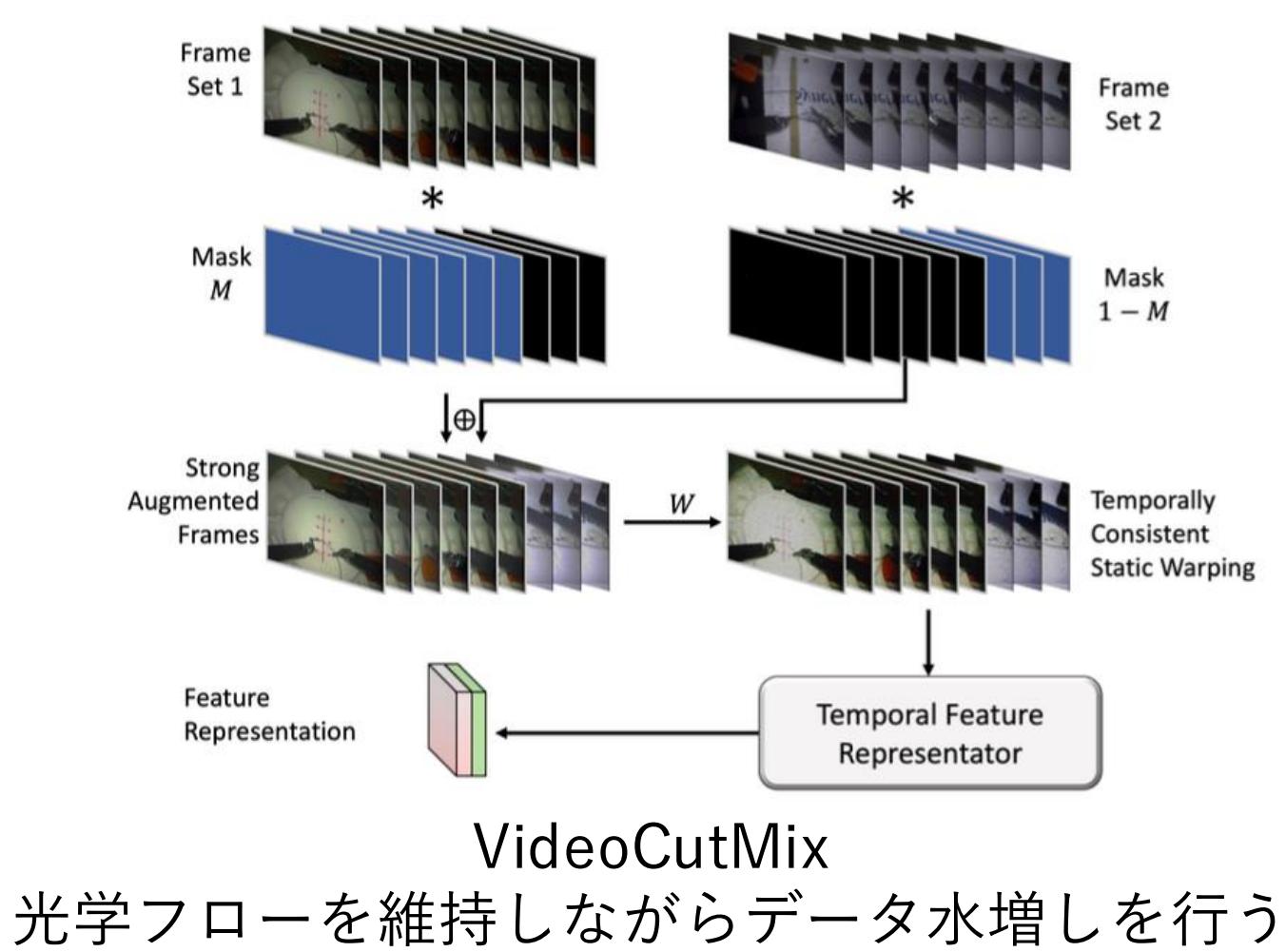
International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

✓ 光学フローを損なわない動的データ拡張の提案

VideoCutMix: Temporal Segmentation of Surgical Videos in Scarce Data Scenarios

国際学会 MICCAI2024 採択



動画データセットの説明

a)撮像環境 b)train/testのデータ分布

c~f)画像例 握む→動かす→離す→背景

g,h)提案水増しを用いたアクション結果

Temporal Action Segmentation(TAS)タスクとも呼ばれる

脳神経外科内視鏡手術を訓練する脳外科研修医向けのトレーニングに特化した動画データセットの構築と  
データ不足に対する光学フローを損なわない動的データ拡張の提案

・論文引用

Dhanakshirur, Rohan Raju, et al. "VideoCutMix: Temporal Segmentation of Surgical Videos in Scarce Data Scenarios."

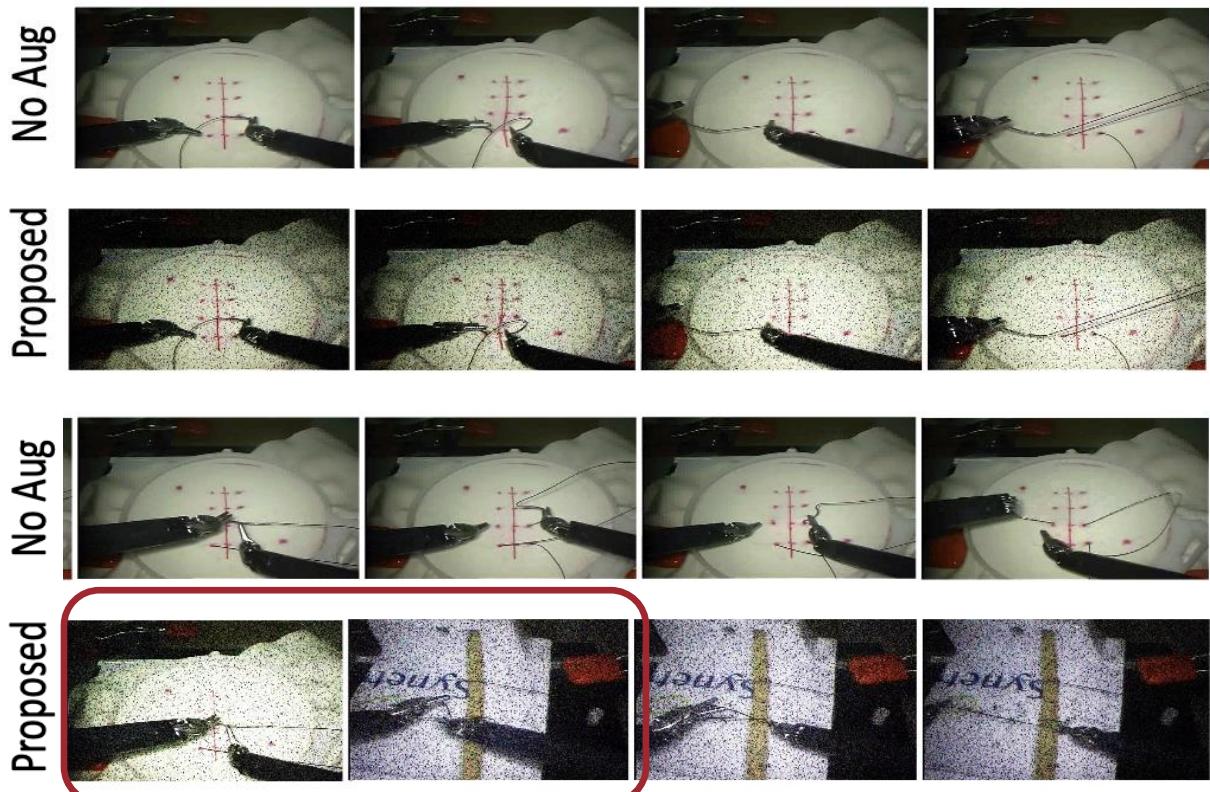
International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ 光学フローを損なわない動的データ拡張の提案

VideoCutMix: Temporal Segmentation of Surgical Videos in Scarce Data Scenarios

国際学会 MICCAI2024 採択



VideoCutMix  
内視鏡術具がほぼ同じ位置のフレーム  
を別シーンから貼り付ける

- 研究課題①：ニッチな領域に伴う研究データ不足
  - 脳神経外科トレーニーの手術訓練動画というニッチな領域
  - 手術のシーンやフェーズを認識するデータセットがない
- 研究課題②：データ不足下における動画像水増しの限界
  - 光学フローを損ないながら水増しをすることが多いため  
データ不足の状況下においては水増しが機能しなくなる。
- 研究新規性①：新データセットの構築
  - 脳神経外科トレーニーの手術訓練動画データセット
  - 3名の医師によるアノテーション
    - ①フレームにおけるアクション ②動画内のフェーズに対してラベル付与
- 研究新規性②：動的データ拡張技術-VideoCutMixの開発
  - 光学フローは維持しながらフレームの一部を別動画や、異なる時間位置から差し替えることでアクション境界を合成し、データの多様性を高める。
- 研究新規性③：カリキュラム学習の応用
  - カリキュラム学習：易しいもの→難しいものへ難易度を上げながら学習する

・論文引用

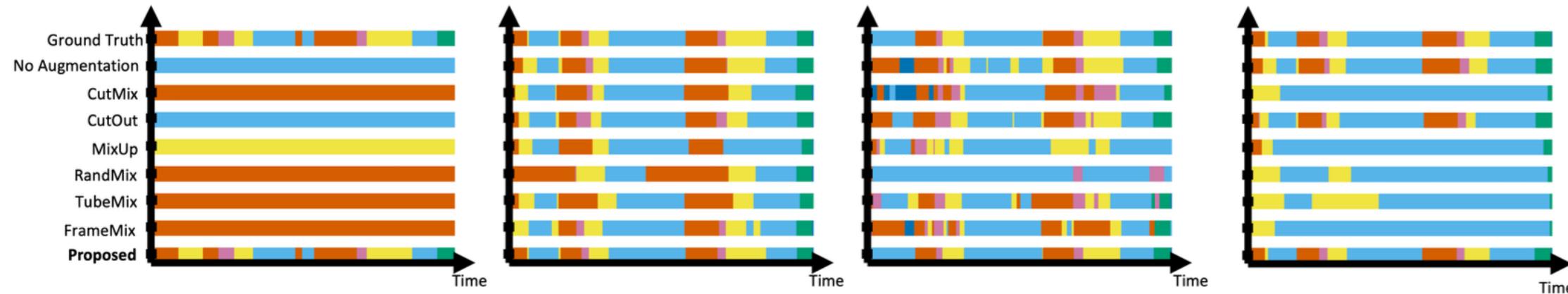
Dhanakshirur, Rohan Raju, et al. "VideoCutMix: Temporal Segmentation of Surgical Videos in Scarce Data Scenarios." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ 光学フローを損なわない動的データ拡張の提案

VideoCutMix: Temporal Segmentation of Surgical Videos in Scarce Data Scenarios

国際学会 MICCAI2024 採択



動画のアクションセグメンテーション結果  
提案手法のアクション解析結果は  
GTとほぼ類似している

Algorithm	Venue	UVAST [2]		mGRU [1]		HASR-ASRF [1]	
		Edit	F1@10	Edit	F1@10	Edit	F1@10
CutMix [23]	ICCV19	51.05	62.99	63.09	66.45	63.28	62.28
Cutout [5]	ArXiv17	49.59	61.52	63.37	72.86	82.83	80.68
Mixup [25]	ICLR18	50.25	59.5	51.87	55.53	66.42	67.53
RandMix [21]	CVPR23	43.95	51.91	51.91	52.77	75.59	75.82
TubeMix [21]	CVPR23	51.83	59.17	51.79	51.97	77.91	75.05
FrameMix [21]	CVPR23	51.63	61.98	60.71	65.75	80.46	77.63
Dynaugment [9]	ICLR23	44.51	56.51	51.56	52.97	86.42	85.17
<b>Proposed Technique</b>		<b>54.49</b>	<b>65.32</b>	<b>74.29</b>	<b>81.86</b>	<b>89.11</b>	<b>93.45</b>

JIGSAWS-Knot-tyingデータセットに対して、各動画像水増し手法と比較をした結果  
最も精度が高くなった

新規水増し手法であるVideoMixCutは  
動画像領域の水増しにおいて重要な手法になりうる

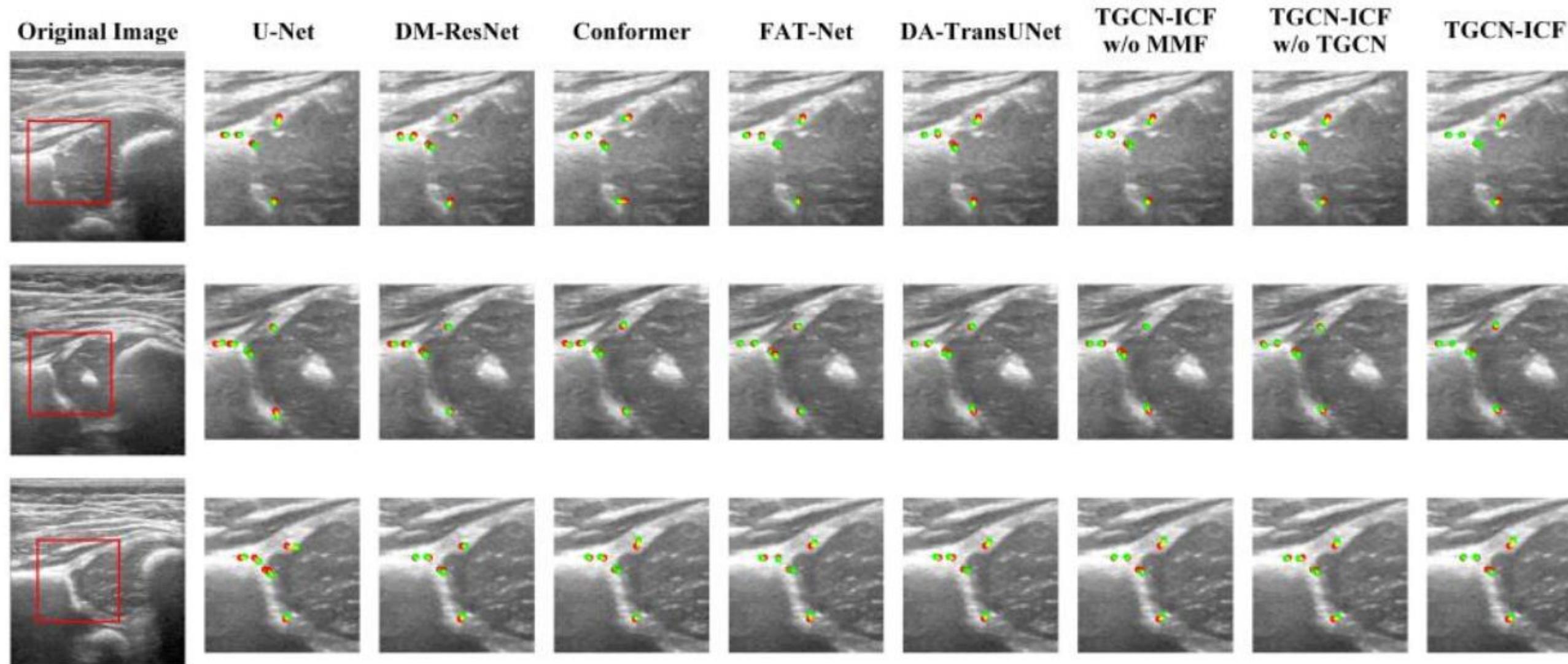
・論文引用

Dhanakshirur, Rohan Raju, et al. "VideoCutMix: Temporal Segmentation of Surgical Videos in Scarce Data Scenarios." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ Bモード超音波画像における検出精度向上

Topological GCN for Improving Detection of Hip Landmarks from B-Mode Ultrasound Images  
国際学会 MICCAI2024 採択



乳児の発育性股関節形成不全を診断するため  
Bモード超音波画像における股関節ランドマークの検出精度向上を目指した研究

・論文引用

Huang, Tianxiang, et al. "Topological GCN for Improving Detection of Hip Landmarks from B-Mode Ultrasound Images." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ Bモード超音波画像における検出精度向上

Topological GCN for Improving Detection of Hip Landmarks from B-Mode Ultrasound Images

国際学会 MICCAI2024 採択

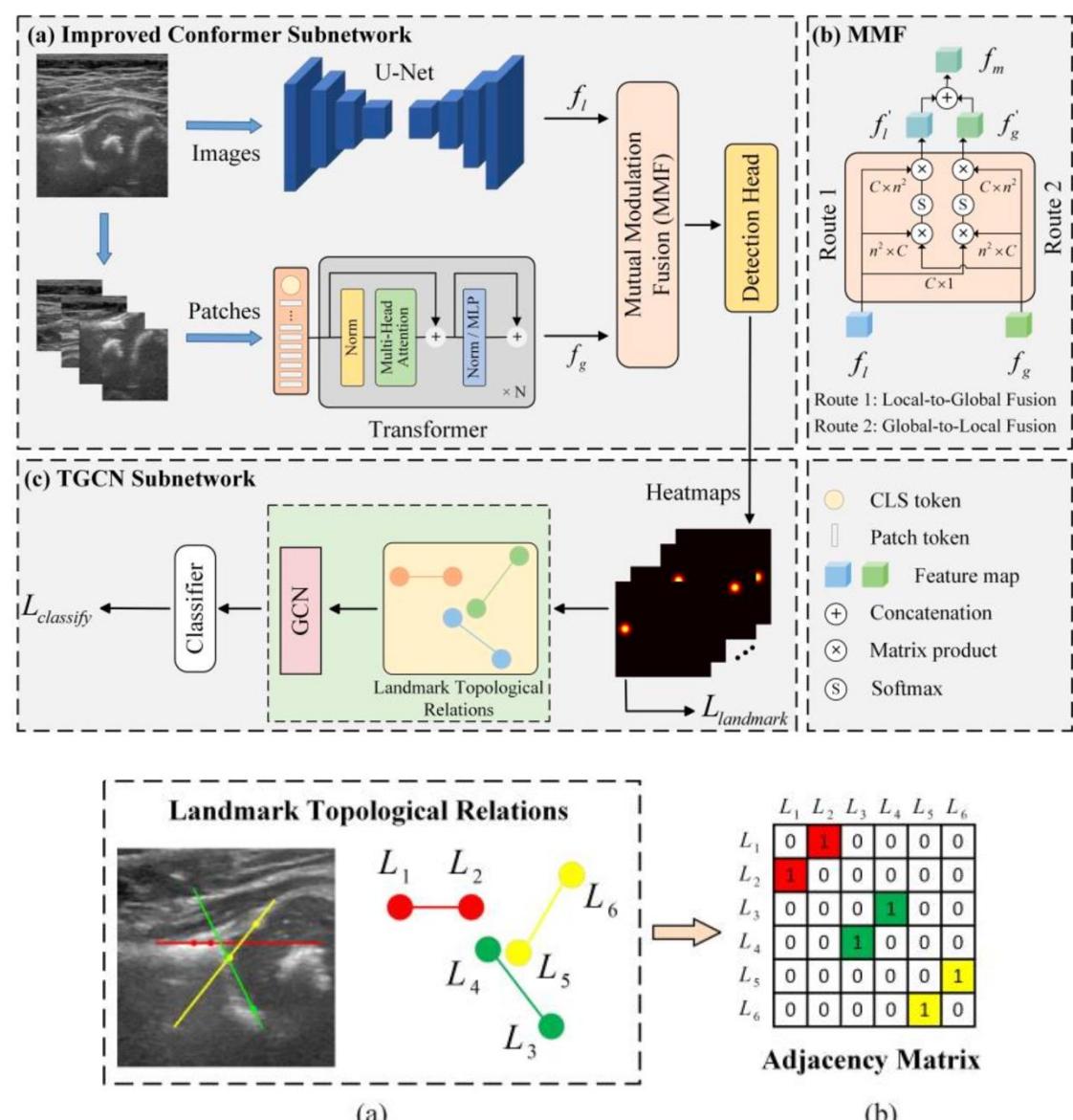


Fig. 3. The principle of the adjacency matrix construction.

- 研究課題①：Bモード超音波画像にノイズがのりやすい
  - ノイズの影響を受けやすく、正確なランドマーク検出が難しい
- 研究課題②：ランドマークの空間的位置関係情報の考慮が難しい
  - 先行研究では局所的な特徴に注力する物が多く、位置関係情報まで考慮されている研究が存在しない。
- 研究新規性①：ノイズに頑健なアーキテクチャの設計
  - U-NetとTransformerを組み合わせて、局所的特徴と大域的特徴よりランドマーク候補を抽出。
- 研究新規性②：ランドマーク間の空間的位置関係をグラフ表現でモデル化
  - GCNにて位置関係情報を学習し、ランドマーク検出の精度をあげる
  - 研究新規性①と②が提案アーキテクチャであるTGCN-ICF

・論文引用

Huang, Tianxiang, et al. "Topological GCN for Improving Detection of Hip Landmarks from B-Mode Ultrasound Images." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

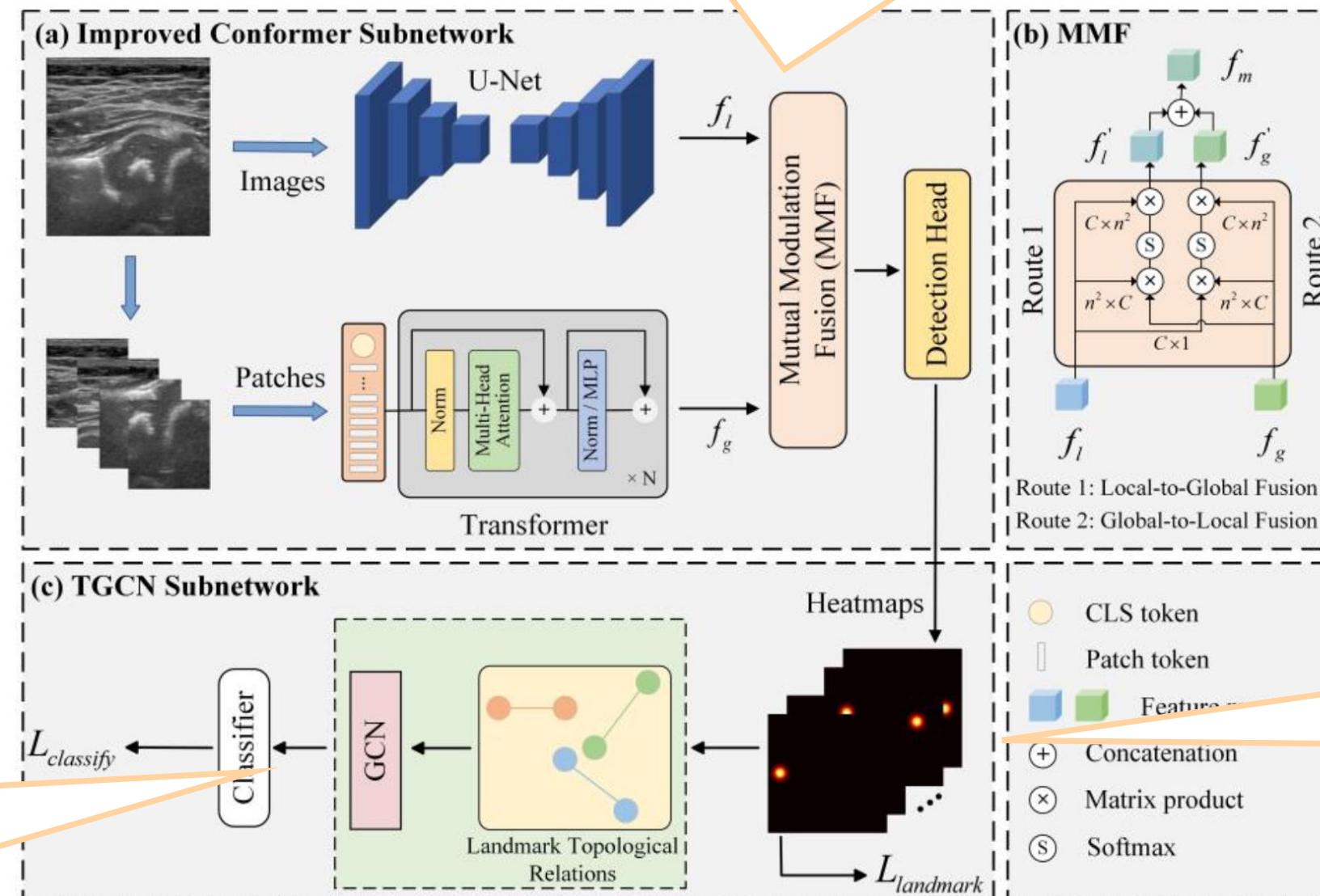
✓ Bモード超音波画像における検出精度向上

Topological GCN for Improving Detection of Hip Landmarks from B-Mode Ultrasound Images

国際学会 MICCAI2024 採択

提案アーキテクチャ TGCN-ICF

入力：Bモード超音波画像  
元画像とパッチ画像を  
それぞれU-Netと  
Transformerへ入力



生成されたヒートマップを更に精査し  
グラフ表現で学習。  
ランドマークの位置関係を隣接行列、  
ヒートマップをノードとしGCNを行う。

U-Netから出力された大域的特徴と  
Transformerから出力された  
局所的特徴をかけ合わせた  
特徴マップの出力

B-Mode Ultrasound Images

U-Netから出力された大域的特徴は  
Transformerの特徴更新に使用。  
Transformerから出力された  
局所的特徴はU-Netの特徴更新に使用。

MMFにて出力された大域的特徴マッ  
プ & 局所的特徴マップを結合し  
ヒートマップの生成

・論文引用

Huang, Tianxiang, et al. "Topological GCN for Improving Detection of Hip Landmarks from B-Mode Ultrasound Images." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ Bモード超音波画像における検出精度向上

Topological GCN for Improving Detection of Hip Landmarks from B-Mode Ultrasound Images  
国際学会 MICCAI2024 採択

Method	MRE (mm) ↓	SDR (%) ↑		
		0.5mm	1.0mm	1.5mm
U-Net [22]	0.5147±0.0349	64.80±2.81	92.17±0.72	97.40±1.37
DM-ResNet [9]	0.5057±0.0468	66.43±2.56	92.27±1.14	97.37±1.18
Conformer [16]	0.4657±0.0314	67.93±2.81	93.53±0.72	98.30±1.37
FAT-Net [23]	0.4451±0.0446	70.50±1.80	94.20±1.12	98.30±1.17
DA-TransUNet [24]	0.4537±0.0376	70.26±0.62	94.10±1.08	97.80±1.39
<b>TGCN-ICF (Ours)</b>	<b>0.4364±0.0388</b>	<b>72.33±1.19</b>	<b>94.73±1.23</b>	<b>98.47±1.42</b>

平均半径誤差と検出率の比較結果

Method	MRE (mm) ↓	SDR (%) ↑		
		0.5mm	1.0mm	1.5mm
Conformer (Baseline)	0.4657±0.0314	67.93±2.81	93.53±0.72	98.30±1.37
TGCN-ICF w/o MMF	0.4443±0.0392	71.37±1.28	94.03±1.23	98.13±1.24
TGCN-ICF w/o TGCN	0.4465±0.0431	70.93±1.81	94.17±1.04	98.37±1.47
<b>TGCN-ICF (Ours)</b>	<b>0.4364±0.0388</b>	<b>72.33±1.19</b>	<b>94.73±1.23</b>	<b>98.47±1.42</b>

Baselineと提案手法の比較

提案されたTGCN-ICFが最も平均半径誤差(MRE)が低く、許容誤差内の検出率(SDR)が高くなかった。  
TGCN-ICFからMMFやTGCNを省くと精度が下がるため、各機構が精度向上に寄与していることが分かった。

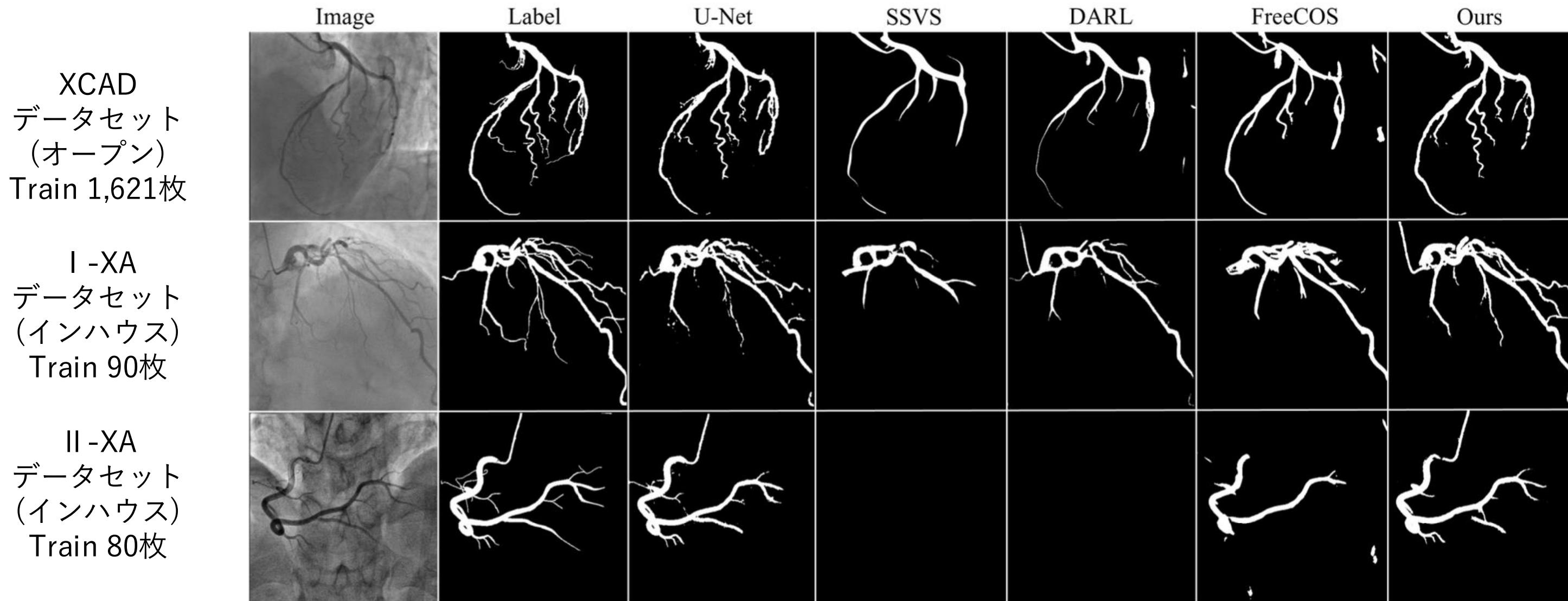
乳児の発育性股関節形成不全は見抜くことも難しいため  
新たな検出方法としての可能性がある

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ X線血管造影領域におけるSim2Realの応用

XA-Sim2Real: Adaptive Representation Learning for Vessel Segmentation in X-ray Angiography

国際学会 MICCAI2024 採択

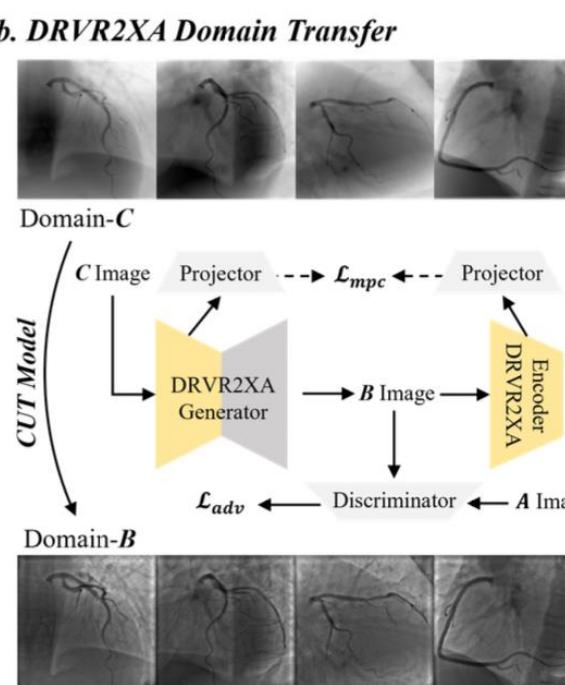
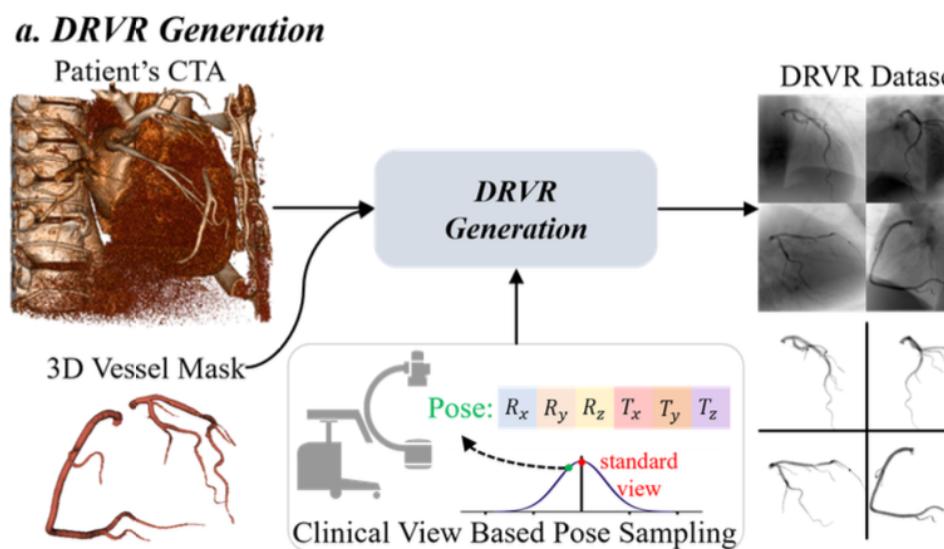


シミュレーションデータと適応型表現学習を活用して、  
ラベルなしX線血管造影データにおける高精度な血管セグメンテーションを実現した新しいフレームワークの提案

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ X線血管造影領域におけるSim2Realの応用

XA-Sim2Real: Adaptive Representation Learning for Vessel Segmentation in X-ray Angiography  
国際学会 MICCAI2024 採択



- 研究課題①：XA画像のアノテーションは困難でコストが高い
- 研究課題②：他の自己教師あり学習手法では実際の血管形状を模倣できない
  - 最近の自己教師あり学習手法はフラクタル形状を使用する研究が多いが、フラクタル形状は現実の血管形状と大きく乖離している。
- 研究新規性①：デジタル再構成血管造影(DRVR)を用いたSimXAデータの生成
  - 患者のCTA画像やCT撮像時のパラメータ、撮像ポーズを基にシミュレーションされたXAデータを生成する
- 研究新規性②：2段階の適応プロセスにより、シミュレーションデータと実データの表現を効果的に整合化。
  - 生成したシミュレーション画像をContrastive Unpaired Translation (CUT) モデルで実XA画像に近づける。

・論文引用

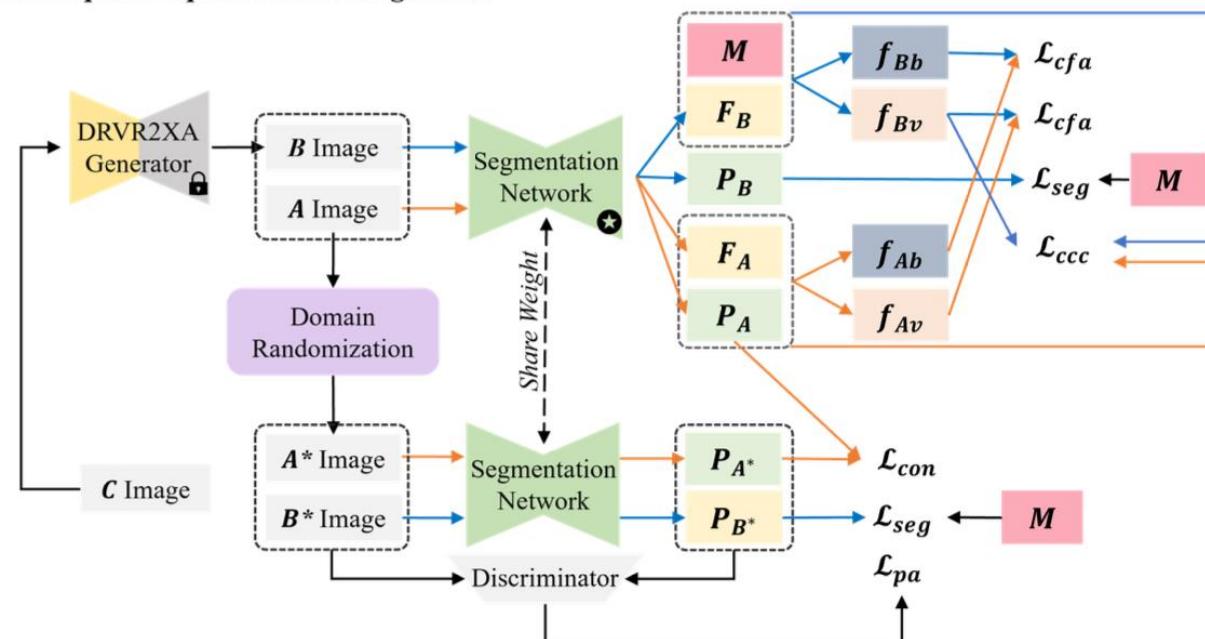
Zhang, Baochang, et al. "XA-Sim2Real: Adaptive Representation Learning for Vessel Segmentation in X-Ray Angiography." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ X線血管造影領域におけるSim2Realの応用

XA-Sim2Real: Adaptive Representation Learning for Vessel Segmentation in X-ray Angiography  
国際学会 MICCAI2024 採択

d. Adaptive Representation Alignment



$$L_{\text{total}} = 2.5L_{\text{spa}} + 0.5L_{\text{ccc}} + 5L_{\text{cfa}} + 2L_{\text{seg}} + 100L_{\text{con}}$$

- 研究新規性③：新しい適応型表現整合技術の提案
  - シミュレーションデータと実際のXA画像データ間のギャップを埋めるためドメイン内適応技術を提案した
  - 左図より  
A image : 本物のXA画像データ  
B image : シミュレーションにより生成されたXA画像データ  
C image : DRVR画像データ
- 研究新規性④：シミュレーションデータ/実データを近づけるための新しいloss
  - Class Centroid Feature Alignment Loss ( $L_{\text{cfa}}$ )  
シミュレーションデータと実データ間で血管と背景の特徴表現整合性を高める
  - Class Centroid Contrastive Loss ( $L_{\text{ccc}}$ )  
血管と背景の特徴間識別性を向上する
  - Prediction Space Adversarial Loss ( $L_{\text{pa}}^S$ )  
実データとシミュレーションデータの予測分布を明示的に整合する
  - 最終的なLossは上記3つ &  $L_{\text{seg}} (=L_{\text{Dice}} + L_{\text{bce}}), L_{\text{con}} (\text{Consistency Loss})$  を重み付けして統合したもの。

・論文引用

Zhang, Baochang, et al. "XA-Sim2Real: Adaptive Representation Learning for Vessel Segmentation in X-Ray Angiography." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ X線血管造影領域におけるSim2Realの応用

XA-Sim2Real: Adaptive Representation Learning for Vessel Segmentation in X-ray Angiography  
国際学会 MICCAI2024 採択

- Class Centroid Feature Alignment Loss ( $L_{cfa}$ )
  1. シミュレーションXAデータと実XAデータにおいて、各バッチで血管と背景の特徴ベクトルの平均を計算し、クラス中心を生成
  2. シミュレーションXAデータと実XAデータの血管と背景の特徴中心間のユークリッド距離を最小化する
- Class Centroid Contrastive Loss ( $L_{ccc}$ )
  1. 正のサンプルとして血管特徴を抽出、負のサンプルとして背景特徴を抽出
  2. 以下の損失関数を最小化
- Prediction Space Adversarial Loss ( $L_{spa}$ )
  1. シミュレーションXA画像の予測マップ $P_B^*$   
実XA画像の予測マップ $P_A^*$   
それぞれの画像の勾配マップ $\mathcal{G}(\cdot)$
  2. 判別器 $D$   
シミュレーションデータと実データの予測マップと勾配マップが一致しているか評価
  3. セグメンテーション時におけるLoss

$$\mathcal{L}_{pa}^S = \mathbb{E}[\log(D(P_{A^*}, \mathcal{G}(A^*)))]$$

$$L_{ccc} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \frac{\exp(f_{Bv} \cdot h_i / \tau)}{\exp(f_{Bv} \cdot h_i / \tau) + \sum_{j=1}^w \exp(f_{Bv} \cdot g_j / \tau)}$$

$h_i$  = 血管特徴,  $g_j$  = 背景特徴,

$f_{Bv}$  = シミュレーションデータの血管特徴,

$n = 1024, w = 2048, \tau = 0.1$

・論文引用

Zhang, Baochang, et al. "XA-Sim2Real: Adaptive Representation Learning for Vessel Segmentation in X-Ray Angiography." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# ニッチなシーン・対象への研究応用

- ✓ X線血管造影領域におけるSim2Realの応用

XA-Sim2Real: Adaptive Representation Learning for Vessel Segmentation in X-ray Angiography

国際学会 MICCAI2024 採択

<i>Dataset</i>	<i>Method</i>	<i>Jac.</i>	<i>Dice</i>	<i>Acc.</i>	<i>Sen.</i>	<i>Spe.</i>	<i>Pre.</i>
XCAD	Unet [9]	$0.632 \pm 0.082$	$0.772 \pm 0.066$	$0.977 \pm 0.006$	$0.766 \pm 0.099$	$0.989 \pm 0.005$	$0.789 \pm 0.077$
	SSVS [5]	$0.389 \pm 0.062$	$0.557 \pm 0.066$	$0.948 \pm 0.008$	$0.630 \pm 0.074$	$0.967 \pm 0.006$	$0.510 \pm 0.095$
	DARL [4]	$0.481 \pm 0.095$	$0.644 \pm 0.090$	$0.962 \pm 0.014$	$0.657 \pm 0.095$	$0.980 \pm 0.010$	$0.648 \pm 0.132$
	FreeCOS [10]	$0.524 \pm 0.083$	$0.684 \pm 0.073$	$0.966 \pm 0.011$	$0.707 \pm 0.094$	$0.980 \pm 0.010$	$0.671 \pm 0.090$
	Our	$0.631 \pm 0.077$	$0.771 \pm 0.061$	$0.975 \pm 0.006$	$0.810 \pm 0.092$	$0.985 \pm 0.005$	$0.742 \pm 0.067$
I-XA	Unet [9]	$0.561 \pm 0.101$	$0.713 \pm 0.092$	$0.975 \pm 0.008$	$0.726 \pm 0.118$	$0.987 \pm 0.007$	$0.723 \pm 0.120$
	SSVS [5]	$0.329 \pm 0.073$	$0.490 \pm 0.090$	$0.954 \pm 0.011$	$0.513 \pm 0.101$	$0.976 \pm 0.008$	$0.497 \pm 0.133$
	DARL [4]	$0.428 \pm 0.086$	$0.594 \pm 0.091$	$0.964 \pm 0.010$	$0.619 \pm 0.083$	$0.981 \pm 0.008$	$0.598 \pm 0.151$
	FreeCOS [10]	$0.439 \pm 0.099$	$0.603 \pm 0.102$	$0.963 \pm 0.017$	$0.637 \pm 0.151$	$0.978 \pm 0.017$	$0.606 \pm 0.138$
	Our	$0.578 \pm 0.102$	$0.727 \pm 0.087$	$0.974 \pm 0.012$	$0.772 \pm 0.077$	$0.983 \pm 0.010$	$0.698 \pm 0.121$
II-XA	Unet [9]	$0.689 \pm 0.044$	$0.815 \pm 0.031$	$0.982 \pm 0.005$	$0.788 \pm 0.062$	$0.993 \pm 0.003$	$0.851 \pm 0.048$
	FreeCOS [10]	$0.513 \pm 0.056$	$0.676 \pm 0.049$	$0.967 \pm 0.008$	$0.694 \pm 0.070$	$0.981 \pm 0.009$	$0.672 \pm 0.091$
	Our	$0.669 \pm 0.071$	$0.800 \pm 0.054$	$0.980 \pm 0.006$	$0.812 \pm 0.052$	$0.989 \pm 0.005$	$0.795 \pm 0.083$

各データセットに対する結果比較。

提案手法(ラベルなしデータを用いた自己教師あり学習)はU-Net(教師あり学習)同等の精度を出しており、他の自己教師あり学習手法より高い精度となった。

# 新技術導入によるブレイクスルー①

✓ 外科手術に特化したトランスフォーマー

## Surgformer: Surgical Transformer with Hierarchical Temporal Attention for Surgical Phase Recognition

国際学会 MICCAI2024 採択

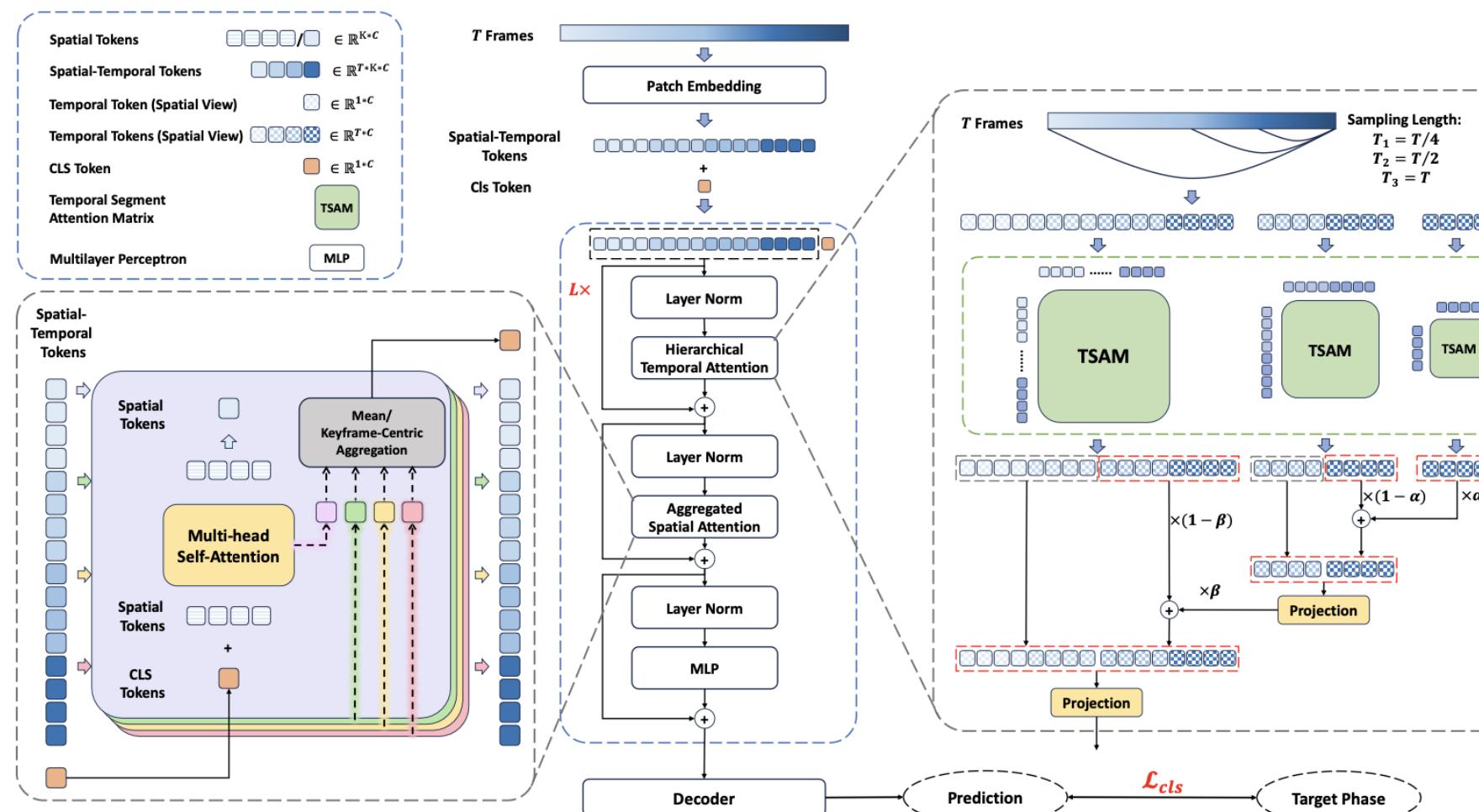


Table 1: Ablation analysis of our proposed Surgformer on two datasets.

Method	Dataset	$T \times R$	Image-level Evaluation			Relaxed Evaluation		
			Accuracy	F1	Jaccard	Accuracy	F1	Jaccard
Baseline w/ MA	Cholec80	$8 \times 4$	89.8	90.0	84.3	75.2	90.9	88.4
Surgformer w/ MA	Cholec80	$8 \times 4$	90.4 (+0.6)	90.7 (+0.7)	85.7 (+1.4)	76.9 (+1.7)	91.6 (+0.7)	89.7 (+1.3)
Baseline w/ MA	Cholec80	$12 \times 4$	90.5	91.0	84.9	76.3	91.8	88.3
Surgformer w/ MA	Cholec80	$12 \times 4$	90.8 (+0.3)	91.1 (+0.1)	86.3 (+1.4)	78.0 (+1.7)	92.1 (+0.3)	89.9 (+1.6)
Baseline w/ MA	Cholec80	$16 \times 4$	90.5	90.6	83.3	74.3	91.7	88.7
Surgformer w/ MA	Cholec80	$16 \times 4$	90.9 (+0.4)	91.2 (+0.6)	85.7 (+2.4)	77.6 (+3.3)	92.1 (+0.4)	89.0 (+0.3)
Surgformer w/ TFA	Cholec80	$16 \times 4$	91.3 (+0.8)	91.7 (+1.1)	86.9 (+3.6)	79.1 (+4.8)	92.5 (+0.8)	89.9 (+1.2)
Baseline w/ MA	AutoLaparo	$16 \times 4$	83.9	84.1	70.9	62.0	85.0	74.5
Surgformer w/ MA	AutoLaparo	$16 \times 4$	85.3 (+1.4)	85.7 (+1.6)	76.9 (+6.0)	66.7 (+4.7)	86.5 (+1.5)	81.9 (+7.4)
Surgformer w/ TFA	AutoLaparo	$16 \times 4$	85.3 (+1.4)	85.5 (+1.4)	76.1 (+5.2)	65.9 (+3.9)	86.4 (+1.4)	80.5 (+6.0)

外科的フェーズ認識のための階層型時間注意を持つ外科用トランスフォーマーの提案研究

# 新技術導入によるブレイクスルー①

- ✓ 外科手術に特化したトランスフォーマー

Surgformer: Surgical Transformer with Hierarchical Temporal Attention  
for Surgical Phase Recognition

国際学会 MICCAI2024 採択

- 研究課題①：空間-時間的依存性の効果的なモデリングが困難
  - 従来の時間的注意メカニズムは、長期的依存性のみに焦点を当て、ローカルな情報を無視。
- 研究課題②：空間-時間的冗長性
  - 全てのフレームを使用する従来手法では、冗長な計算が発生し、効率が低い

Method	Paradigm	Video-level Metric		Phase-level Metric	
		Accuracy ↑	Precision ↑	Recall ↑	Jaccard ↑
SV-RCNet [10]	One-stage	75.6	64.0	59.7	47.2
TMRNet [12]	One-stage	78.2	66.0	61.5	49.6
TeCNO [4]	Two-stage	77.3	66.9	64.6	50.7
Trans-SVNet [8]	Two-stage	78.3	64.2	62.1	50.7
AVT [9]	Two-stage	77.8	68.0	62.2	50.7
LoViT [15]	Two-stage	$81.4 \pm 7.6$	85.1	65.9	56.0
SKiT [16]	Two-stage	$82.9 \pm 6.8$	81.8	70.1	59.9
Ours	One-stage	$85.7 \pm 6.9$	82.3	75.7	66.7

AutolaparoデータセットにてSoTA更新

- 研究新規性①：Hierarchical Temporal Attention (HTA) の導入
  - 長期的な依存関係だけでなく、短期的な一貫性も同時にモデリング。
- 研究新規性②：Aggregated Spatial Attention (ASA) の導入
  - 時間的に強化されたSpatial Attentionを統合し、ターゲットフレーム中心のモデリングを実現。
- 研究新規性③：スペースフレーム戦略
  - フレームの間引きにより、計算負荷を削減しながら必要な情報を保持。

・論文引用

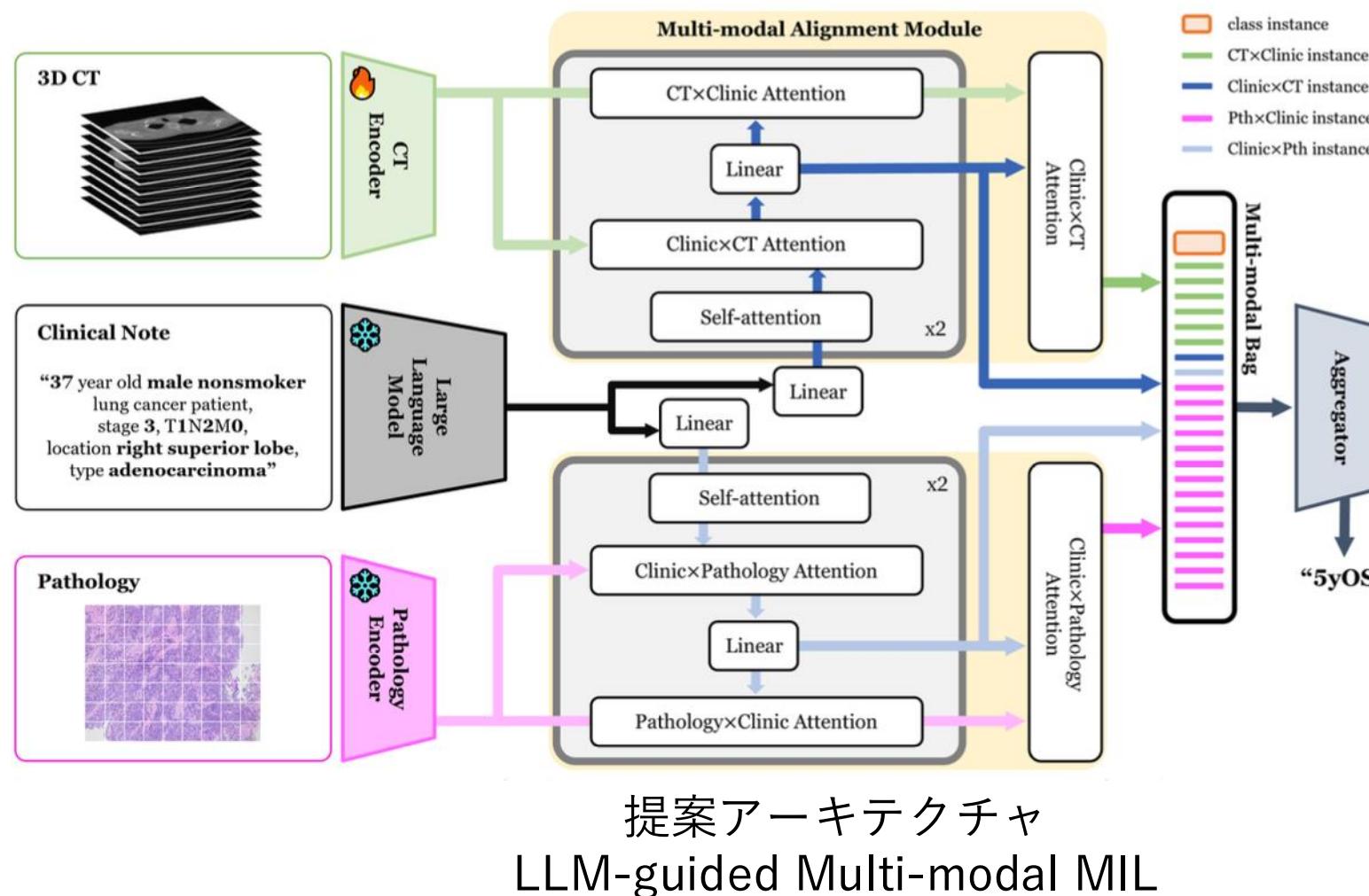
Yang, Shu, et al. "Surgformer: Surgical transformer with hierarchical temporal attention for surgical phase recognition." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 新技術導入によるブレイクスルー①

- ✓ LLMを応用した肺がん患者の5年予後予測研究

## LLM-guided Multi-modal Multiple Instance Learning for 5-year Overall Survival Prediction of Lung Cancer

国際学会 MICCAI2024 採択



CT画像、病理画像、臨床情報を統合する新しいAIモデルを開発し、  
肺がん患者の5年生存率を高精度で予測する方法を提案

Table 2: Quantitative results of AUC, accuracy, precision, and recall for internal and external validation of 5yOS prediction. The increase in the evaluation metrics of the results with text guidance is written below each metric value ( $\Delta$  indicates an increase, and  $\nabla$  indicates a decrease). In the external validation, p-values were calculated by the DeLong's test [2] between with and without text guidance, respectively. \* indicates  $p$ -value is less than 0.05. The highest results are bolded.

Modality	Internal Validation (N=178)				External Validation (N=214)						
	CT	Pathology	Text	AUC	Accuracy	Precision	Recall	AUC	Accuracy	Precision	Recall
			✓	0.836	0.775	0.869	0.683	0.823	0.757	0.919	0.753
			✓	0.814	0.730	0.819	0.673	0.796	0.678	<b>0.945</b>	0.621
			✓	0.869	0.792	0.802	0.842	0.875*	0.818	0.926	0.831
				$\Delta 0.055$	$\Delta 0.062$	$\nabla 0.017$	$\Delta 0.168$	$\Delta 0.079$	$\Delta 0.140$	$\nabla 0.019$	$\Delta 0.211$
			✓	0.867	0.758	<b>0.876</b>	0.772	0.776	0.757	0.885	0.789
			✓	0.868	0.787	0.825	0.792	0.860*	0.822	0.868	0.910
				$\Delta 0.001$	$\Delta 0.028$	$\nabla 0.052$	$\Delta 0.020$	$\Delta 0.085$	$\Delta 0.065$	$\nabla 0.017$	$\Delta 0.120$
			✓	0.843	0.775	0.770	<b>0.861</b>	0.824	0.832	0.861	0.934
			✓	<b>0.898</b>	<b>0.798</b>	0.849	0.832	0.877*	<b>0.836</b>	0.898	<b>0.964</b>
				$\Delta 0.054$	$\Delta 0.023$	$\Delta 0.079$	$\nabla 0.030$	$\Delta 0.053$	$\Delta 0.005$	$\Delta 0.037$	$\Delta 0.030$

5年予後予測の精度結果

# 新技術導入によるブレイクスルー①

- ✓ LLMを応用した肺がん患者の5年予後予測研究

## LLM-guided Multi-modal Multiple Instance Learning for 5-year Overall Survival Prediction of Lung Cancer 国際学会 MICCAI2024 採択

- 研究課題①：モダリティ間の情報統合が不十分
  - 従来手法はモダリティ間の相互情報が活用されていない
- 研究課題②：臨床情報の活用不足
  - 従来のモデルでは画像データとテキストベースの臨床情報の統合が困難
- 研究課題③：外部データセットでの汎化性能が低い
  - 従来手法は外部検証データセットでの性能が内部データセットに比べて大幅に低下する傾向がある
- 研究新規性①：LLM (Large Language Models) による特徴整列
  - 臨床情報をLLMで解釈し、CT画像・病理画像の特徴と効果的に整列
- 研究新規性②：Multi-modal Alignment Module (MAM) の導入
  - モダリティ間相互特徴をクロスアテンションで整列し、高度な情報統合を実現
- 研究新規性③：マルチモーダルMILフレームワーク
  - CT画像、病理画像、臨床情報を統合し、全体の特徴を学習
- 研究新規性④：外部データセットでの優れた汎化性能
  - LLM-guidanceにより、外部データセットでの性能低下を抑制

CT	Pathology	Text	Method	AUC
✓	✓	-	concat. + fc	0.648
✓	✓	-	<b>G</b>	0.824
✓	✓	✓	concat. + fc	0.699
✓	✓	✓	<b>G</b>	0.807
✓	✓	✓*	<b>MAM + G</b>	0.829
✓	✓	✓	<b>MAM + G</b>	<b>0.877</b>

マルチモーダル特徴を集約する手法の比較  
提案手法であるMAM+G(feature aggregator)  
が最も精度が高かった

・論文引用

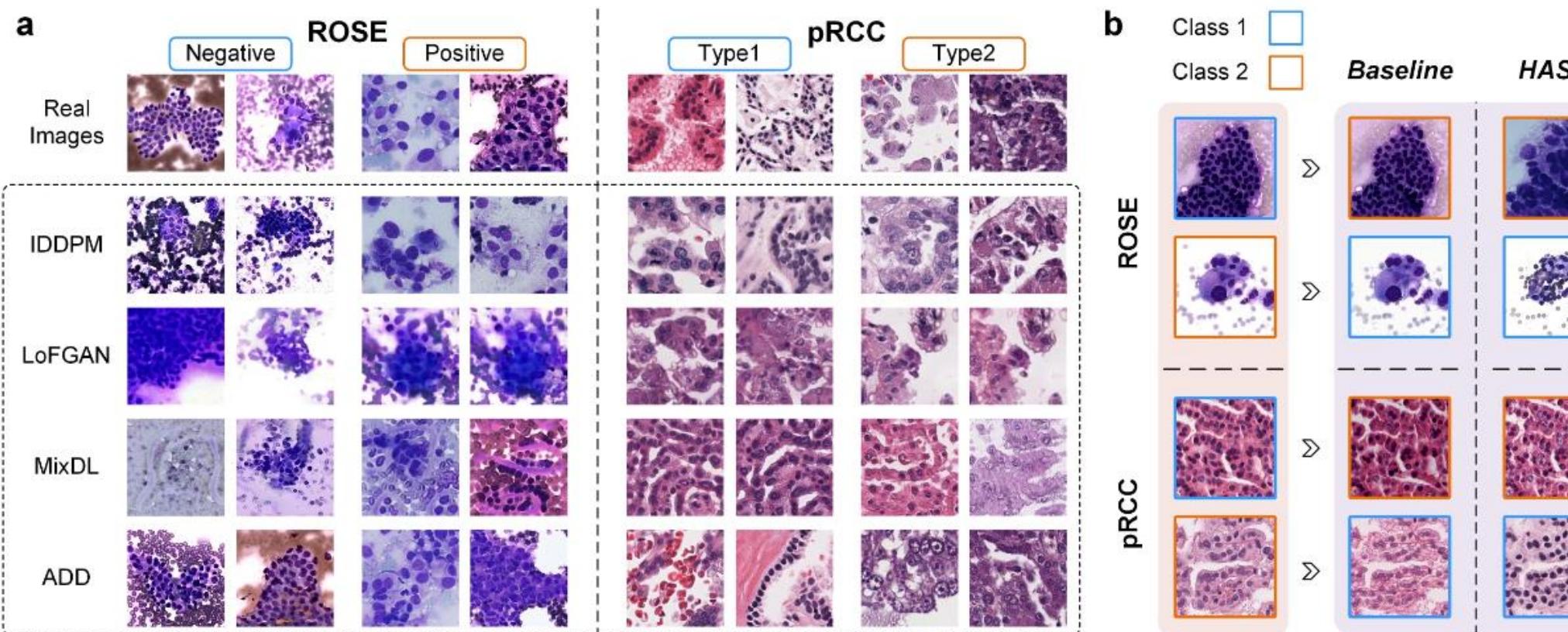
Liu, Zeyu, et al. "Generating progressive images from pathological transitions via diffusion model." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 新技術導入によるブレイクスルー①

✓ 病気の進行予測を行うディフュージョンモデル

Generating Progressive Images from Pathological Transitions via Diffusion Model

国際学会 MICCAI2024 採択



a)異なる手法での生成結果  
b)病理領域のdomain migrationに関する結果

分類精度比較の結果  
提案手法が最もスコアが高くなかった

病理画像の進行段階を再現する新しい生成モデル（ADDネットワーク）を提案し、少ないデータからも高品質で多様な画像を生成することで、データ不足を補い分類性能を向上させた研究

・論文引用

Liu, Zeyu, et al. "Generating progressive images from pathological transitions via diffusion model."

International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

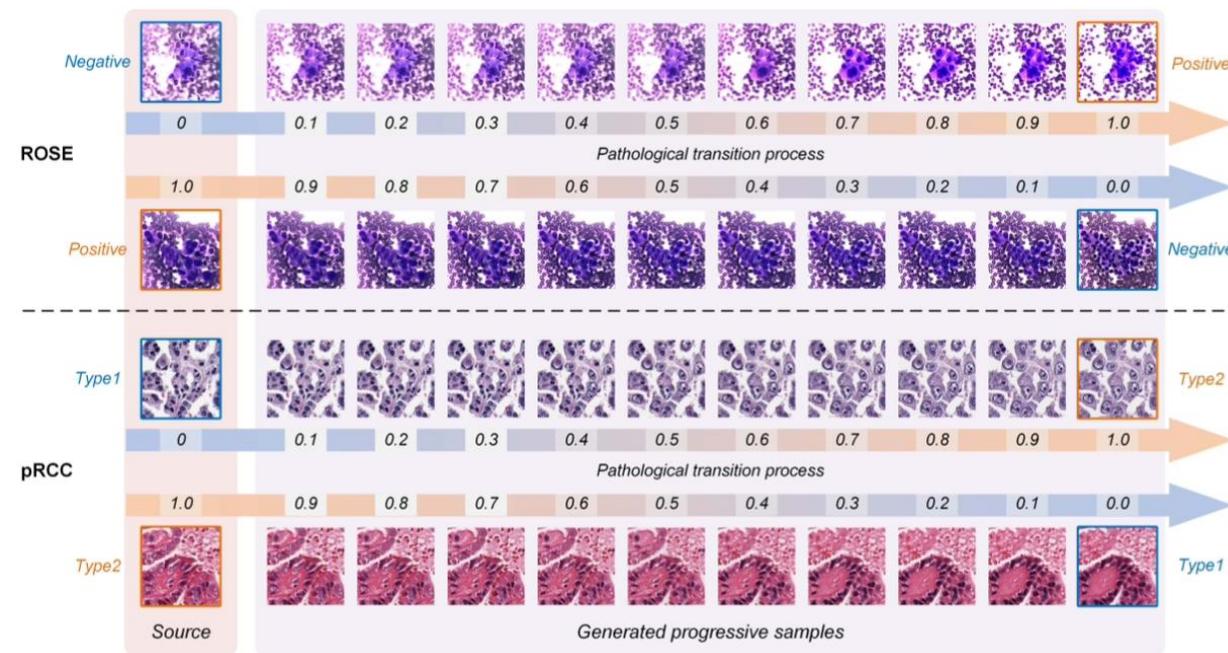
# 新技術導入によるブレイクスルー①

- ✓ 病気の進行予測を行うディフュージョンモデル

Generating Progressive Images from Pathological Transitions via Diffusion Model

国際学会 MICCAI2024 採択

- 研究課題①：従来の生成モデルでの生成の多様性不足
  - 従来のGANやDiffusion Modelsは、多様な病理画像を生成するのが難しい
- 研究課題②：データ不足への対応が不十分
  - 実データが少ない場合、モデルが過学習に陥りやすい
- 研究課題③：理学的進行のシミュレーションが困難
  - 病理画像の進行的な変化を再現する効果的な生成方法が存在しない。
- 研究新規性①：Adaptive Depth-controlled Strategyの導入
  - 病理学的な進行段階を再現する生成深度制御を導入。
- 研究新規性②：Hybrid Attention Strategy (HAS)の提案
  - ローカルとグローバルな特徴を統合的に捉える注意機構を採用し、ドメイン間移行で視覚的な一貫性を維持
- 研究新規性③：進行的データ生成の実現
  - 理学的遷移に基づいた画像生成で、進行段階ごとのラベル付きデータを提供



進行的データ生成の結果

・論文引用  
Liu, Zeyu, et al. "Generating progressive images from pathological transitions via diffusion model." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

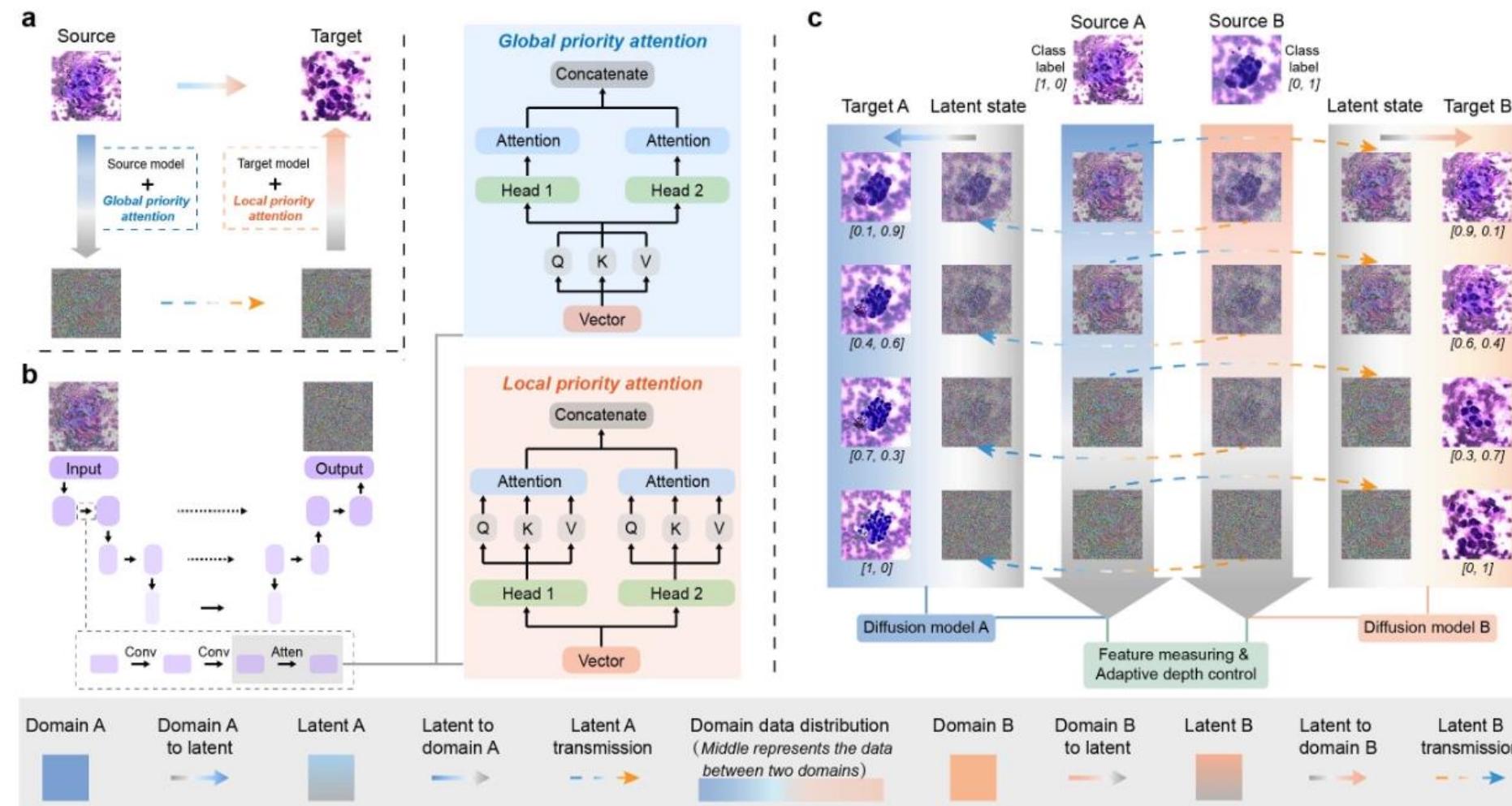
# 新技術導入によるブレイクスルー①

✓ 病気の進行予測を行うディフュージョンモデル

Generating Progressive Images from Pathological Transitions via Diffusion Model

国際学会 MICCAI2024 採択

異なるドメインを移行するためのU-shaped bidirectional diffusion process



Unet拡散モデルと異なる局所/大域的な優先順位を持つHybrid Attention Strategy(HAS)

Adaptive Depth-controlled Diffusion (ADD) ネットワークの概要

病理状態間のドメイン移行(Domain Migration)を行い、進行的な病理画像を自動生成する Adaptive Depth-controlled Diffusion(ADD)モデル

特徴探索を行うための生成深度制御戦略

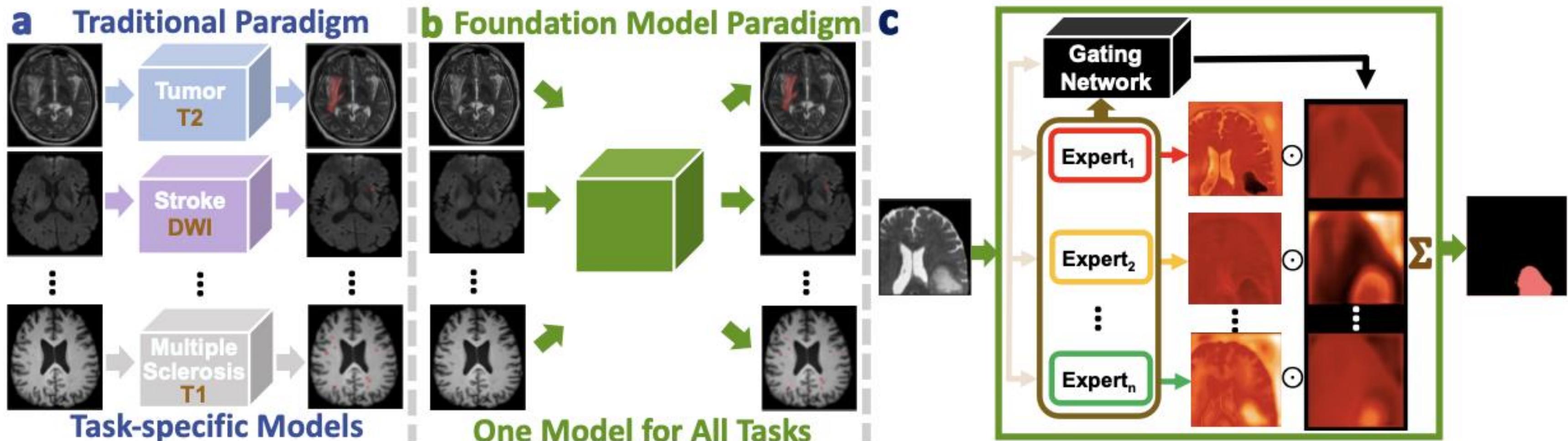
病理画像の進行段階を再現する新しい生成モデルが別モダリティでも適用可能なのか引き続き注目する

# 新技術導入によるブレイクスルー②

- ✓ 脳損傷セグメンテーションのための基盤モデル

A Foundation Model for Brain Lesion Segmentation with Mixture of Modality Experts

国際学会 MICCAI2024 採択



One Model for All TasksがMoMEの概念図

複数のMRIモダリティを統合し、脳病変の多様なタイプを高精度でセグメント化するための新しい基盤モデル（MoME）を提案

・論文引用

Zhang, Xinru, et al. "A Foundation Model for Brain Lesion Segmentation with Mixture of Modality Experts."

International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 新技術導入によるブレイクスルー②

- ✓ 脳損傷セグメンテーションのための基盤モデル

## A Foundation Model for Brain Lesion Segmentation with Mixture of Modality Experts

国際学会 MICCAI2024 採択

- 研究課題①：MRIモダリティ間の情報統合が困難
  - MRIモダリティごとの異なる特徴を効果的に統合する手法が不足
- 研究課題②：エキスパートの専門性の喪失
  - 複数のモダリティを扱うことで、エキスパートネットワークがモダリティ固有の特徴を見失う可能性がある
- 研究課題③：未知のデータへの汎化性能が低い
  - 従来のモデルは訓練されていないモダリティやデータセットでの性能が不安定
- 研究新規性①：Mixture of Modality Experts (MoME) フレームワーク
  - 各MRIモダリティ専用のエキスパートネットワークを用意し、MRIモダリティ間の相補的な情報を引き出す
- 研究新規性②：階層的ゲーティングネットワーク
  - MRIモダリティ間の関係性を学習し、出力を最適に統合
- 研究新規性③：カリキュラム学習戦略
  - 初期はモダリティ固有の学習に注力し、後半に全体の統合に移行

複数のデータセットを用いた比較研究  
MoMEが基盤モデルの中では最も精度が高い  
複数の白質病変に対するデータセットでは  
特化型のnnU-Netが最も精度が高かった。

Datasets	Foundation Model			Task-specific	
	nnU-Net	SAM-Med3D	Hermes	MoME	nnU-Nets
Tumour1	0.8358	0.8339	0.8446	<b>0.8545</b>	0.8518
Tumour2	0.7959	0.8146	0.7968	<b>0.8293</b>	0.8157
WMHsMix	0.7032	0.5479	0.6968	0.7015	<b>0.7508</b>

・論文引用

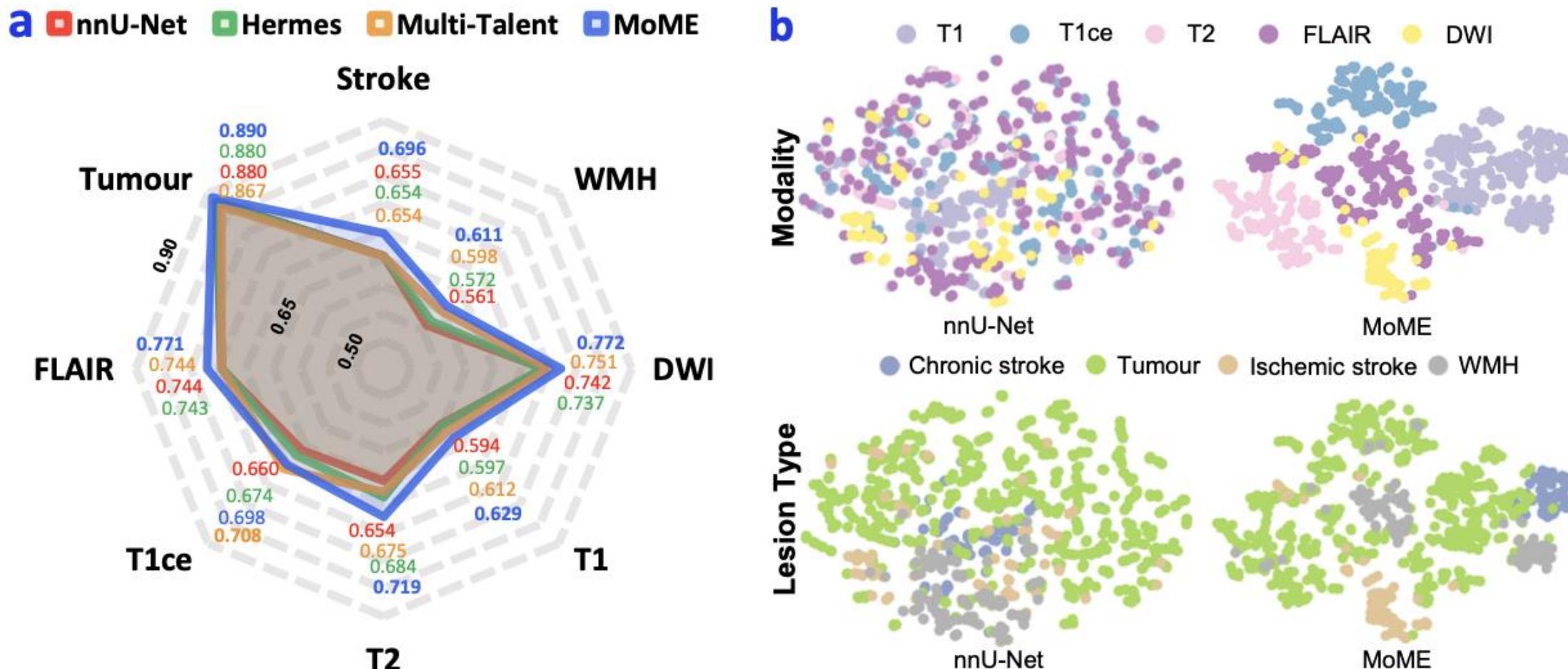
Zhang, Xinru, et al. "A Foundation Model for Brain Lesion Segmentation with Mixture of Modality Experts." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 新技術導入によるブレイクスルー②

- ✓ 脳損傷セグメンテーションのための基盤モデル

A Foundation Model for Brain Lesion Segmentation with Mixture of Modality Experts

国際学会 MICCAI2024 採択



結果比較

a)異なるモダリティや病変に対する基盤モデルの精度比較、b)検出結果をt-SNEプロットを実施

特徴が異なる複数のMRIモダリティを統合する手法は  
今後のさらなる発展性が期待される

・論文引用

Zhang, Xinru, et al. "A Foundation Model for Brain Lesion Segmentation with Mixture of Modality Experts."

International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

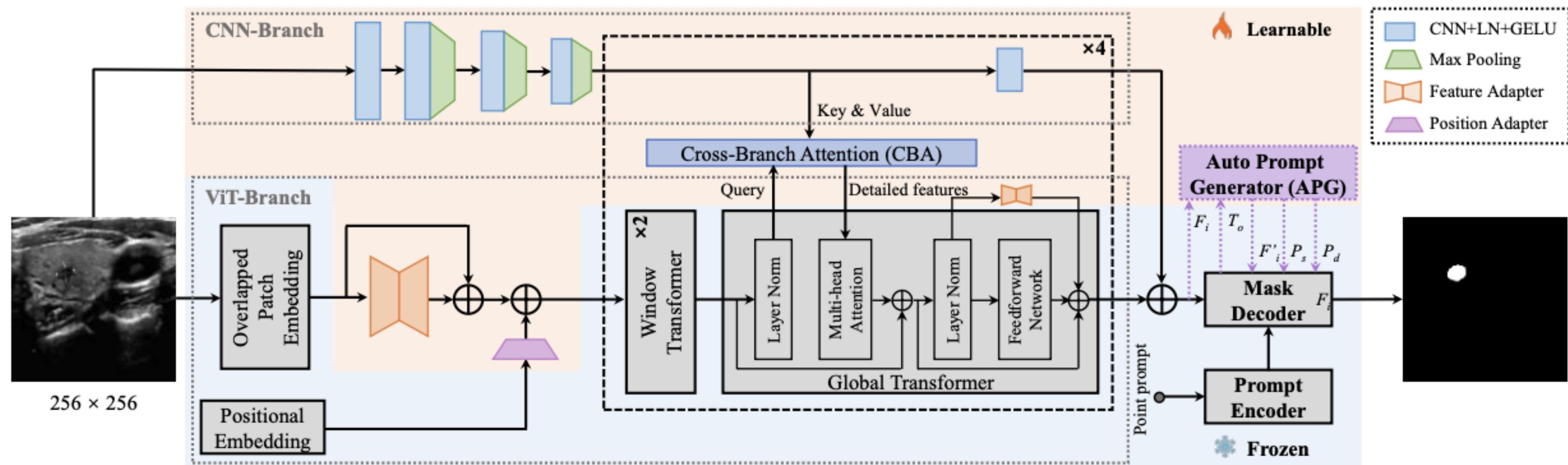
# 新技術導入によるブレイクスルー②

✓ 超音波画像に特化したSAM

Beyond Adapting SAM:

Towards End-to-End Ultrasound Image Segmentation via Auto Prompting

国際学会 MICCAI2024 採択



提案手法であるSAMUSと、自動版であるAutoSAMUSのアーキテクチャ

超音波画像セグメンテーションに特化した新しい基盤モデルを提案し、  
自動プロンプト生成を導入することでエンドツーエンドの柔軟かつ高精度なセグメンテーションを実現

・論文引用

Lin, Xian, et al. "Beyond adapting SAM: Towards end-to-end ultrasound image segmentation via auto prompting."

International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 新技術導入によるブレイクスルー②

- ✓ 超音波画像に特化したSAM

Beyond Adapting SAM:

Towards End-to-End Ultrasound Image Segmentation via Auto Prompting

国際学会 MICCAI2024 採択

- 研究課題①：SAMの医療画像における性能低下
  - SAMは、医療画像の複雑な形状やぼやけた境界を適切にセグメント化できない
- 研究課題②：手動プロンプトの必要性
  - 手動でプロンプトを提供する必要があり、セグメンテーションの自動化が困難
- 研究課題③：計算コストの高さ
  - SAMの既存アーキテクチャでは、特に高解像度の医療画像で計算コストが増大
- 研究新規性①：Cross-Branch Attention (CBA) の導入
  - CNNとViTのブランチ間の相互補完により、ローカル（低レベル）およびグローバル（高レベル）な特徴を統合
- 研究新規性②：Feature Adapter & Position Adapter
  - 自然画像から医療画像へのモデリングギャップを埋める
- 研究新規性③：自動プロンプト生成
  - 手動プロンプトの必要を排除し、完全なE2Eのセグメンテーションを実現
- 研究新規性④：計算効率の向上
  - 入力解像度を縮小し、計算コストを削減

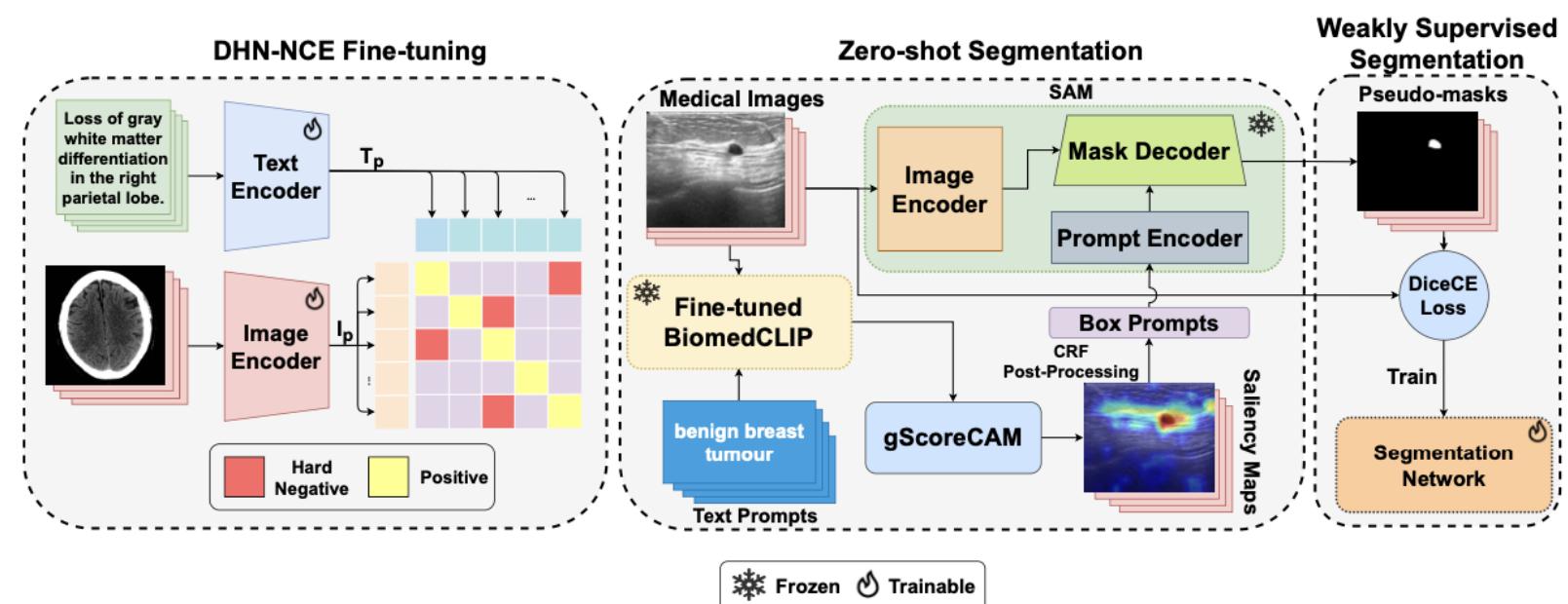
・論文引用

Lin, Xian, et al. "Beyond adapting SAM: Towards end-to-end ultrasound image segmentation via auto prompting." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

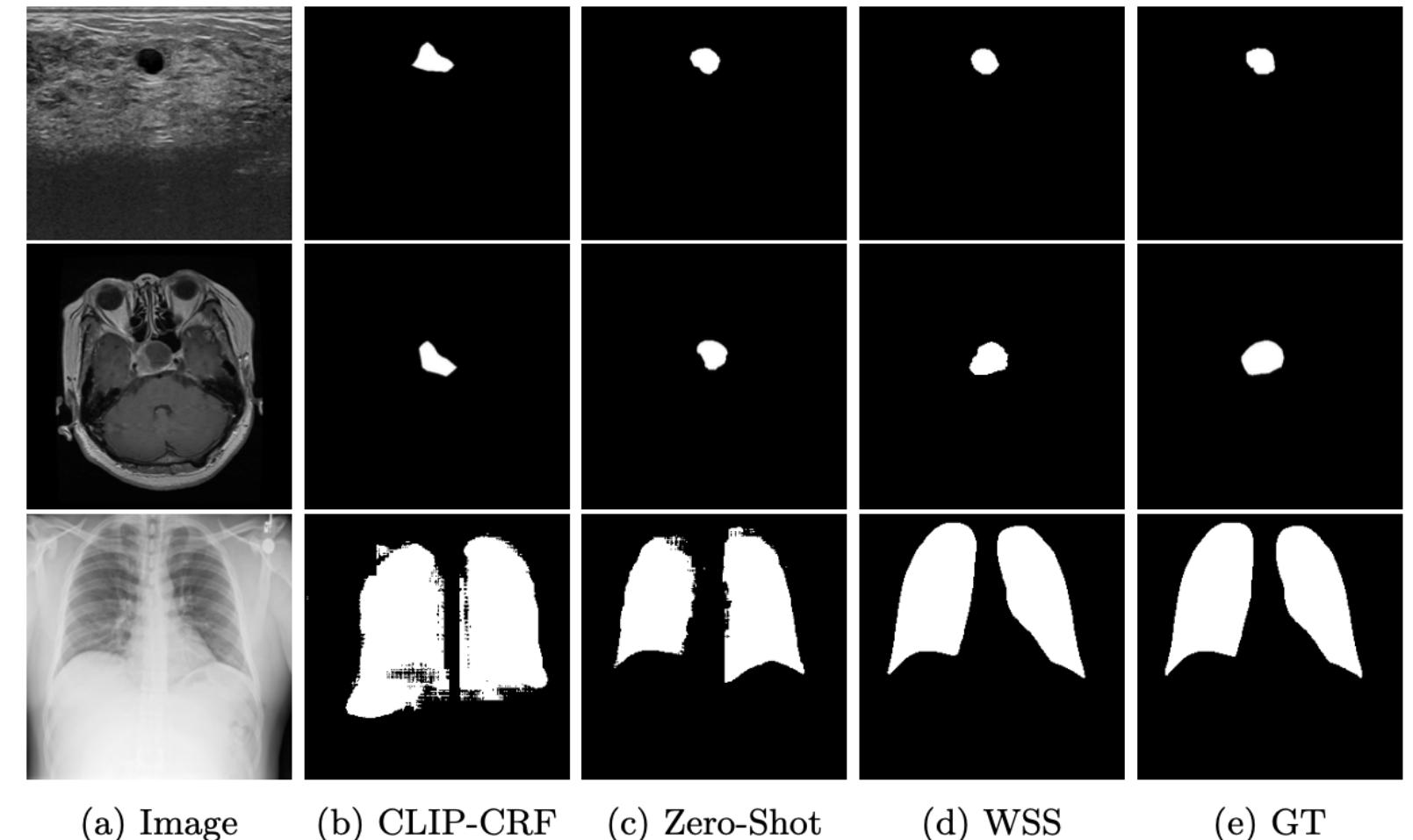
# 新技术導入によるブレイクスルー②

- ✓ 医用画像全般に特化したSAM

Med-CLIP SAM: Bridging Text and Image Towards Universal Medical Image Segmentation  
国際学会 MICCAI2024 採択



Med-CLIP SAMの提案アーキテクチャ



提案手法の結果一覧 CLIP-CRF : ベース  
Zero-shot : ベースのZero-shot学習モデル、WSS : ベースの弱教師あり学習モデル

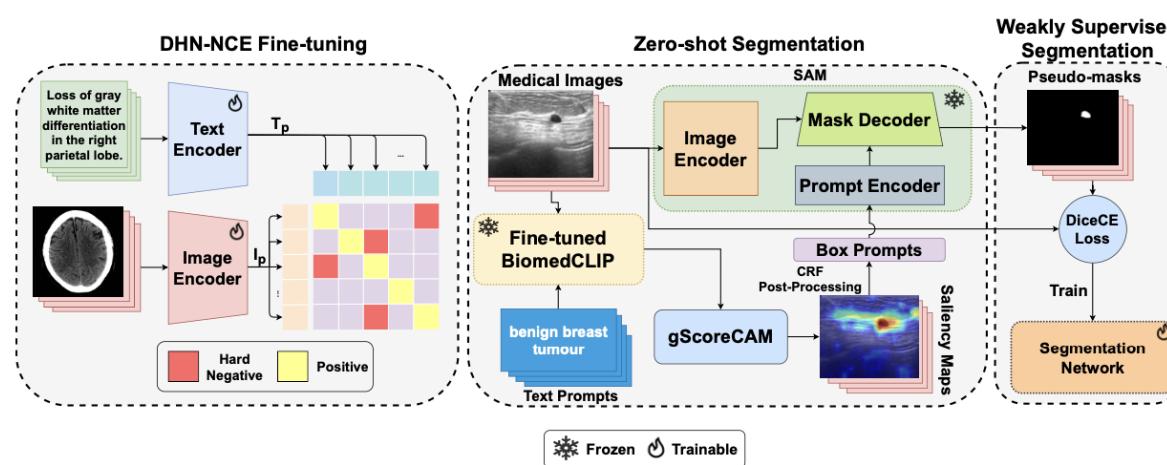
テキストプロンプトを利用した新しいフレームワークを提案し、  
ゼロショットおよび弱教師あり学習で高精度なセグメンテーションを実現

# 新技術導入によるブレイクスルー②

- ✓ 医用画像全般に特化したSAM

Med-CLIP SAM: Bridging Text and Image Towards Universal Medical Image Segmentation  
国際学会 MICCAI2024 採択

- 研究課題①：データ効率の低さ
  - 医療画像ではラベル付きデータが不足しがち
- 研究課題②：ゼロショット学習の性能不足
  - 現行のモデルでは医療画像の複雑さに適応しきれない
- 研究課題③：汎用性の欠如
  - モダリティ間で異なる特性を持つ画像に対して一般化が難しい
- 研究新規性①：DHN-NCE（新しい損失関数）の導入
  - 医療画像のゼロショットタスクに特化したBiomedCLIPモデルの微調整を実現
- 研究新規性②：gScoreCAMによるプロンプト生成
  - GradCAMを超える精度でプロンプトに基づくセグメンテーションマスクを生成
- 研究新規性③：SAMとの統合
  - プロンプトを活用し、ゼロショットおよび弱教師ありでのセグメンテーションを可能
- 研究新規性④：汎用的なフレームワー
  - 超音波、MRI、X線など異なるモダリティに対して一貫した性能を発揮



Med-CLIP SAMの提案アーキテクチャ

・論文引用

Koleilat, Taha, et al. "MedCLIP-SAM: Bridging text and image towards universal medical image segmentation." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 新技術導入によるブレイクスルー②

DHN-NCE (Decoupled Hard Negative Noise Contrastive Estimation Loss) の導入

## 1. 従来の対照学習におけるNoise Contrastive Estimationにおける課題

- I. ハードネガティブ：誤認しやすいサンプル（例：異なる病変だが非常に似た形状）がネガティブとして扱われることで、モデルが正確に学習できない。
- II. 医療データの多様性：モダリティや疾患の違いにより、ネガティブサンプルの扱いがより難しくなる

## 2. DHN-NCEの目的

- ハードネガティブの影響を分離し、モデルの学習を最適化すること。
- 医療データの多様性に耐える汎化性を獲得すること。

## 3. 仕組み

- I. サンプルの分類  
ポジティブサンプル(画像とテキストのペアが正しい)、ネガティブサンプル(関連性の低い間違え)、ハードネガティブサンプル(非常に似ている-関連性の高い間違え)の3種に分類
- II. サンプルの分離学習  
ネガティブとハードネガティブを分けて学習、ハードネガティブに対しては専用のペナルティを付与

## 4. 効果

- ハードネガティブを特別扱いすることで誤認識率の低下、医療データでよく見られる「似て非なる」症例への頑健性向上、未見のデータに対する汎化性能向上

・論文引用

Koleilat, Taha, et al. "MedCLIP-SAM: Bridging text and image towards universal medical image segmentation." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 新技術導入によるブレイクスルー②

Model	Version	<i>image → text (%)</i>		<i>text → image (%)</i>	
		Top-1	Top-2	Top-1	Top-2
BiomedCLIP [33]	Pre-trained InfoNCE [23]	81.83 ± 0.20	92.79 ± 0.13	81.36 ± 0.48	92.27 ± 0.14
	DCL [32]	84.21 ± 0.35	94.47 ± 0.19	85.73 ± 0.19	94.99 ± 0.16
	HN-NCE [25]	84.44 ± 0.37	94.68 ± 0.19	85.89 ± 0.16	95.09 ± 0.19
	<b>DHN-NCE (Ours)</b>	84.33 ± 0.35	94.60 ± 0.19	85.80 ± 0.17	95.10 ± 0.19
	<b>CLIP [26]</b>	<b>84.70 ± 0.33</b>	<b>94.73 ± 0.16</b>	<b>85.99 ± 0.19</b>	<b>95.17 ± 0.19</b>
PMC-CLIP [18]	Pre-trained	26.68 ± 0.30	41.80 ± 0.19	26.17 ± 0.20	41.13 ± 0.20

クロスモーダル探索における精度比較

Modality	Model	CAM	IoU (%)	DSC (%)	AUC (%)
Breast Ultrasound	BiomedCLIP	gScoreCAM	56.24 ± 9.25	66.03 ± 8.77	78.59 ± 6.38
		GradCAM	18.16 ± 9.67	23.99 ± 8.24	60.12 ± 6.36
	<b>Ours</b>	<b>gScoreCAM</b>	<b>57.97 ± 8.59</b>	<b>67.82 ± 8.26</b>	<b>79.31 ± 6.84</b>
		GradCAM	20.79 ± 9.32	25.65 ± 7.81	62.54 ± 5.22
Brain MRI	BiomedCLIP	gScoreCAM	48.87 ± 6.71	65.13 ± 5.98	79.69 ± 6.12
		GradCAM	26.69 ± 7.45	32.03 ± 5.23	76.04 ± 7.86
	<b>Ours</b>	<b>gScoreCAM</b>	<b>50.30 ± 5.94</b>	<b>66.72 ± 5.27</b>	<b>81.35 ± 6.33</b>
		GradCAM	27.07 ± 7.29	33.10 ± 6.91	78.72 ± 7.16
Lung X-ray	BiomedCLIP	gScoreCAM	47.95 ± 10.37	63.21 ± 11.70	77.53 ± 5.49
		GradCAM	22.79 ± 7.35	35.21 ± 10.75	60.19 ± 4.73
	<b>Ours</b>	<b>gScoreCAM</b>	<b>49.06 ± 9.22</b>	<b>64.49 ± 9.09</b>	<b>78.54 ± 5.64</b>
		GradCAM	26.45 ± 8.39	39.75 ± 8.44	62.95 ± 5.71

ゼロショットセグメンテーションの精度比較

Cross-modalな探索比較でDHN-NCE Lossは最も精度が高くなった。(左上)

ゼロショットセグメンテーション精度でgScoreCAMが最もIoUが高くなかった。(左下)

セグメンテーション精度では提案したSAMとの統合手法が最もIoUが高くなかった。(右)

Med-CLIPを適用したSAMにより  
様々なモダリティに対して頑健性のある精度を出せるようになった

・論文引用

Koleilat, Taha, et al. "MedCLIP-SAM: Bridging text and image towards universal medical image segmentation."

International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

Modality	Model	IoU (%)	DSC (%)	AUC (%)
Breast Ultrasound	Saliency Maps	40.43 ± 8.34	51.82 ± 9.60	73.77 ± 7.54
	Saliency Maps + SAM	<b>57.97 ± 8.59</b>	<b>67.82 ± 8.26</b>	79.31 ± 6.84
	Weak supervision-ResUNet [34]	41.68 ± 5.63	58.62 ± 5.66	81.44 ± 4.22
	Full supervision-ResUNet [34]	53.15 ± 8.36	67.29 ± 7.84	<b>84.74 ± 5.09</b>
Brain MRI	Saliency Maps	39.12 ± 6.11	53.06 ± 6.34	75.89 ± 6.92
	Saliency Maps + SAM	<b>50.30 ± 5.94</b>	<b>66.72 ± 5.27</b>	<b>81.35 ± 6.33</b>
	Weak supervision-ResUNet [34]	42.17 ± 8.67	58.80 ± 8.63	78.25 ± 5.32
	Full supervision-ResUNet [34]	45.93 ± 7.68	62.57 ± 7.20	79.85 ± 4.87
Lung X-ray	Saliency Maps	35.04 ± 8.40	49.54 ± 9.18	71.94 ± 6.21
	Saliency Maps + SAM	49.06 ± 9.22	64.49 ± 9.09	78.54 ± 5.64
	Weak supervision-ResUNet [34]	76.46 ± 12.03	86.07 ± 8.61	90.76 ± 4.39
	Full supervision-ResUNet [34]	<b>95.26 ± 4.82</b>	<b>97.50 ± 2.84</b>	<b>98.38 ± 2.01</b>

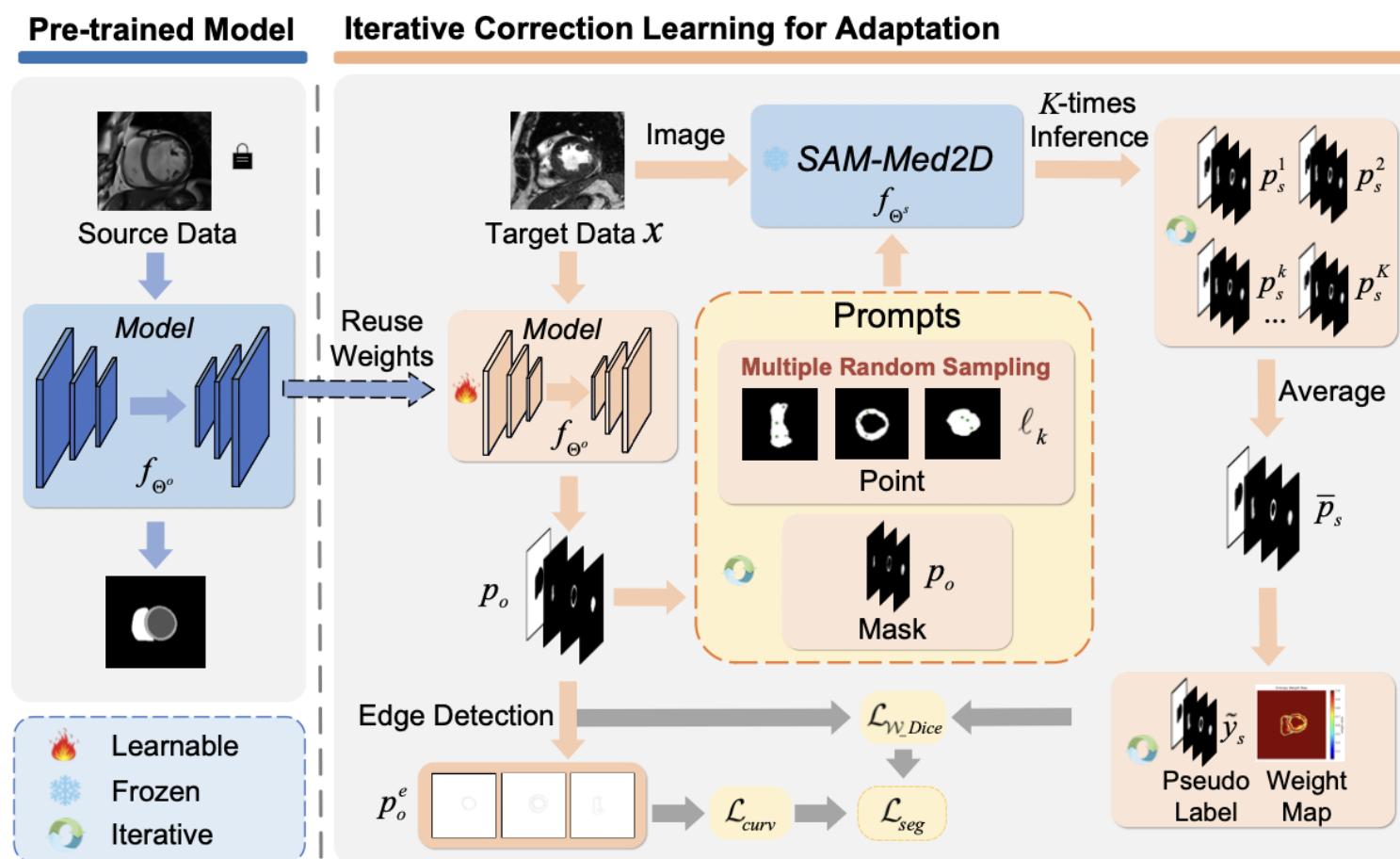
セグメンテーションの精度比較

# 新技術導入によるブレイクスルー②

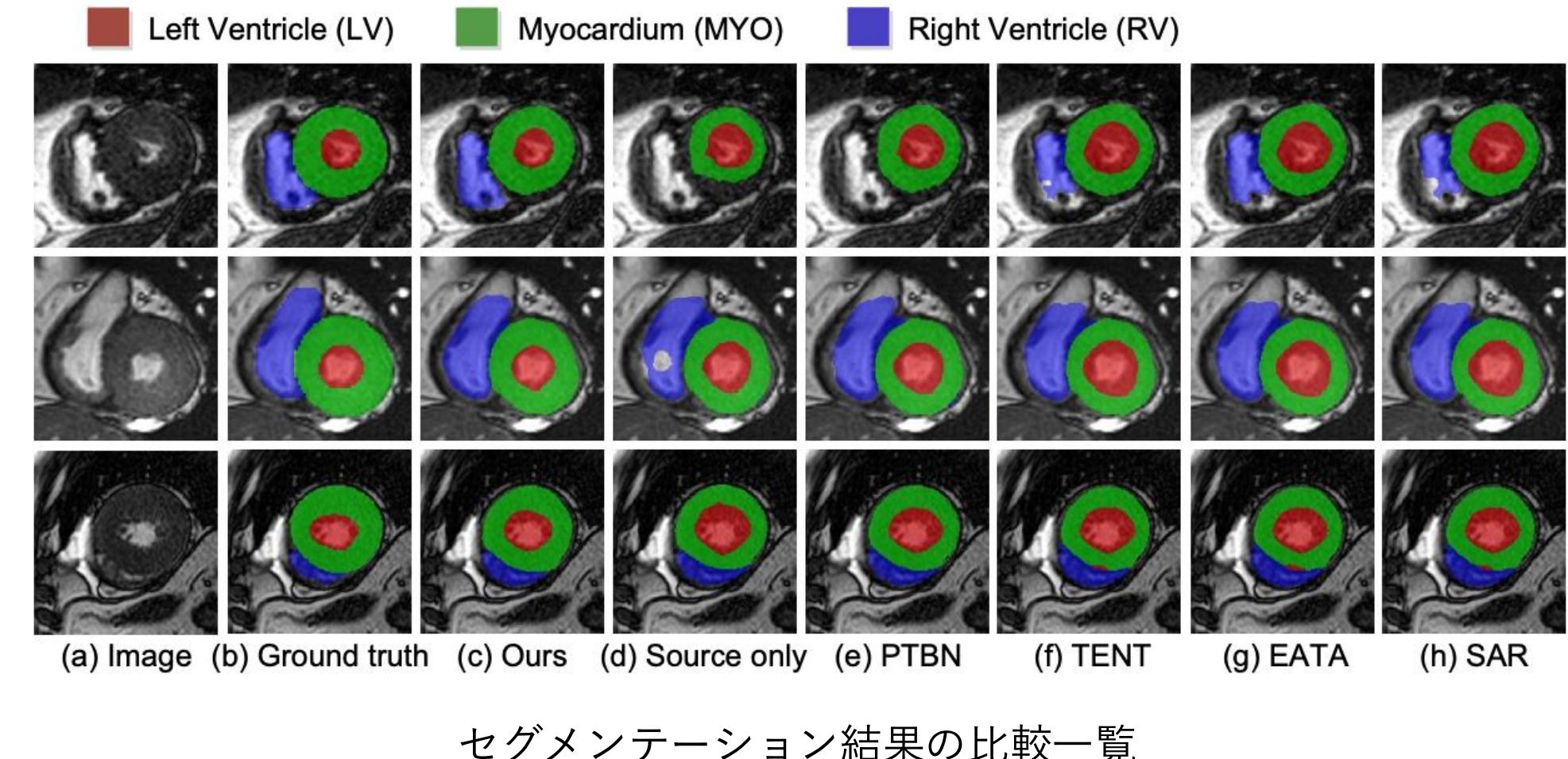
✓ SAMを用いたPseudo Labelの頑健性向上

IPLC: Iterative Pseudo Label Correction Guided by SAM for Source-Free Domain Adaptation in Medical Image Segmentation

国際学会 MICCAI2024 採択



提案手法IPLCのアーキテクチャ



Segment Anything Model (SAM) を活用し、医療画像セグメンテーションにおける擬似ラベルの品質向上とドメイン適応を可能にする新しいフレームワークを提案

・論文引用

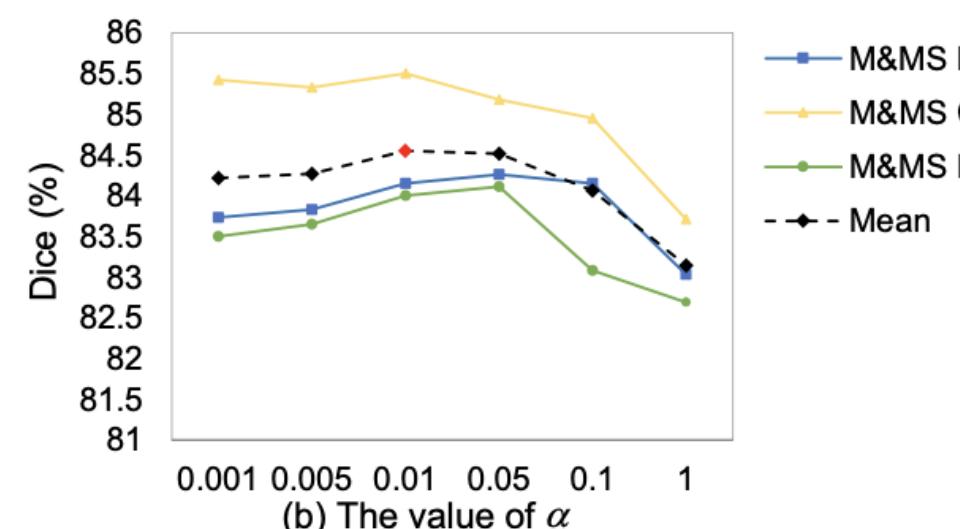
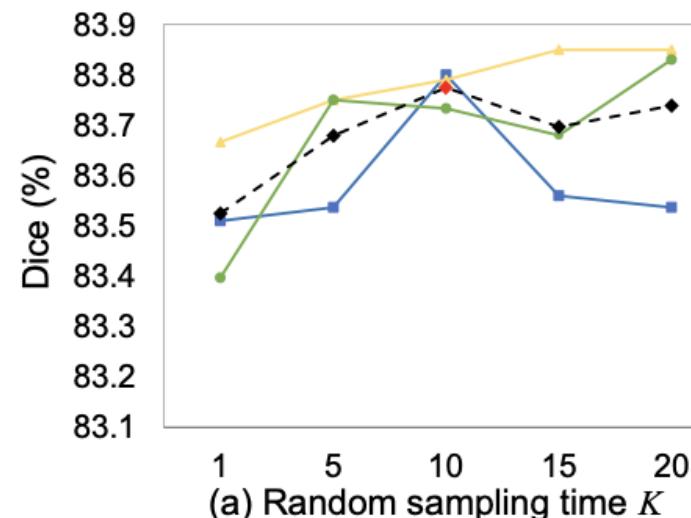
Zhang, Guoning, et al. "IPLC: iterative pseudo label correction guided by SAM for source-free domain adaptation in medical image segmentation." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 新技術導入によるブレイクスルー②

- ✓ SAMを用いたPseudo Labelの頑健性向上

IPLC: Iterative Pseudo Label Correction Guided by SAM for Source-Free Domain Adaptation in Medical Image Segmentation

国際学会 MICCAI2024 採択



異なるハイパーパラメータにおける性能比較

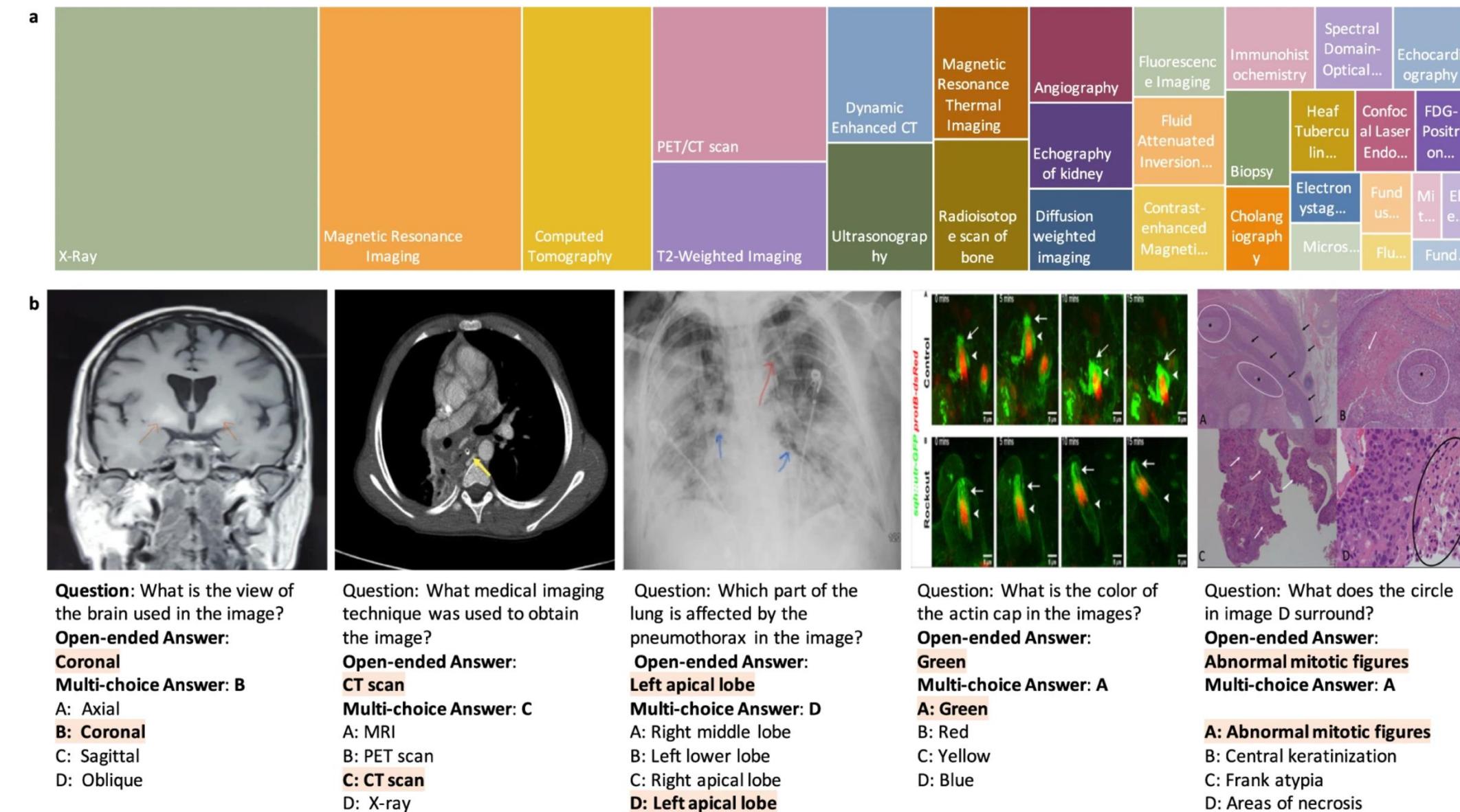
- 研究課題①：擬似ラベルのノイズ
  - ドメインシフトによる擬似ラベルの精度低下
- 研究課題②：ソースデータ利用の制限
  - プライバシー制約によりソースデータを使用できない環境でのモデル適応
- 研究新規性①：Multiple Random Sampling (MRS)の導入
  - 各クラスでランダムに複数のポイントをサンプリングし、擬似ラベルのロバスト性を向上
- 研究新規性②：Entropy Weight Estimation (EWE)の導入
  - エントロピーに基づいてラベルの信頼度を評価し、ノイズを軽減
- 研究新規性③：Iterative Correction Learning (ICL)の提案
  - SAMで生成された擬似ラベルを反復的に修正し、高品質なラベルを生成
- 研究新規性④：Mean Negative Curvature Minimization
  - セグメンテーション結果の滑らかさを確保するため、エッジ検出の負の曲率を最小化

・論文引用

Zhang, Guoning, et al. "IPLC: iterative pseudo label correction guided by SAM for source-free domain adaptation in medical image segmentation." International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# Medical Visual Question Answeringタスク

- ✓ 大規模なMedical Visual Question Answeringデータセット  
Development of a large-scale medical visual question-answering dataset  
ジャーナル誌 Nature communications medicine



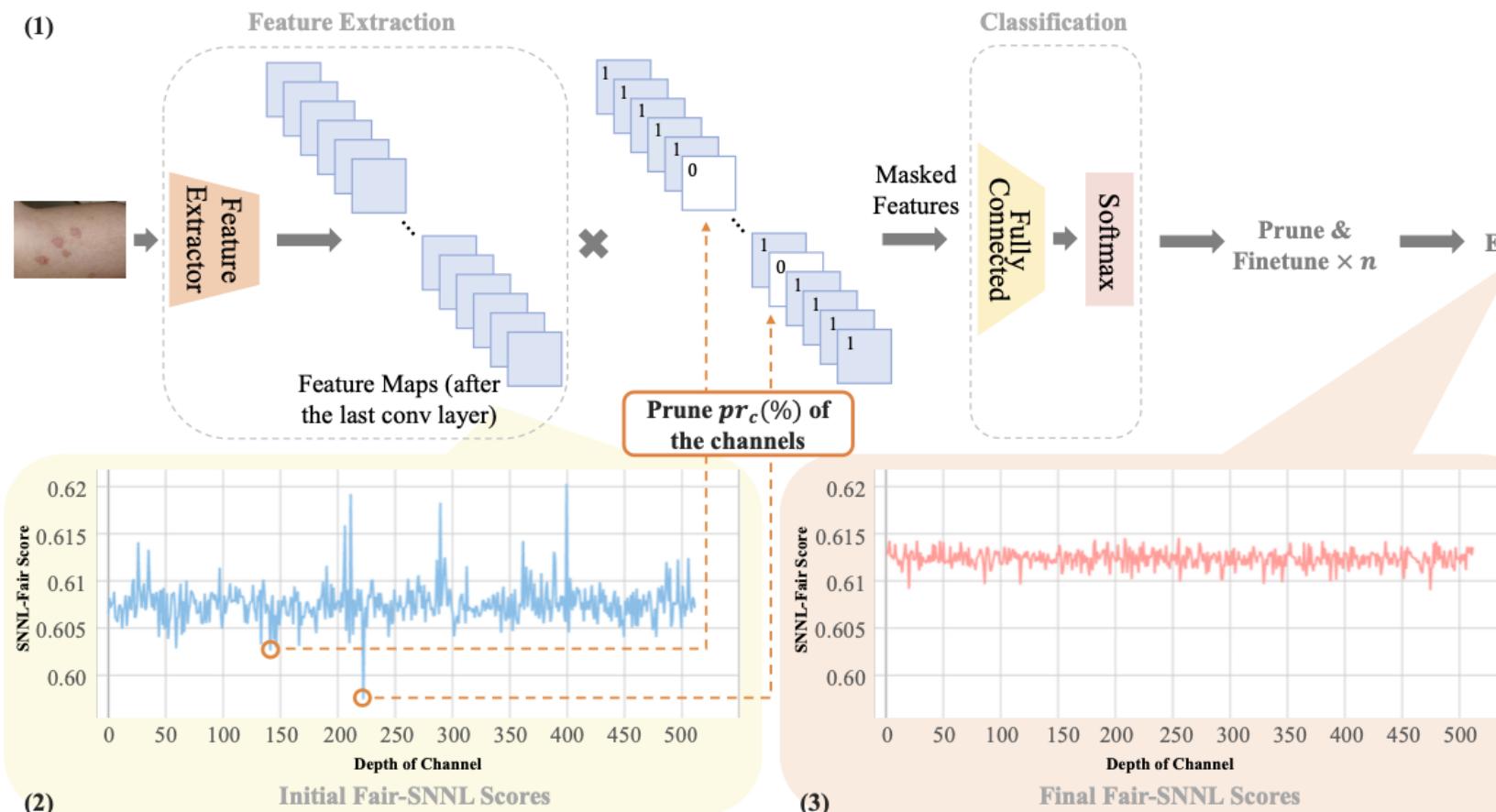
従来のVQAデータセットより大規模となる  
149,000枚の画像と、227,000ペアのVQAデータセットを構築した

# 個人的に関心のある領域

✓ 皮膚疾患診断領域に特化した公平性と精度をどちらも担保するモデルの構築

## Achieving Fairness Through Channel Pruning for Dermatological Disease Diagnosis

国際学会 MICCAI2024 採択



- (1) 提案手法のアーキテクチャ
- (2) 実験で使用したデータセットの初期SNNL-fairスコア
- (3) チャネルプーリングをN回行い、センシティブなバイアスを取り除いた結果

Method	Skin Tone	Accuracy			Fairness	
		Precision	Recall	F1-score	$Eopp0 \downarrow / FATE \uparrow$	$Eopp1 \downarrow / FATE \uparrow$
VGG-11 [19]	Dark	0.563	0.581	0.546		
	Light	0.482	0.495	0.473	0.0013 / 0.0000	0.361 / 0.0000
	Avg. $\uparrow$	0.523	0.538	0.510		0.182 / 0.0000
	Diff. $\downarrow$	0.081	0.086	0.073		
HSIC [16]	Dark	0.548	0.522	0.513		
	Light	0.513	0.506	0.486	0.0013 / -0.0196	0.331 / 0.1235
	Avg. $\uparrow$	0.530	0.515	0.500		0.166 / 0.1305
	Diff. $\downarrow$	0.040	0.018	0.029		
MFD [12]	Dark	0.514	0.545	0.503		
	Light	0.489	0.469	0.457	<u>0.0011</u> / 0.0950	0.334 / 0.0160
	Avg. $\uparrow$	0.502	0.507	0.480		0.166 / 0.0291
	Diff. $\downarrow$	0.025	0.076	0.046		
FairAdaBN [27]	Dark	0.544	0.541	0.524		
	Light	0.484	0.509	0.476	0.0012 / 0.0583	0.341 / 0.0368
	Avg. $\uparrow$	0.514	0.525	0.500		0.171 / 0.0418
	Diff. $\downarrow$	0.033	0.060	0.048		
FairPrune [26] ( $pr = 35\%$ , $\beta = 0.33$ )	Dark	0.567	0.519	0.507		
	Light	0.496	0.477	0.459	<b>0.0008 / 0.3317</b>	0.330 / 0.0329
	Avg. $\uparrow$	0.531	0.498	0.483		0.165 / 0.0405
	Diff. $\downarrow$	0.071	0.042	0.048		
ME-FairPrune [2]	Dark	0.564	0.529	0.523		
	Light	0.542	0.535	0.522	0.0012 / <u>0.1005</u>	<u>0.305</u> / <u>0.1787</u>
	Avg. $\uparrow$	0.553	0.532	0.522		0.152 / <u>0.1884</u>
	Diff. $\downarrow$	0.022	0.006	0.001		
SCP-FairPrune (Ours) ( $pr_c = 2\%$ , $n = 3$ )	Dark	0.568	0.576	0.547		
	Light	0.499	0.504	0.492	0.0012 / 0.0965	<b>0.278 / 0.2495</b>
	Avg. $\uparrow$	0.533	0.540	0.520		<b>0.139 / 0.2559</b>
	Diff. $\downarrow$	0.069	0.073	0.055		

肌の色に多様性があるFitzpatrick-17kデータセット  
を用いた実験結果の比較一覧  
全手法のバックボーンをVGG11で手法比較を行った

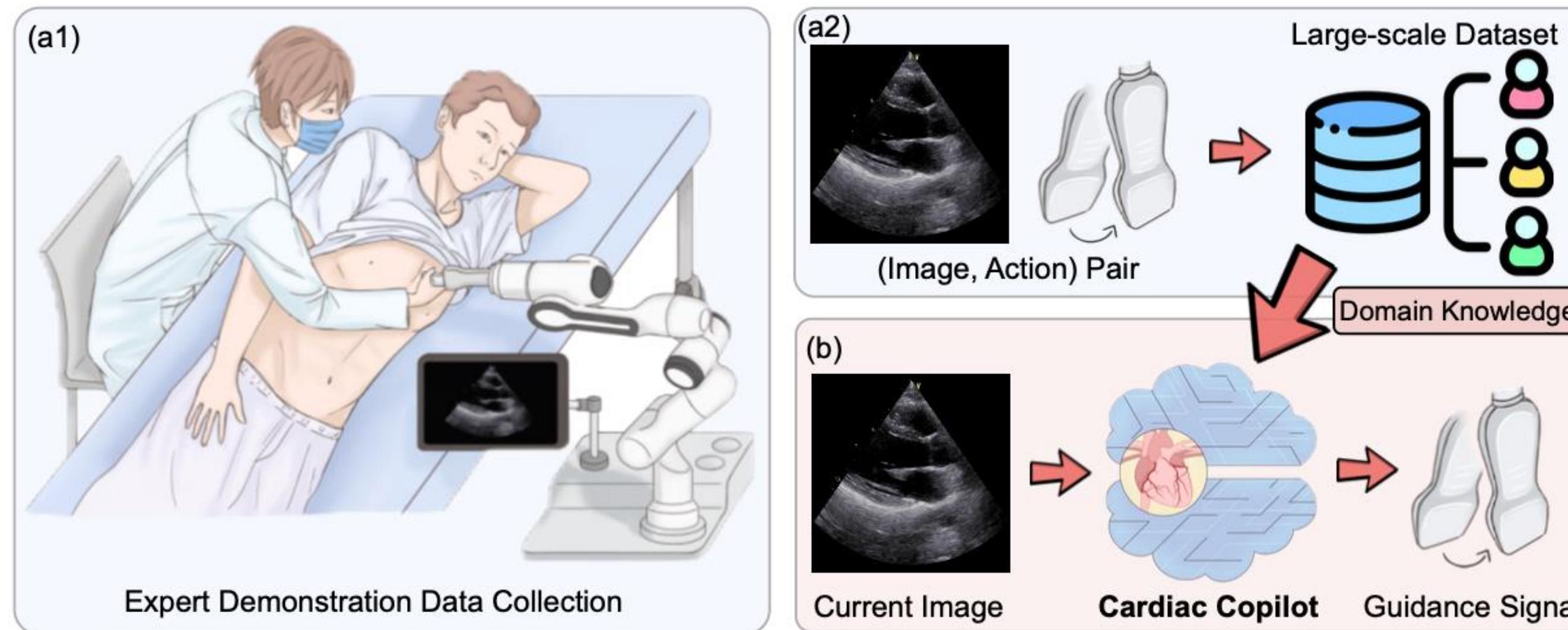
チャネルプーリングを活用し、肌の色や性別といったセンシティブ属性によるバイアスを軽減しつつ、  
高精度を維持した公平な皮膚疾患診断モデルを構築

# 個人的に関心のある領域

- ✓ 医療領域での世界モデルの応用

Cardiac Copilot: Automatic Probe Guidance for Echocardiography with World Model

国際学会 MICCAI2024 採択



世界モデル(「人間が物事を経験から学び想像できる」ような思考をAIにも持たせる研究領域)を医療に適用した  
心エコー検査時の自動プローブガイダンス研究

・論文引用

Jiang, Haojun, et al. "Cardiac copilot: Automatic probe guidance for echocardiography with world model." I

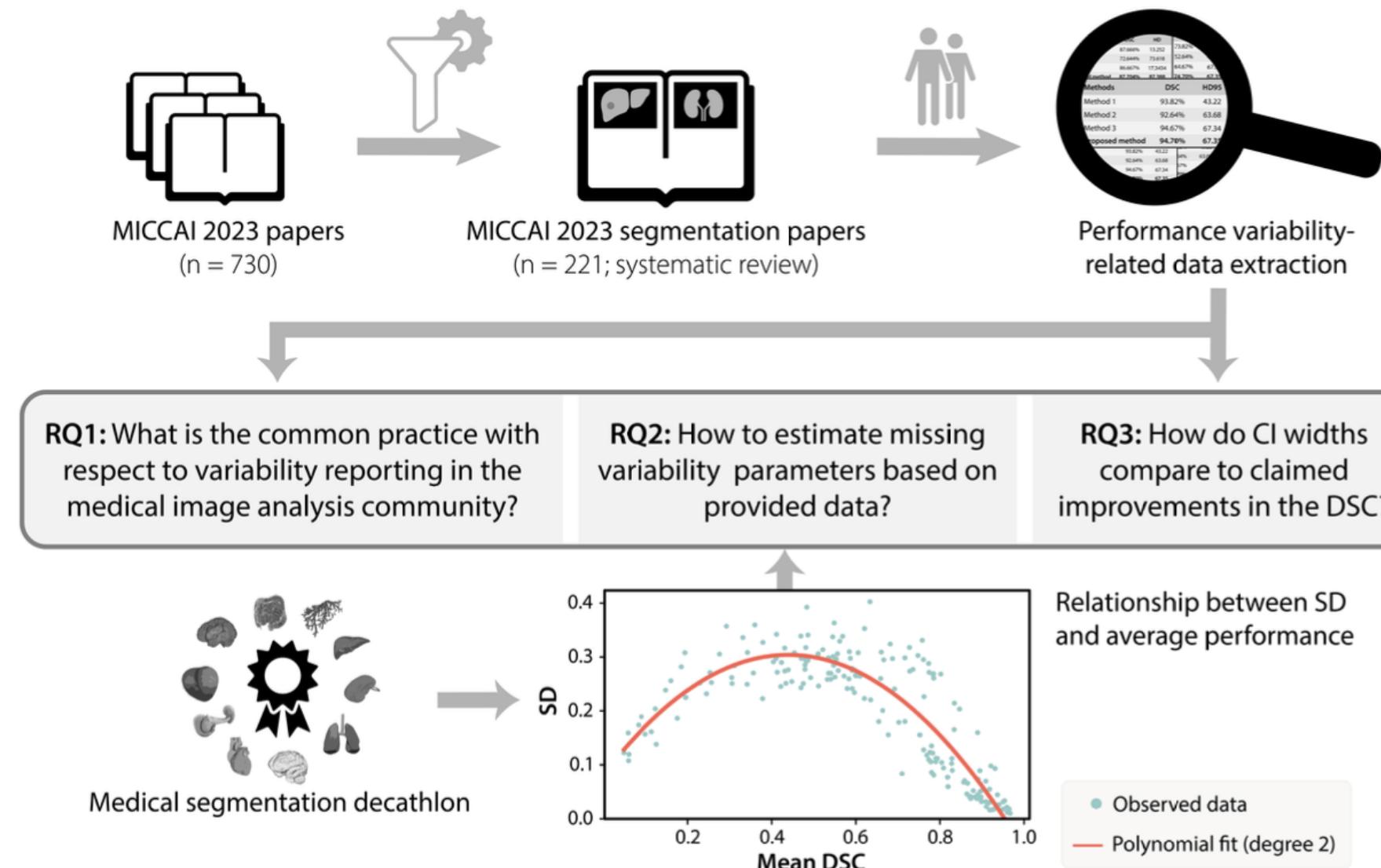
nternational Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024.

# 個人的に関心のある領域

- ✓ 研究での技術評価方法は製品化の性能評価水準に達していない

Confidence intervals uncovered: Are we ready for real-world medical imaging AI?

国際学会 MICCAI2024 採択

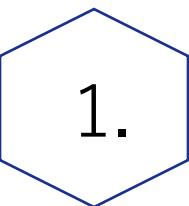


医療画像解析モデルのパフォーマンス変動（不確実性）を正確に評価するため、報告不足の標準偏差と信頼区間を推定する新しい手法を提案し、モデルの信頼性向上を促進

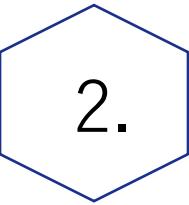


## まとめ

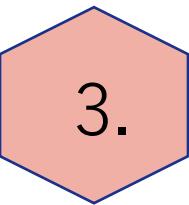
- ・ 学会では基盤モデルやLLM、LVMを医療領域へ応用した研究や現場課題の解決を目的とした研究などが多く投稿された。
- ・ とてもニッチに思えるような領域に対しても研究が進んでいる。
- ・ 研究評価指標と製品化性能評価間にギャップがあるので独自に性能推定を行う等の研究も出てきた。



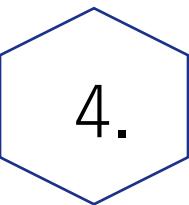
自己紹介



研究トレンド紹介  
- 医用画像関連研究紹介



日本のビジネストレンド紹介2024  
- 部位別力オスマップ, 技術紹介



まとめ

# 2024年の日本における医療AI事業(会社・組織一覧)

2024年

頭部領域



FUJIFILM  
Value from Innovation



広島大学

DeepEyeVision

AI inside



口腔内



Aillis

2024年

口腔内



MEDIA  
メディア株式会社

NTT docomo

胸部・腹部領域

乳部



Smart Opinion

心臓部



M3 AI

FUJITSU

2024年

胃部



両備システムズ\*

AIM\*

腹部



両備システムズ

消化器



OLYMPUS\*

JGES  
一般社団法人  
日本消化器内視鏡学会  
Japan Gastroenterological Endoscopy Society

上半身その他

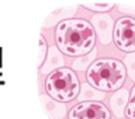


兵庫県立大学  
UNIVERSITY OF HYOGO

2024年

その他領域

病理



IBM

大阪大学  
OSAKA UNIVERSITY

手術支援



Anaut

Jmees\*

その他

JOIA  
一般社団法人  
日本眼科医療機器協会  
Japan Ophthalmic Instruments Association

産総研

© 20241230 @Tdys13

2024.12 とどろき調べ

右上の★は2024年内に新規で薬事承認を取得したAI医療機器を開発する企業の目印

# 2024年の日本における医療AI事業(会社・組織×協業先・共同研究先)



© 20241230 @Tdys13

2024.12 とどろき調べ

# 2024年の日本における医療AI事業(会社・組織×協業先・共同研究先)

こここのリスト、24企業+ $\alpha$   
一挙に紹介するよ！！

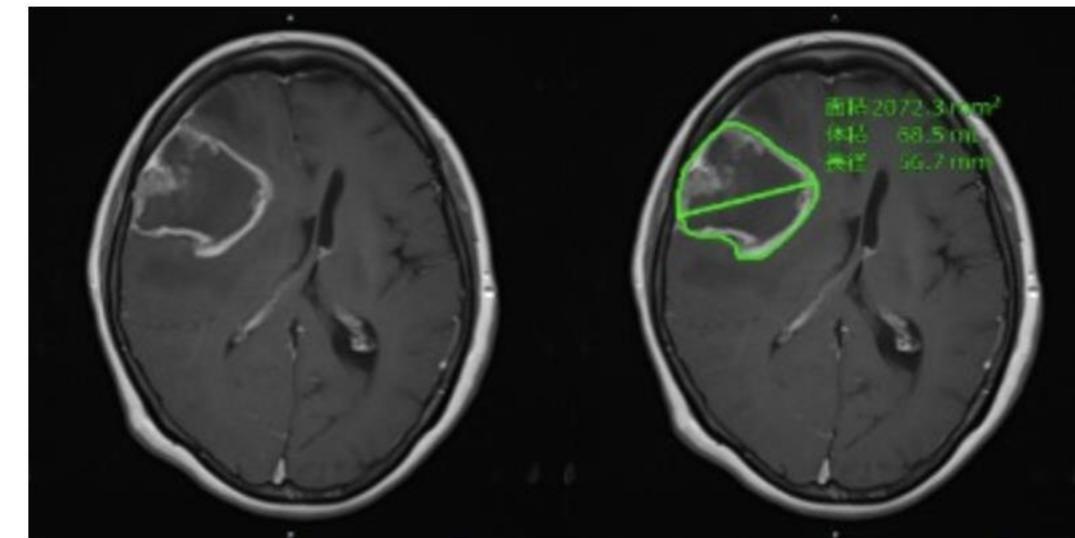


とどろきが個人的に調べたものなので不足等あると思います！  
不足分は勉強させてください！！

# 2024年の日本における医療AI事業(脳部)



[富士フィルム株式会社×国立がん研究センター]  
クラウド型AI技術開発支援サービス「SYNAPSE Creative Space」の共同開発  
MRI画像から神経膠腫(グリオーマ)の疑いのある領域を精密に抽出するAI技術を共同開発



神経膠腫の疑いのある領域の抽出結果の例



## □ メモ

- 富士フィルム株式会社と国立がん研究センターが2021年に共同開発したAI技術開発支援サービス「SYNAPSE Creative Space」を活用した初の事例。
- 医師自身でプロジェクト管理、アノテーション、AI学習、AI推論がノーコードで実装可能。
- MRI画像からグリオーマ疑い領域をセグメンテーションする機能を開発した。がん全体では患者数が少ないものの、臨床的には非常に重要なグリオーマの精密な画像評価に関するAI技術を医師主導で初めて開発。

# 2024年の日本における医療AI事業(脳部)



[富士フィルム株式会社×名古屋市立大学]  
クラウド型AI技術開発支援サービス「SYNAPSE Creative Space」を利用した  
脳脊髄液腔の各領域を抽出するAI技術



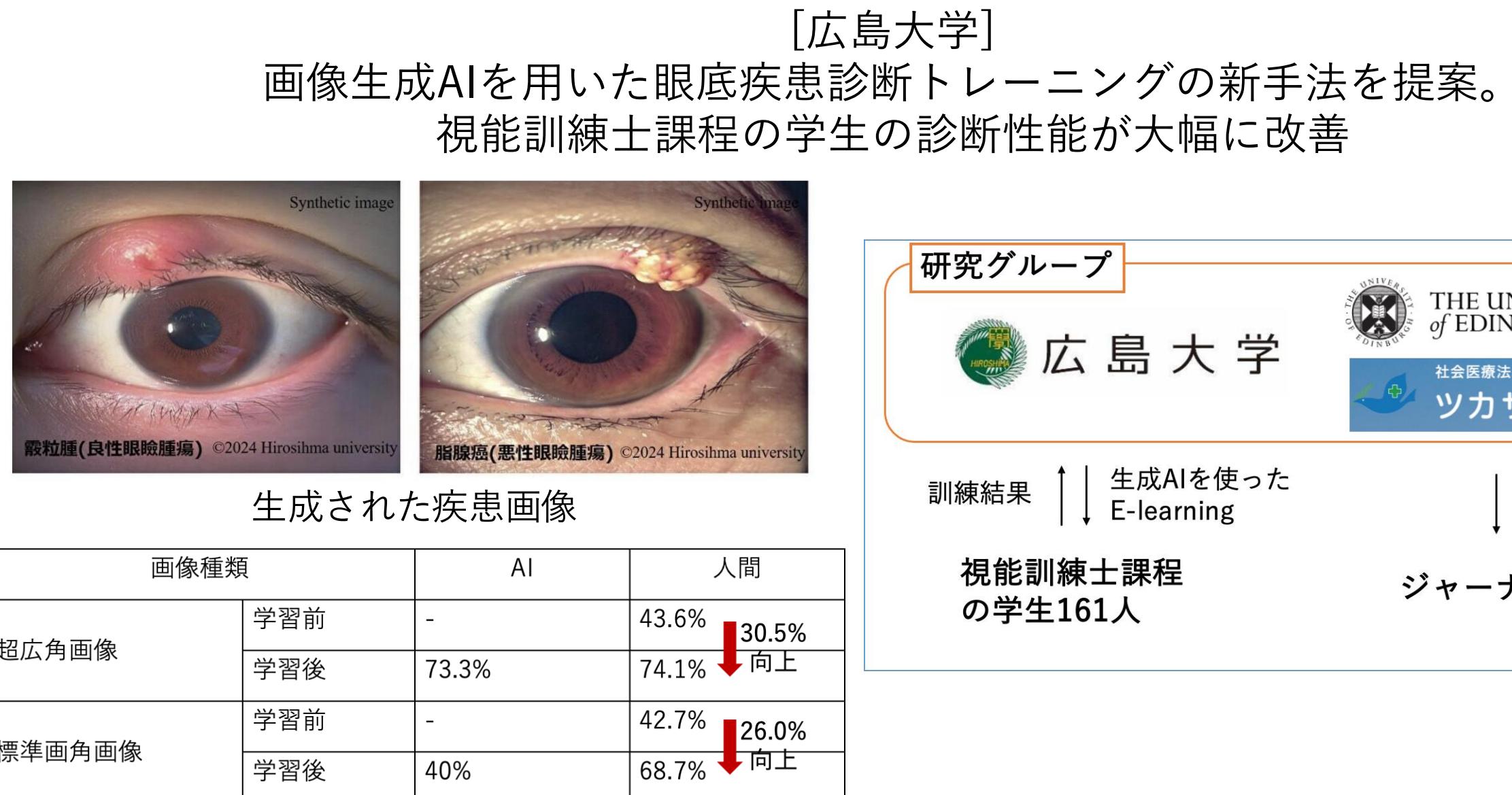
脳脊髄液腔の各領域の抽出例  
黄色:高位円蓋部・正中のくも膜下腔、水色:脳室、赤紫色:シルビウス裂・脳底槽



## □ メモ

- 「SYNAPSE Creative Space」を活用してMRI画像からハキム病(特発性正常圧水頭症)を判別するために重要な脳脊髄液腔の各領域を自動抽出するAI技術を開発した。

# 2024年の日本における医療AI事業(眼部)



## □ メモ

- Stable Diffusionを活用して生成した600枚の合成網膜画像を用いたe-learningを学生向けに実施。
- e-learningの平均完了時間は53分、生成AIを用いたe-learningは正答率を向上させた&AIと比較した際に正答率はAI並み、汎化性能はAIを大きく上回った。

引用  
広島大学 画像生成 AI で診断精度が大幅に改善、眼底疾患診断トレーニングの新手法  
<https://x.gd/uFYFw>

# 2024年の日本における医療AI事業(眼部)



[DeepEyeVision株式会社 × 自治医科大学]  
LMM（大規模マルチモーダルモデル）による眼底読影所見の自動生成機能を構築



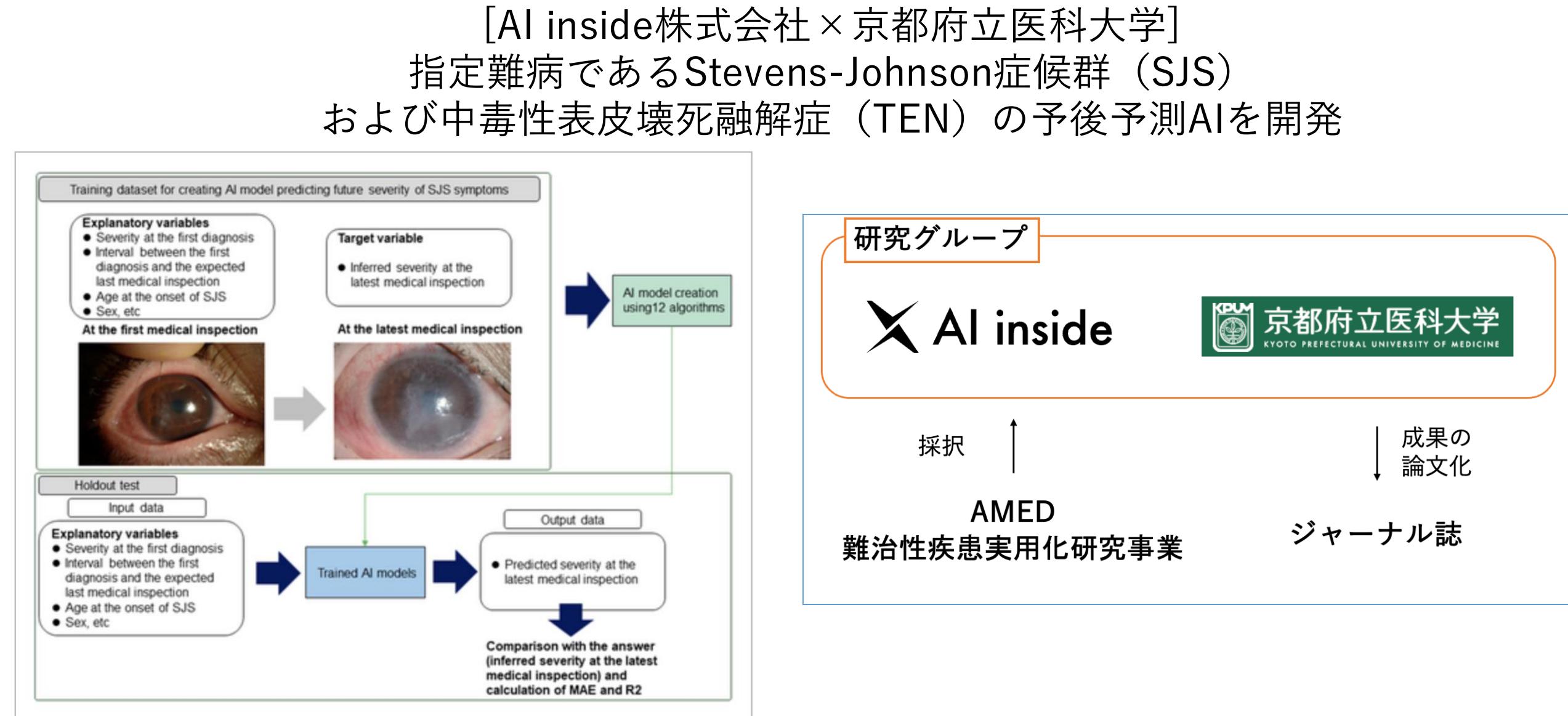
LLMによる眼底読影所見生成機能を実装したシステム画面

## □ メモ

- 眼底画像から疾患名並びに読影所見を自動生成するシステムの開発
- 2024年内に自治医科大学検診センターにて試験運用を開始
- DeepEyeVisionが提供する眼底画像遠隔読影サービスのシステムに組み込み、運用をする見込み

引用  
DeepEyeVision株式会社 自治医科大学とDeepEyeVision、LMM（大規模マルチモーダルモデル）による眼底読影所見の自動生成機能を構築  
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000010.000053278.html>

# 2024年の日本における医療AI事業(眼部)



## □ メモ

- AI inside社が提供するAI開発プラットフォーム上で、京都府立医科大学の医師が自ら開発。
- 100万人当たり2.5人が発症する希少疾患であり、全国一律に十分な医療サービスを提供するのが難しい。
- 重症度を4分類(軽度～重度)する実験では、ROCが0.92、0.91、0.86、0.98に到達。

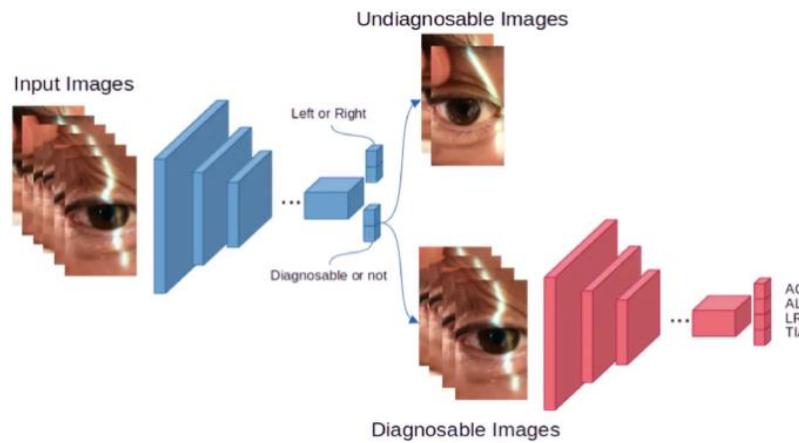
## アルゴリズムのフロー

引用  
AI inside株式会社 京都府立医科大学と共に「眼表面希少疾患」の予後予測AIを開発、医師の診断をAIが補助し指定難病の治療に貢献  
<https://pttimes.jp/main/html/rd/p/000000152.000024457.html>

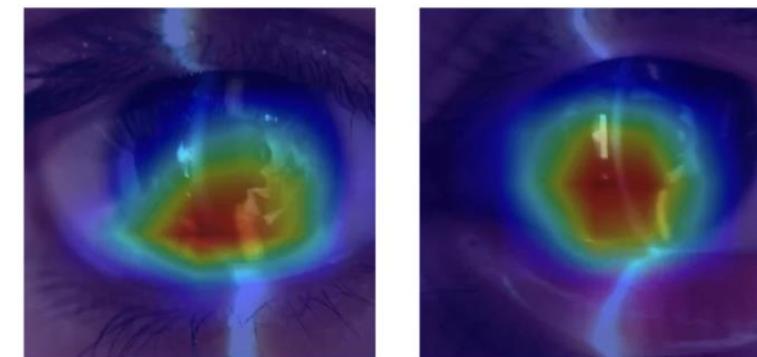
# 2024年の日本における医療AI事業(眼部)



[①株式会社OUI×医療法人 慶眼会 横浜けいあい眼科]  
Smart Eye Camera(OUI inc.製)の画像から前房深度を推定するAIを開発



アルゴリズムのフロー



Grad-CAMのvisualization

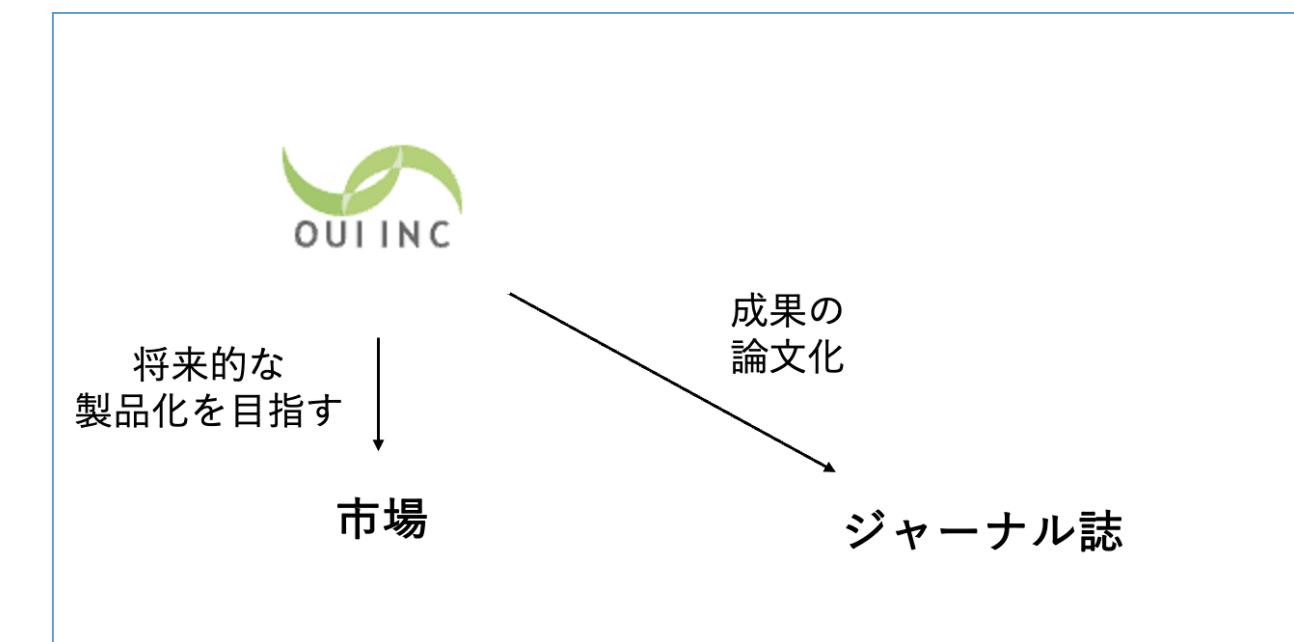
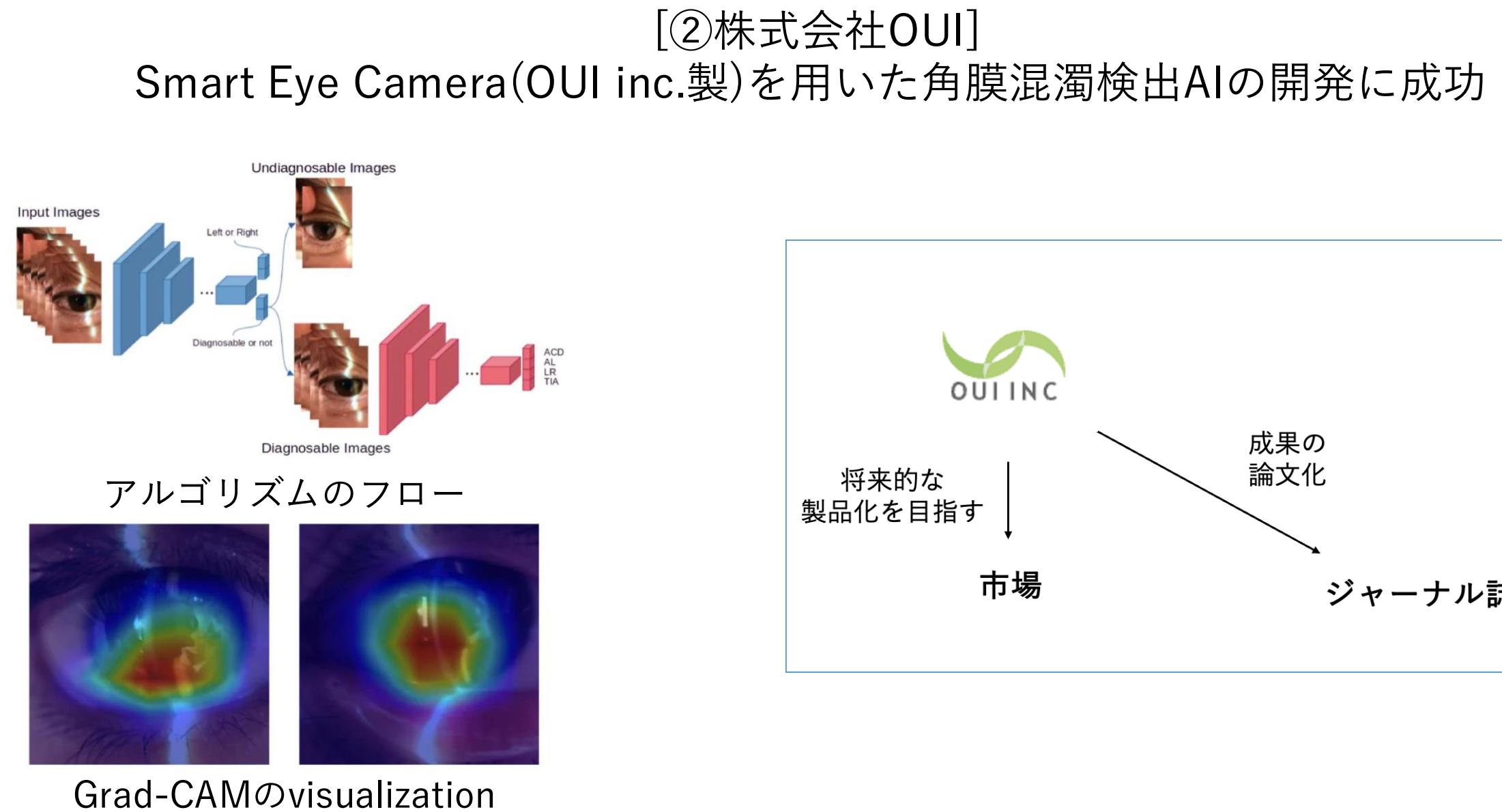


## □ メモ

- 1,586眼から収集された204,639フレームの前眼部画像を用いて機械学習モデルを構築。
- 前房深度推定精度はMAE:0.93±0.082mm、MSE:0.123±0.170mm、相関係数:0.953  
閉塞隅角リスク推定は感度:0.943、特異度:0.902、AUC:0.923

引用  
Smart Eye Cameraの画像から前房深度を推定するAIを開発  
<https://pttimes.jp/main/html/rd/p/000000052.000064389.html>

# 2024年の日本における医療AI事業(眼部)



## □ メモ

- 失明原因の一つである角膜混濁を検出するAIを開発した。
- Smart Eye Cameraを用いて収集した5,996枚(角膜混濁あり1,617枚/なし4,379枚)の画像へ眼科専門医がアノテーションを実施。前処理を実施しEfficientNet-B4で解析。
- 感度:0.96、特異度:0.96、精度:0.96、AUC:0.98

引用  
OUI Inc., 細隙灯顕微鏡画像を用いた角膜混濁検出AIの開発に成功  
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000042.000064389.html>

# 2024年の日本における医療AI事業(口腔内)



[アイリス株式会社]  
①咽頭画像データベースレジストリの始動  
②新型コロナウイルスに関する新機能AIを薬事承認申請

プレスリリース | 2024/12/27  
AI医療機器のアイリス、新型コロナウイルスに関する新機能AIを開発し、薬事承認を申請  
AI搭載感染症検査機器「nodoca」への追加搭載を目指す



## メモ

- ①咽頭画像と診療情報を収集する咽頭画像データベースレジストリを6大学とともに構築。
- ②2024年12月27日に新型コロナウイルスに関する新機能AIを開発、薬事承認申請を実施したことを公表した。
- その他にも「アサヒグループジャパン株式会社との新規事業開始」、「咽頭画像を用いたAI研究論文3報の報告」、「正式な技術区分で保険収載完了」、「nodocaを用いたインフルエンザ検査が医師指導のもと看護師が実施することは適法と確認」など盛りだくさんな1年となった

引用  
アイリス株式会社 咽頭画像データベース（レジストリ）が6大学病院とアイリス共同で始動  
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/00000057.000035813.html>  
AI医療機器のアイリス、新型コロナウイルスに関する新機能AIを開発し、薬事承認を申請  
<https://aillis.jp/news/post/20241227>  
アイリス株式会社 AI医療機器開発のアイリスとアサヒグループジャパン介護・看護事業者向け口腔状態評価アプリの実証実験を開始  
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/00000069.000035813.html>

引用  
アイリスのnodoca検査、グレーゾーン解消制度により看護師による実施が適法確認  
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/00000066.000035813.html>

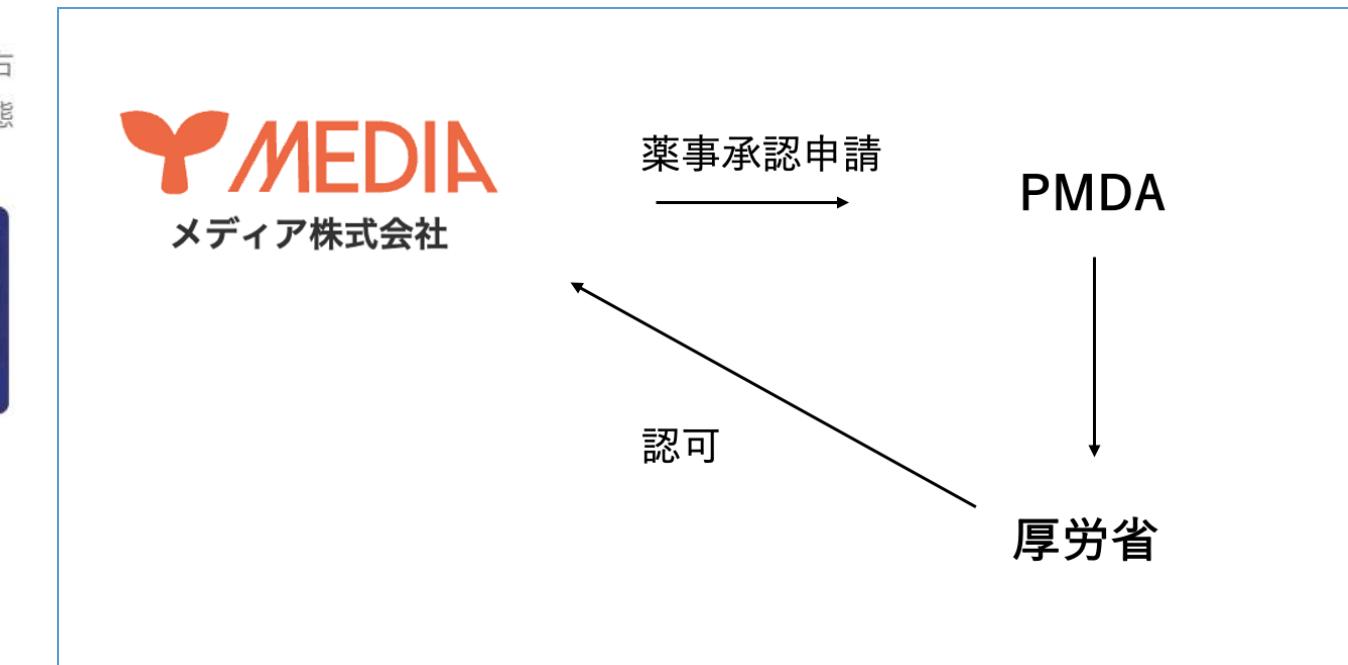
# 2024年の日本における医療AI事業(口腔内)



[メディア株式会社]  
歯科用骨形態評価プログラム PanoSCOPEの薬事承認取得



スクリーニング画面イメージ

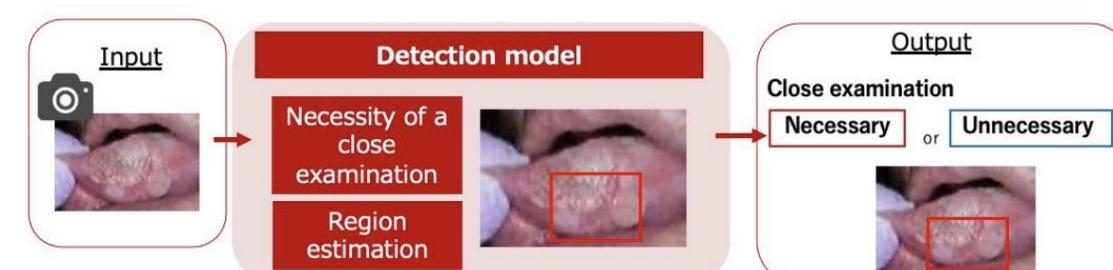


- メモ
- 2024年5月21日、パノラマX線画像による骨粗鬆症スクリーニングの臨床ガイドラインに基づき、AIが頸骨脆弱度評価を支援する「歯科パノラマX線画像解析AI」が薬事承認を取得した。
  - 解析後の文書作成も簡単に出力させる

# 2024年の日本における医療AI事業(口腔内)



[株式会社NTTドコモ×東北大学]  
撮影された舌の病態からAIによる口腔がん診断支援技術を開発

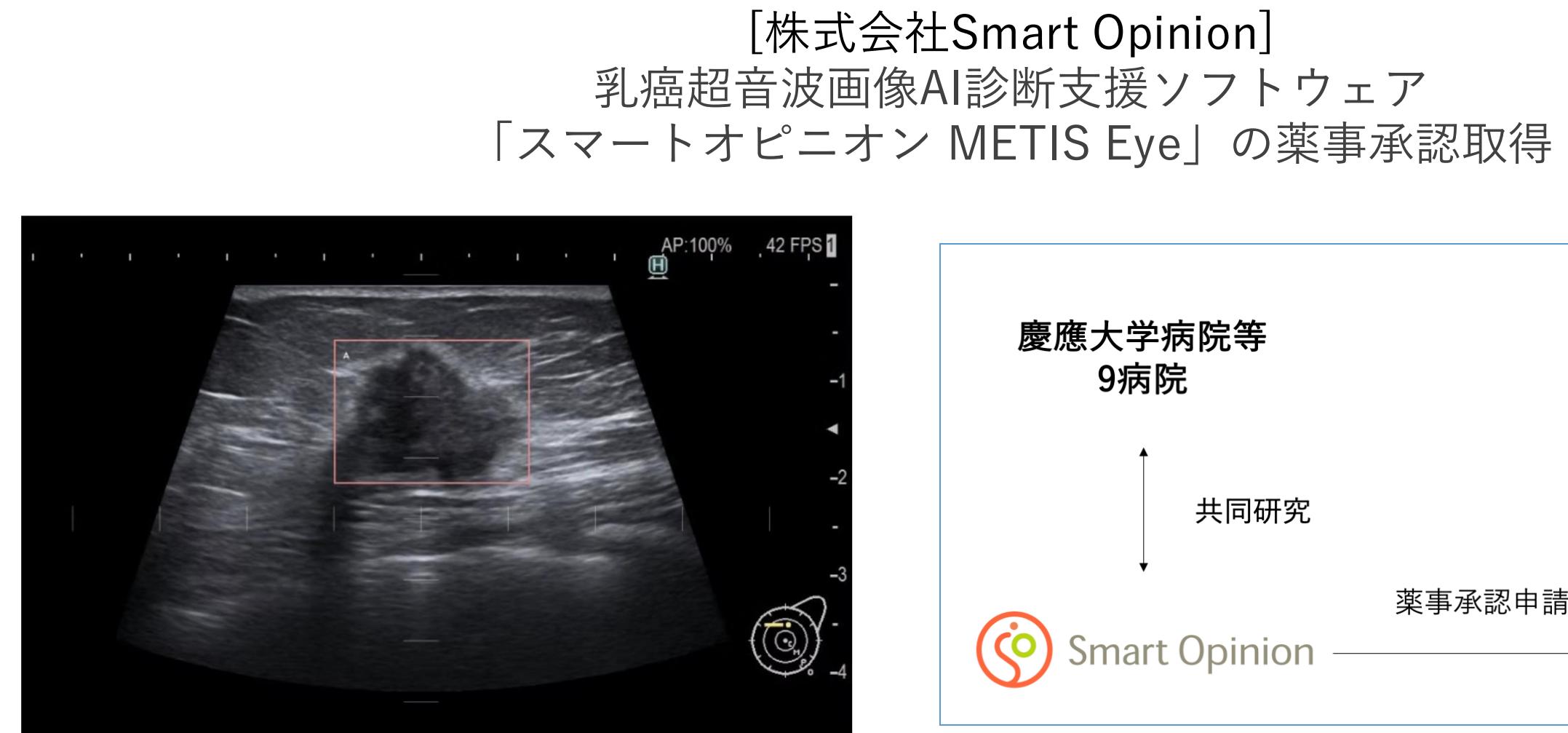


## メモ

- AI技術による口腔粘膜疾患診断支援を行う疾患検出モデルを構築。
- 口腔がん検出モデルにおいて感度:93.9%、特異度:81.2%を達成。
- 精密検査が必要/不必要かを最終的に出力する。

引用  
東北大学大学院歯学研究科 AI技術を応用した高い診断精度をもつ 口腔がん診断支援技術を開発  
[https://www.dent.tohoku.ac.jp/news/file/20240625\\_01.pdf](https://www.dent.tohoku.ac.jp/news/file/20240625_01.pdf)

# 2024年の日本における医療AI事業(乳部)

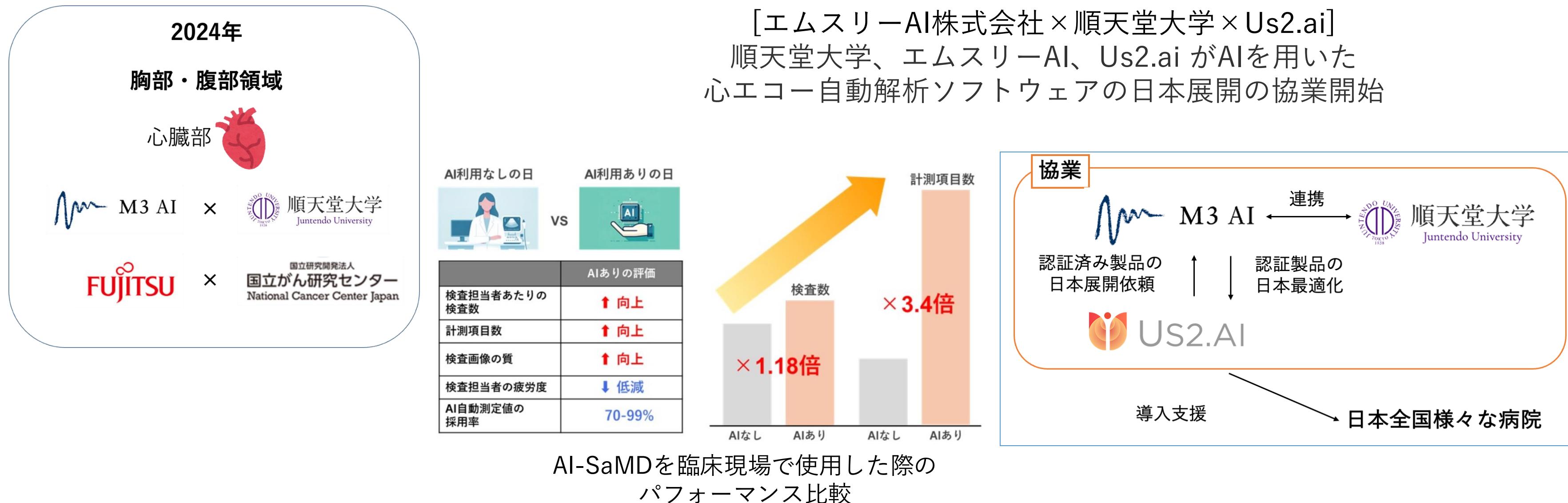


## メモ

- 2024年5月8日、精密検査の必要性が疑われる病変候補部位と当該病変候補部位を国際基準のBI-RADSカテゴリー分類に基づき判定し、精密検査の必要性の有無を検出する乳がん超音波画像診断支援ソフトウェア「スマートオピニオン METIS Eye」が薬事承認を取得した。
- 精密検査の必要性が疑われる所見の検出感度:94.4%
- 医師単独で読影した場合の正診率:69.3%、本プログラムを用いて読影した場合の正診率:73.1%

引用  
乳癌超音波画像AI診断支援ソフトウェア「スマートオピニオン METIS Eye」の医療機器承認取得  
<https://www.smartopi.com/metiseyeapproval>

# 2024年の日本における医療AI事業(心臓部)



## メモ

- 2023年3月6日に薬事認証取得をしていた心エコー自動解析ソフトウェアUS2.aiの日本最適化および製品展開を3者で進めることを発表。
- US2.aiの臨床現場でのパフォーマンスに関する論文が11月には北米心臓協会に採択された。  
AIプログラムを用いることで、1日あたりの検査数は1.18倍に増えたが疲労は変わらなかったと報告された。

引用

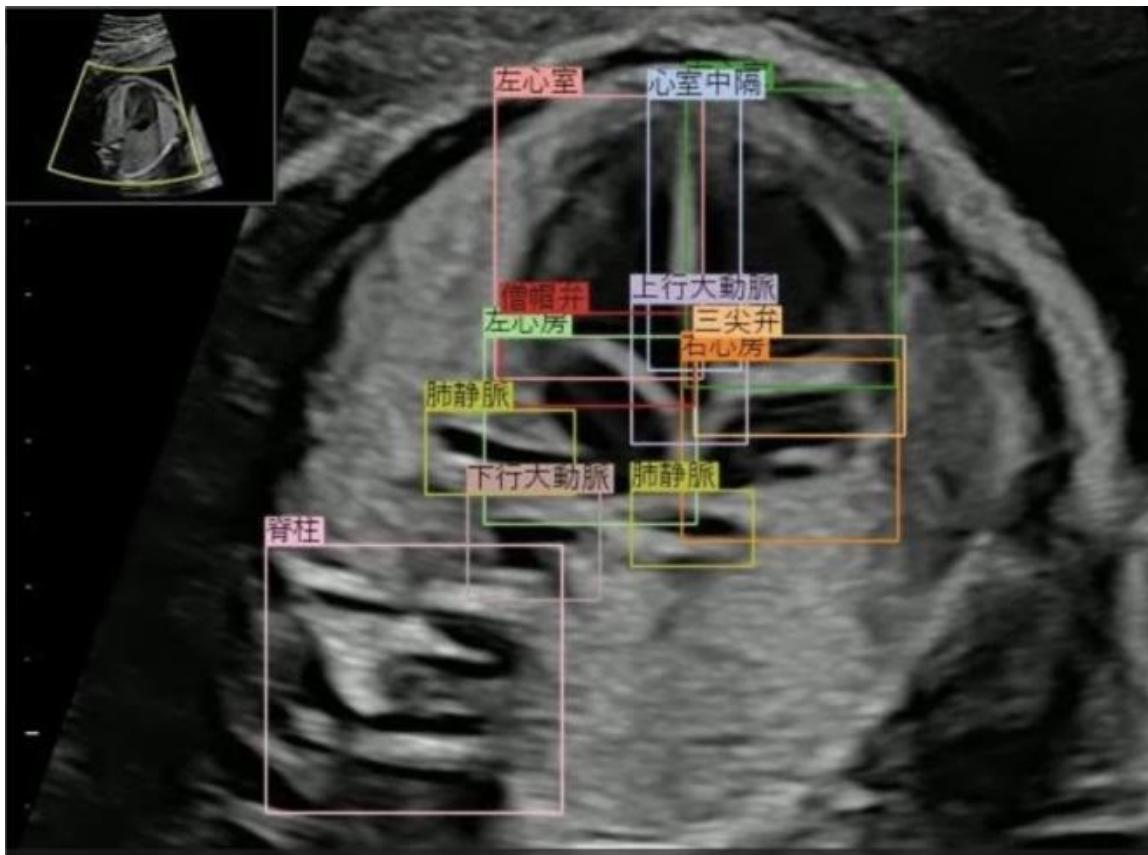
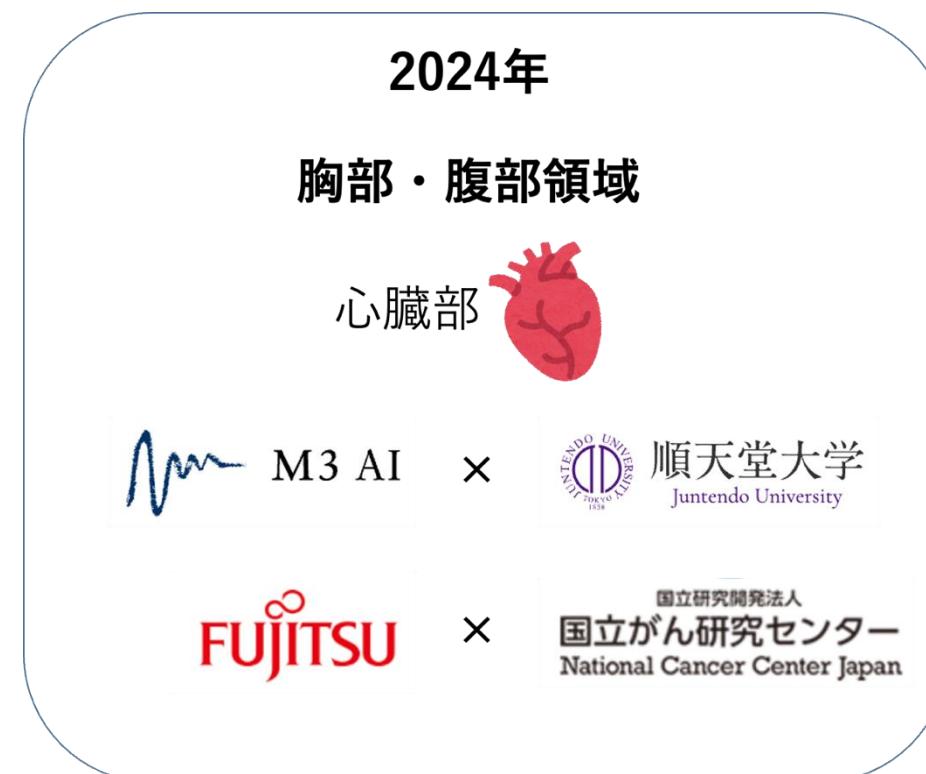
順天堂大学、エムスリーAI、Us2.ai がAIを用いた心エコー自動解析ソフトウェアの日本展開の協業開始

<https://www.junteno.ac.jp/news/19545.html>

順天堂大学・エムスリーAIの心エコーAIの共同研究が北米心臓病協会（AHA）の最新科学トピックに採択

<https://www.junteno.ac.jp/news/21005.html>

# 2024年の日本における医療AI事業(心臓部)



検査結果イメージ

□ メモ

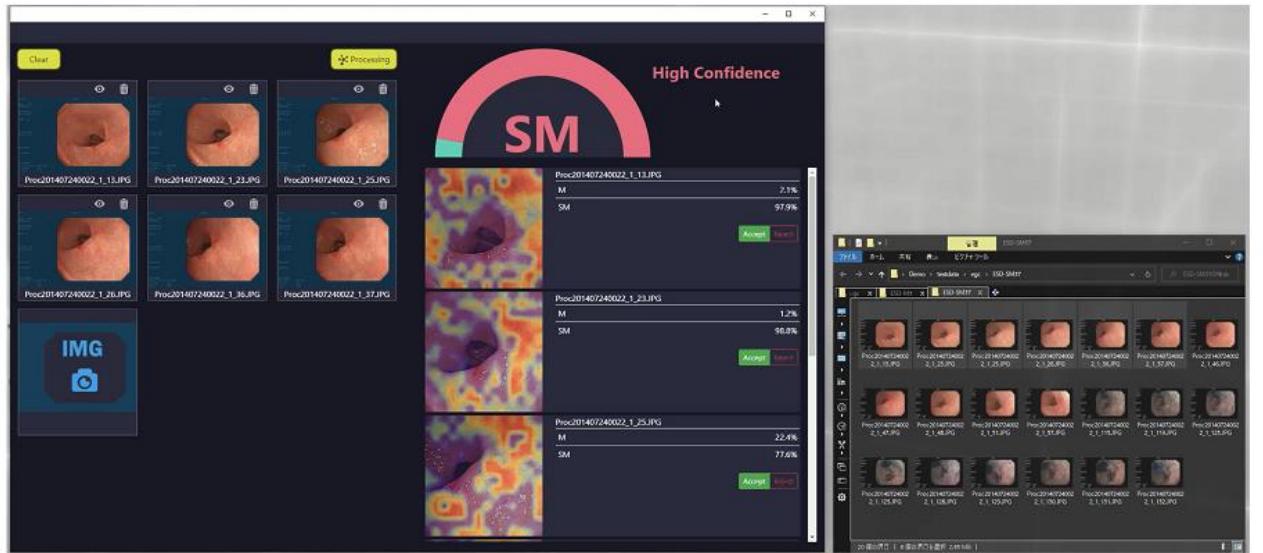
- 2024年7月29日、「HOPE LifeMark 胎児心臓超音波スクリーニング支援システム」が薬事承認を取得した。
- 胎児心臓各部位の検出結果を正常異常判定の参考情報として提示するスクリーニング支援システム。
- 2018年より共同研究を行っていた成果が実を結ぶ結果となった



引用  
超音波診断支援 AI の実臨床応用 – 胎児心臓超音波スクリーニング支援システムの薬事承認 –  
[https://www.ncc.go.jp/jp/information/pr\\_release/2024/0906/20240906.pdf](https://www.ncc.go.jp/jp/information/pr_release/2024/0906/20240906.pdf)

HOPE LifeMark 胎児心臓超音波スクリーニング支援システム 添付文書  
[https://www.info.pmda.go.jp/downfiles/md/PDF/672251\\_672251\\_30600BZX00155000\\_A\\_01\\_01.pdf](https://www.info.pmda.go.jp/downfiles/md/PDF/672251_672251_30600BZX00155000_A_01_01.pdf)

# 2024年の日本における医療AI事業(胃部)



検査結果イメージ

[株式会社両備システムズ×岡山大学]  
早期胃がん深達度診断支援を行うAI医療機器  
Deepth-EGCの薬事承認取得



## □ メモ

- 2024年3月5日、早期胃がんの深達度(粘膜内癌/粘膜下層まで進行した癌)を判定し、医師の診断補助を行う内視鏡画像診断支援システム「Deepth-EGC」が薬事承認を取得した。
- 専門医の正診率が約72%に対し、本製品の正診率は82%だった。

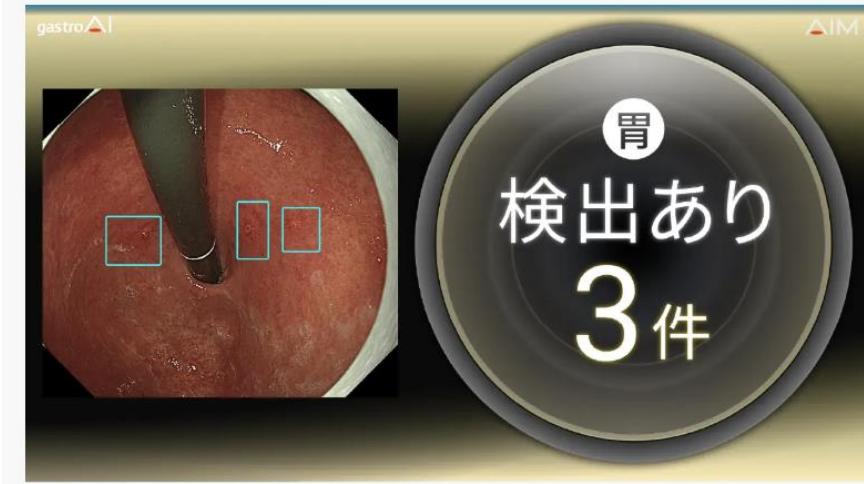
引用  
両備システムズ、メディカルAI事業で2030年10億円を目指す  
<https://www.ryobi.co.jp/news/2024/20240424>

早期胃癌深達度診断支援システム Deepth-EGC  
[https://www.info.pmda.go.jp/downfiles/md/PDF/180170/180170\\_30600BZX00030000\\_A\\_01\\_01.pdf](https://www.info.pmda.go.jp/downfiles/md/PDF/180170/180170_30600BZX00030000_A_01_01.pdf)

# 2024年の日本における医療AI事業(胃部)

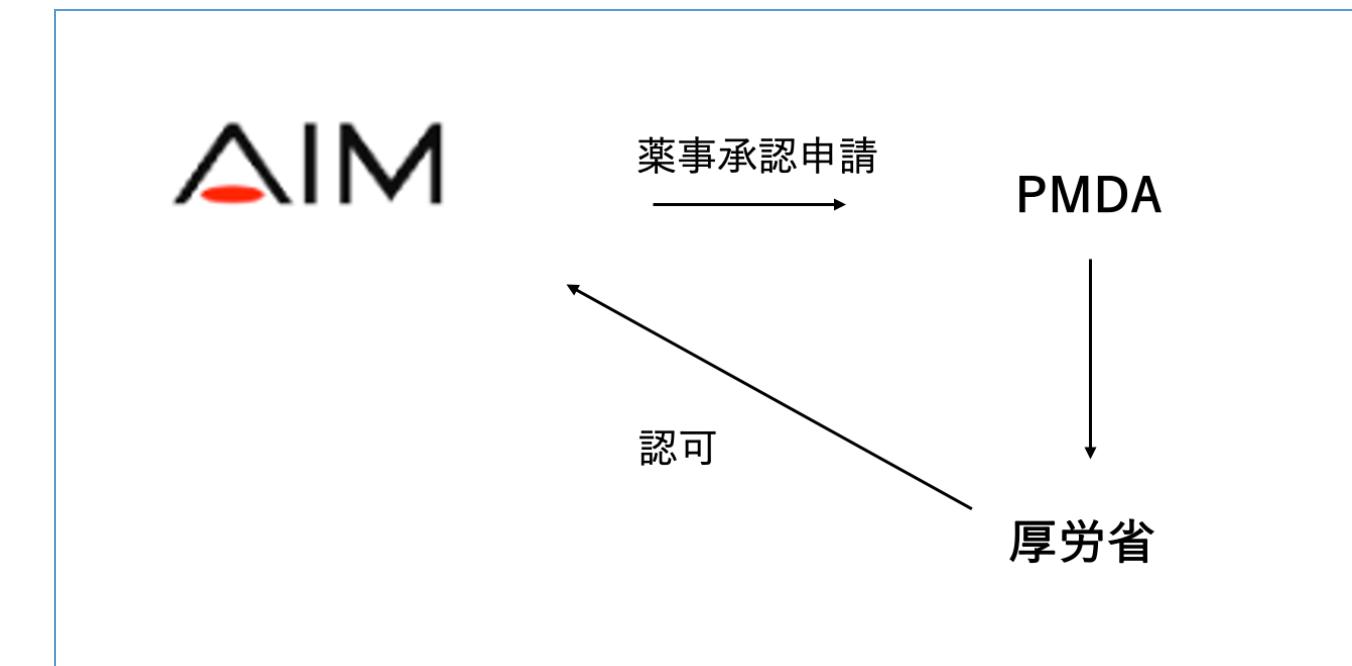


[株式会社AIメディカルサービス]  
画像上早期胃がんおよび腺腫を疑う領域を検出する  
AI搭載の内視鏡画像診断支援ソフトウェアの製造販売承認を取得



検出時イメージ

	感度	特異度
熟練医	66.4%	90.8%
熟練医 + 本品	83.5%	92.9%



## □ メモ

- 2024年12月17日、画像上早期胃がんおよび腺腫を疑う領域を検出し、医師の診断補助を行う内視鏡画像診断支援システム「gastroAI model-G2」が薬事承認を取得した。
- 内視鏡検査時の病変類似候補部をリアルタイムで矩形検出 & 警告音を鳴らす仕様、解析にかかる時間は0.15秒。
- 熟練医に対しても、本製品を使用して読影することで感度特異度が向上した。

引用  
AIメディカルサービス 画像上早期胃がんおよび腺腫を疑う領域を検出する AI搭載の内視鏡画像診断支援ソフトウェアの製造販売承認を取得  
<https://www.ai-ms.com/news/product/20241219>

# 2024年の日本における医療AI事業(腹部)



## □ メモ

- 胆道がんをAIで診断支援するシステムを開発し、研究成果をGastrointestinal Endoscopyにて発表した。
- 今後は多少例での検証等を経て、早期の製品化を目指す。
- 両備システムズと岡山大学は、他にも大腸や膵臓分野でのAI画像診断支援や内視鏡染色検査でのAI技術活用等の研究を進めており、早期の製品化を目指している。

引用  
両備システムズ、メディカルAI事業で2030年10億円を目指す  
<https://www.ryobi.co.jp/news/2024/20240424>

岡山大学病院と両備システムズ、国内初となる胆道がんをAIで診断支援するシステムを開発  
<https://www.ryobi.co.jp/news/2024/20240724>

# 2024年の日本における医療AI事業(消化器部)



## □ メモ

- 2023年1月17日に薬事承認取得していたEndoBRAIN-Xを、2024年2月19日より販売開始した。
- オリンパスはこの他にも、グループ会社が欧州向け製品としてクラウド型AI内視鏡画像診断支援システム3製品のCEマーク取得を発表した。
  - 大腸ポリープまたは大腸がんを検出・鑑別支援するCADDIE(CADe/CADx)
  - バレット食道の異形成を検出支援するCADU(CADe)
  - 潰瘍性大腸炎のスコアリング支援をするSMARTIBD(CADe)

引用

オリンパス、AIを搭載した内視鏡画像診断支援ソフトウェア「EndoBRAIN-X」を発売  
<https://www.olympus.co.jp/news/2024/nr02631.html>

オリンパス、クラウド型AI内視鏡画像診断支援システム3製品が欧州でCEマークを取得  
<https://www.olympus.co.jp/news/2024/nr02758.html>

# 2024年の日本における医療AI事業(消化器部)



## □ メモ

- 2024年6月より、EndoBRAIN-EYE(オリンパス株式会社)・CAD EYE(富士フィルム株式会社)の病変検出支援プログラム加算が開始。
- 2024年8月より、EIRL Colon Polype(エルピクセル株式会社)の病変検出支援プログラム加算が開始。
- 保険点数は60点

引用  
日本消化器内視鏡学会 大腸内視鏡診断支援AIの保険収載について（周知依頼）  
<https://www.jges.net/news/news-committee/2024/06/26/82697>

## [日本消化器内視鏡学会]

オリンパス、富士フィルム、エルピクセル製の大腸内視鏡診断支援AI医療機器  
3製品の保険収載完了

| 2024年6月26日

大腸内視鏡診断支援AIの保険収載について（周知依頼）

日本消化器内視鏡学会 会員の皆様へ

2024年度診療報酬改定にて、大腸内視鏡診断支援AI「EndoBRAIN-EYE (エンドブレインアイ)」(オリンパス株式会社)が、K721内視鏡の大腸ポリープ・粘膜切除術において、病変検出支援プログラムを用いて実施した場合は、病変検出支援プログラム加算として、60点を所定点数に加算することになりました。2024年6月よりなりました。

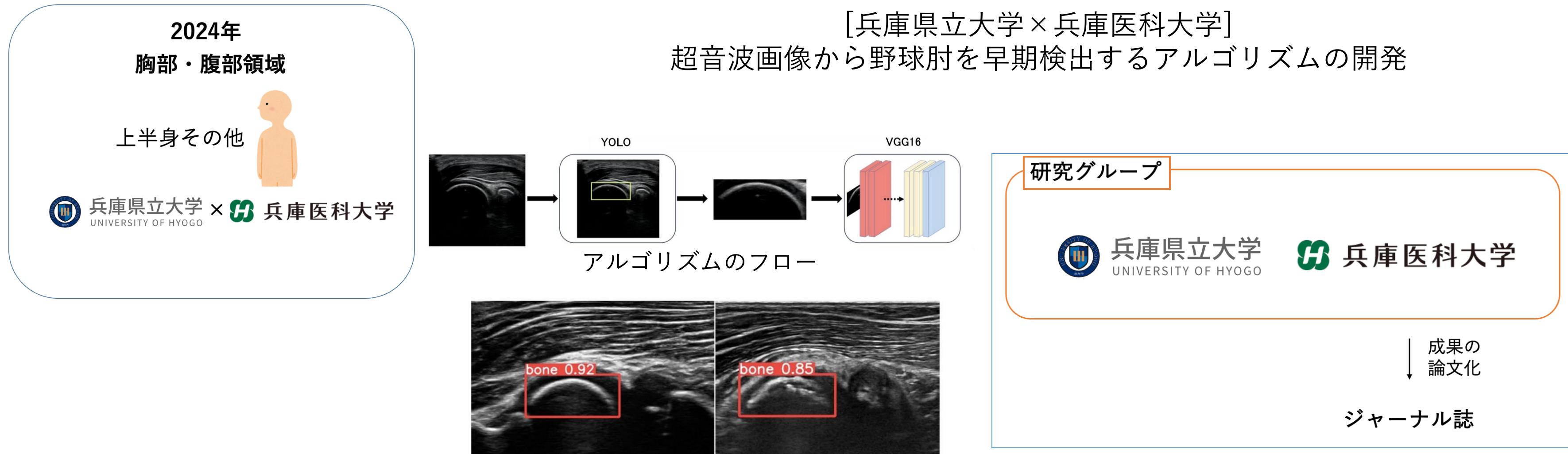
また、内視鏡診断支援機能「CAD EYE (キャドアイ)」(富士フィルム株式会社)についても、同様に同月から診療報酬の加算対象となりました。

シリーズ◎2024診療報酬改定

## 【プログラム医療機器】大腸内視鏡AIの使用に加算新設

プログラム医療機器の指導管理料を新設、評価療養も一部可能に

# 2024年の日本における医療AI事業(上半身その他)



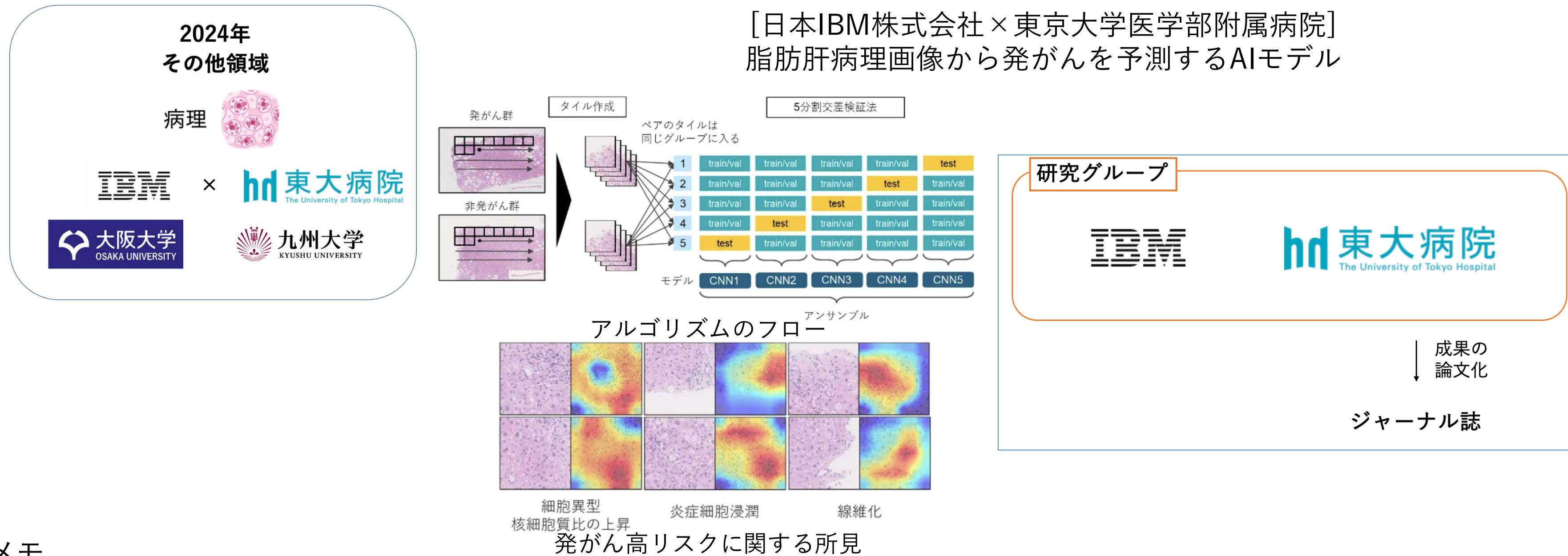
## □ メモ

- 野球肘と呼ばれる「離断性骨軟骨炎(OCD)」を超音波画像から検出・分類するアルゴリズムを開発。
- OCDは早期発見すれば治療可能だが痛みがないため殆ど気づかず、異変に気づいた時には手術をしても手遅れとなる。
- 196人の子どものエコー画像で性能評価をした結果、97%の精度で判定可能だった。
- 今後は実用化に向け、協力企業を求めていく。

引用  
人工知能により超音波画像から「野球肘」の早期病変を高精度で検出  
<https://www.u-hyogo.ac.jp/20240529-1.pdf>

「野球ひじ」AIで判定 けがの早期発見へ、大学の研究チームが開発  
<https://www.asahi.com/articles/ASS5Q16CZS5QPTQP006M.html>

# 2024年の日本における医療AI事業(病理部)

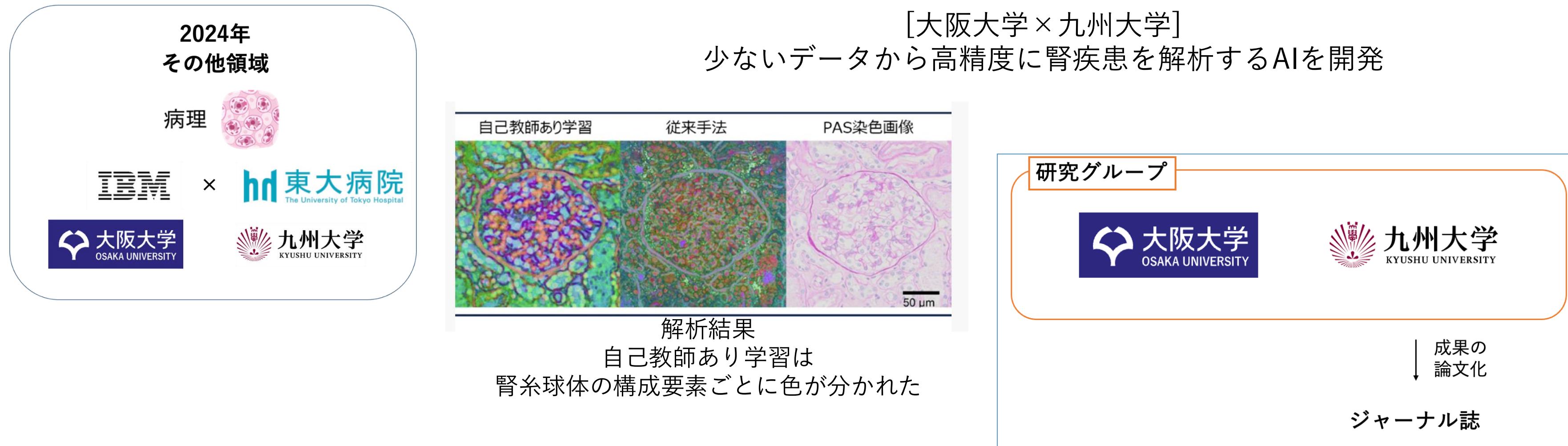


## □ メモ

- 肝病理画像を用いた予後予測モデルはAIが微細な構造を認識することで、これまでに注目されていなかった肝がん発症に関連する病理学的特徴を同定することに成功。
- 58例の肝生検標本デジタル病理画像から $256 \times 256$ のタイルを28,000枚作成し、学習。正解率:82.3%、AUC:0.84%。

引用  
日本IBM 脂肪肝病理画像から発がんを予測するAIモデル  
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000499.000046783.html>

# 2024年の日本における医療AI事業(病理部)



## メモ

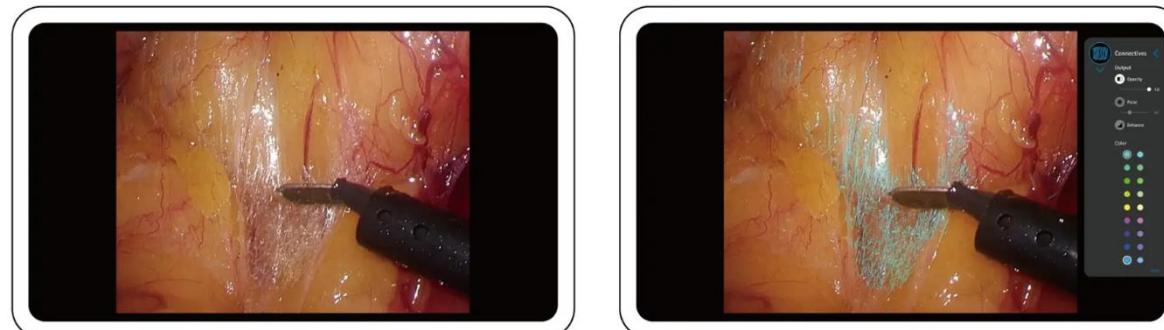
- 自己教師あり学習を腎病理画像解析に応用し、少ないラベル付きデータセットから高精度で疾患分類などが可能なAIモデルを開発。
- 提案手法は腎糸球体内の構成要素を色分けして可視化でき、ラベル情報なしで形態学的な違いを学習した。
- このモデルを用いて腎疾患を分類した結果、従来の手法を超える性能を達成し、特にラベル付きデータが少ない場合にも高い性能を維持した。

引用  
大阪大学 少ないデータから高精度に腎疾患を解析するAIを開発  
[https://resou.osaka-u.ac.jp/ja/research/2024/20241106\\_1](https://resou.osaka-u.ac.jp/ja/research/2024/20241106_1)

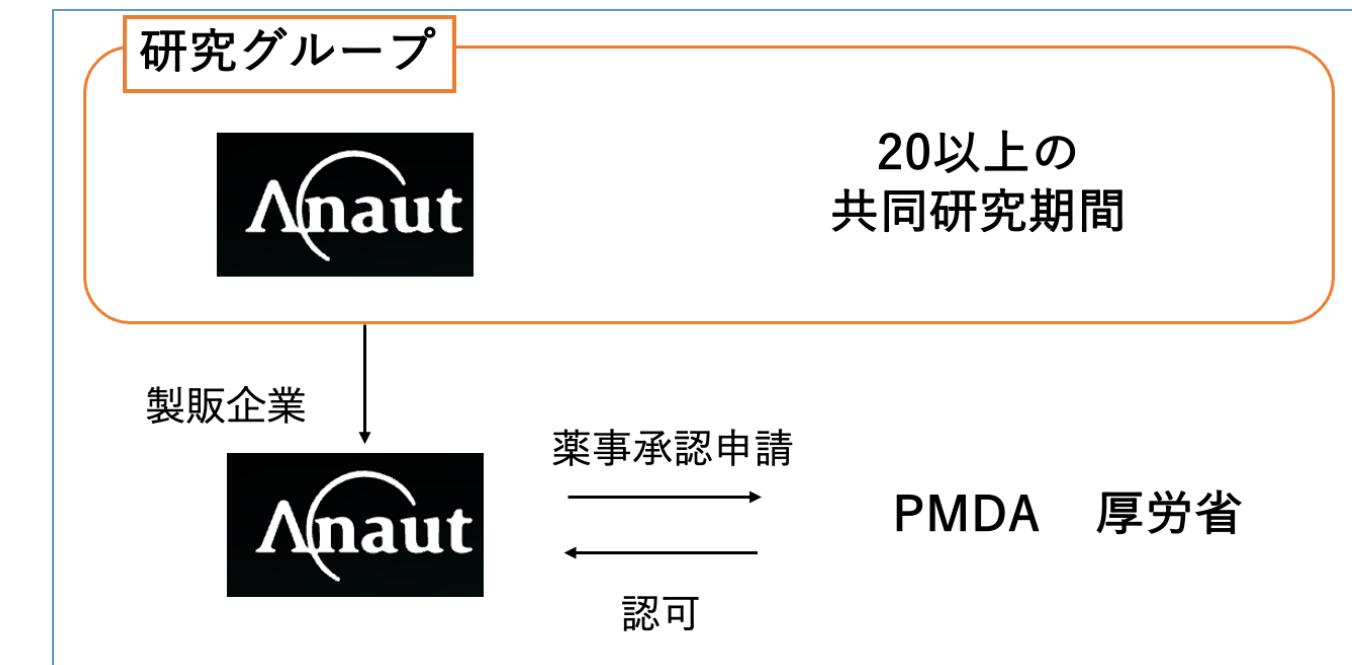
# 2024年の日本における医療AI事業(手術支援)



[アナウト株式会社×20以上の共同研究機関]  
国内で初めて外科医の視覚認識をリアルタイムに支援する  
プログラム医療機器「Eureka α」の薬事承認を取得



EUREKA α  
解析結果(左:元画像/右:AI解析結果)  
疎性結合組織を青色で表示



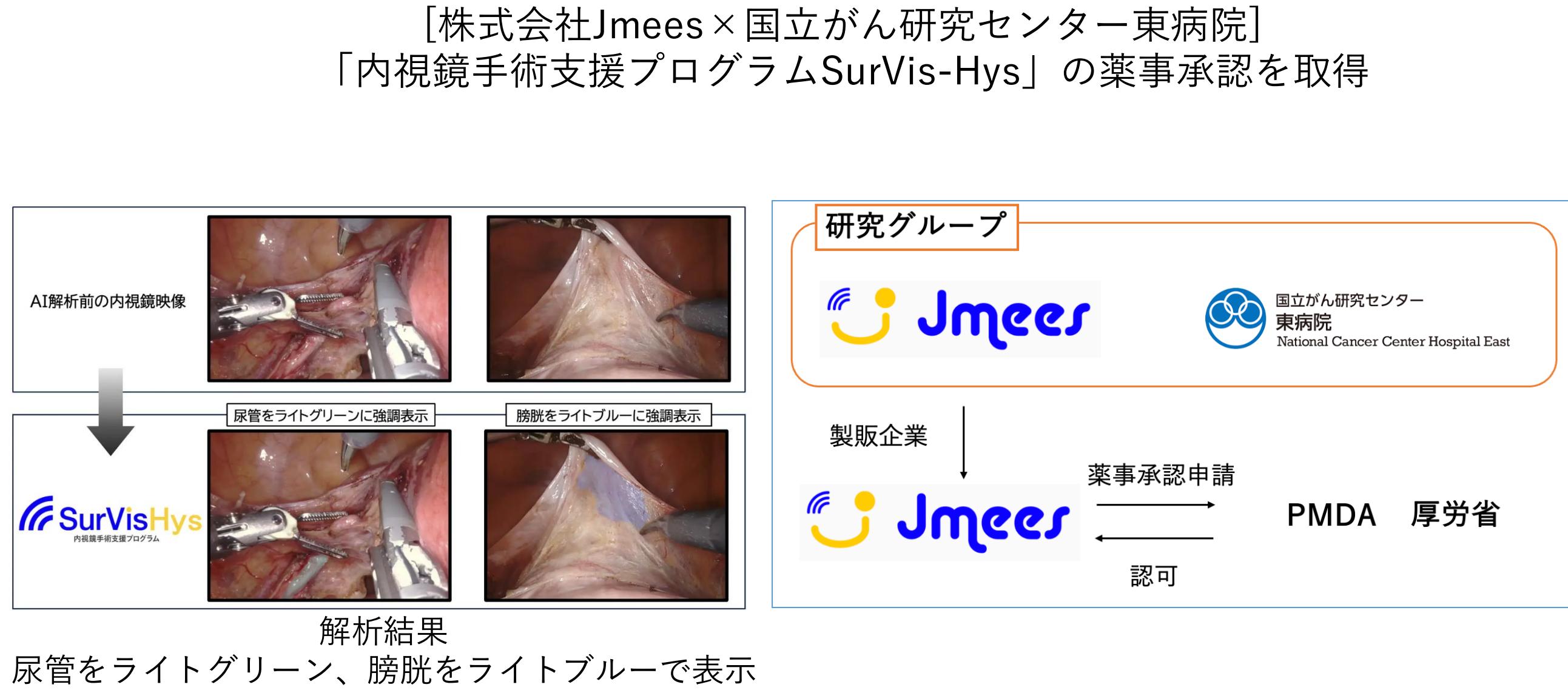
## □ メモ

- 2024年4月12日、手術中リアルタイムに疎性結合組織の位置や領域を推定し、強調表示することで医師の視覚支援を行う手術用画像認識支援プログラム「外科手術視覚支援プログラムEureka α」の薬事承認を取得した。
- 薬事承認に伴い、2024年1月には一般的な名称「手術用画像認識支援プログラム」が新設された。
- また、7月には国内で初めて本製品を利用した「AIによる視覚支援手術」が行われたことを公表した。
- 今後は海外事業展開も視野に入れて事業開発を引き続き行う。

引用  
アナウト株式会社 外科手術視覚支援プログラムEureka αの製造販売承認を取得いたしました  
[https://anaut-surg.com/news/\\_1tiVvDj](https://anaut-surg.com/news/_1tiVvDj)

アナウト株式会社 AI視覚支援手術、国内で初めて\*実施  
<https://prtentimes.jp/main/html/rd/p/00000005.000063564.html>

# 2024年の日本における医療AI事業(手術支援)

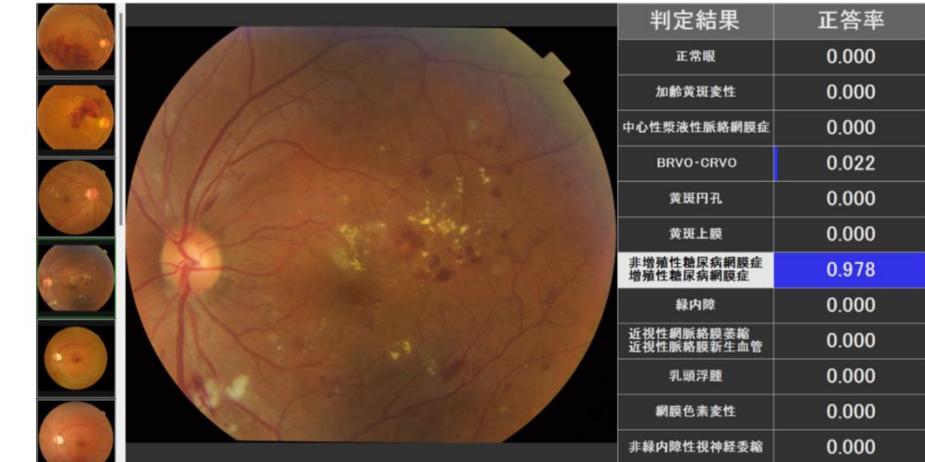


## メモ

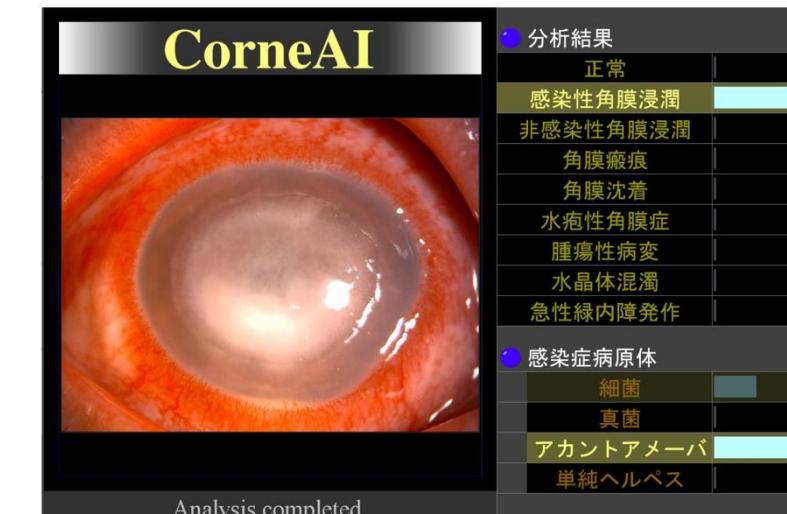
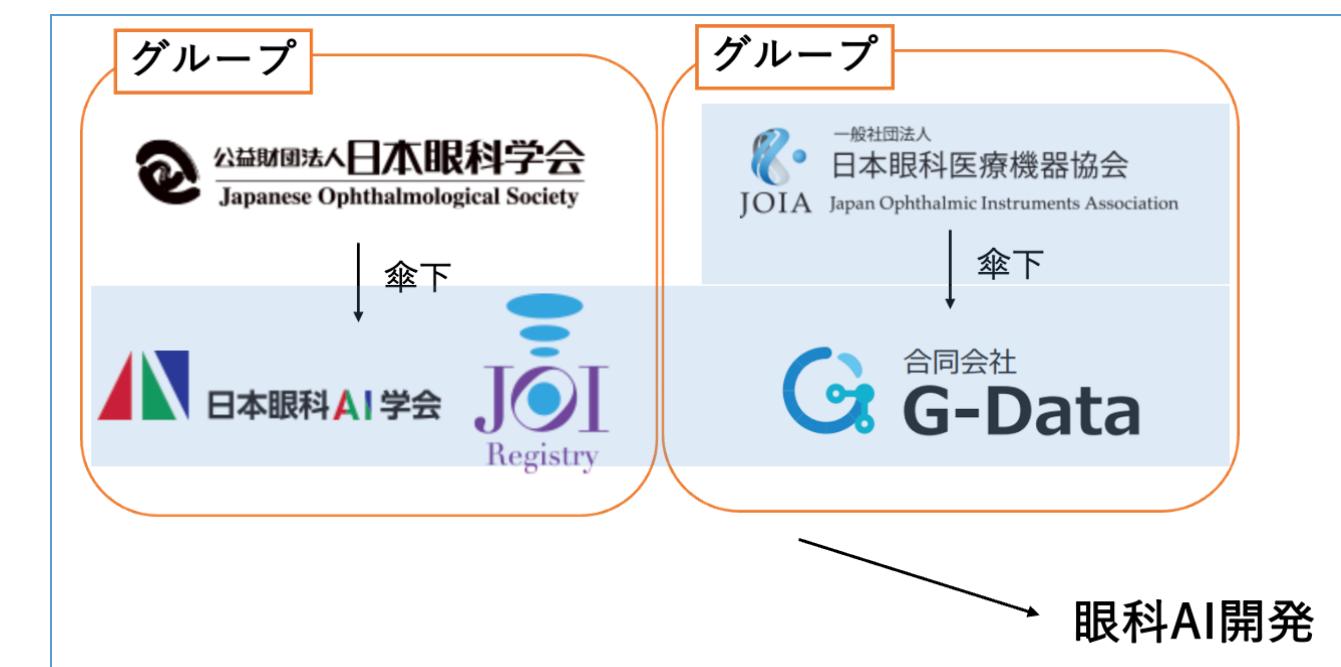
- 2024年8月8日、腹腔鏡下及びロボット支援下における子宮全摘術手術中に内視鏡画像中の尿管・膀胱部位を検出し、候補領域を強調表示するAIプログラム「内視鏡手術支援プログラムSurVis-Hys」の薬事承認を取得した。
- 全国29施設から収集した手術動画を用いて性能評価を実施。

引用  
Mees 国立がん研究センター東病院が共同開発した「内視鏡手術支援プログラムSurVis-Hys」が医療機器承認を取得しました  
<https://x.gd/nWeqw>

# 2024年の日本における医療AI事業(その他)



## [日本眼科医療機器協会] 日本眼科学会における眼科AIプロジェクト



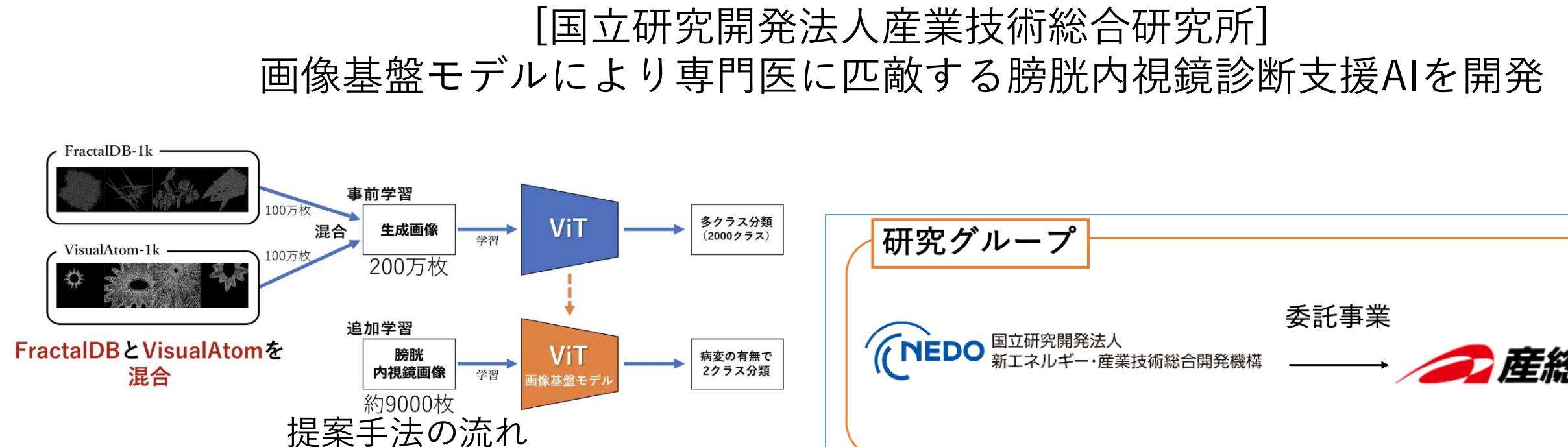
前眼部疾患診断補助AIのイメージ画像

## □ メモ

- 健診用網膜疾患診断支援AIアプリケーションを開発、2024年6月には薬事承認申請を実施予定と公表(2024年3月時点)
- その他にも前眼部疾患診断補助AI「CorneAI」は性能評価試験を実施予定で、スマートフォンによる入力などのアップデートを検討

引用  
日本眼科学会AIプロジェクトの現状と今後  
[https://www.joia.or.jp/annual\\_report/annual-report-2024/p3/](https://www.joia.or.jp/annual_report/annual-report-2024/p3/)

# 2024年の日本における医療AI事業(その他)



ViT / 専門医	感度	特異度	正解率
事前学習なし	78.2 %	90.1 %	87.7 %
ImageNet-1k	<u>94.3 %</u>	98.5 %	97.6 %
ImageNet-21k	93.1 %	98.8 %	97.6 %
<b>提案手法 MixFDSL-2k</b>	<b><u>94.3 %</u></b>	<b><u>99.4 %</u></b>	<b><u>98.3 %</u></b>
泌尿器科専門医 (8名の平均)	92.8 %	98.5 %	97.3 %

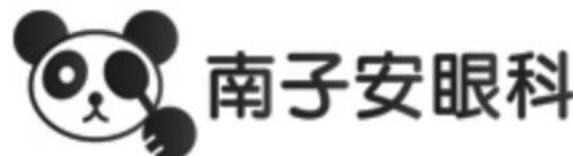
比較結果

## □ メモ

- 2種類の数式を併用して自動生成された200万枚の画像から画像基盤モデルを構築。画像基盤モデルに対して約9000枚の膀胱内視鏡画像を追加学習した結果、8名の専門医の平均を超える診断精度(感度94.3%、特異度99.4%)を実現。
- 医用画像処理タスクで広く使用されるImageNet-21k/1kを事前学習に使用した場合の感度特異度も超えた。

引用  
画像基盤モデルにより専門医に匹敵する膀胱内視鏡診断支援AIを開発  
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000061.000135644.html>

# 2024年の日本における医療AI(その他)



## 緑内障AI診断支援システムの臨床研究について

当院では、緑内障AIの臨床研究を行っています。眼科AIの経験を活かし、AIの分野で緑内障治療に貢献できればと考え、本モデルを開発しました。

視野欠損を正確に把握することは、治療において非常に重要です。視野欠損を過小評価すると治療の遅れにつながり、逆に過大評価すると不必要的治療が行われる可能性があります。しかし、視野を正確に把握するために頻繁に視野検査を行うと、患者および医療関係者双方にとって負担が大きくなります。

当院には多くの緑内障患者が来院されますが、不幸にも進行を止められないケースも存在します。より良い緑内障診療を目指し、私の得意分野であるAIを用いたモデル（Pythonのプログラム）を開発することにしました。

最終的な目標は、視野をより正確に推測できるモデルを作り、多くの医院で使用され、失明のリスクを減らすことです。第一歩として、OCT画像から視野を推測するモデルを作成し、改良を重ねて精度を向上させました。現在では人の推測よりも正確で、ノイズに強く、高い精度の視野推測モデルが完成しています。院内で臨床運用しており、診療に役立っています。ソースコードの公開は、後の問題を避けるため控えております。詳細は ([Jxiv](#)) および、 ([medRxiv](#)) に公開しており、査読付き論文として投稿中です。

## 株式会社アルムは

チリ共和国にある子会社＆チリで最も権威のある眼科医療機関で  
スマートフォン一体型無散瞳眼底カメラ「Eyer（アイヤー）」と  
医療関係者間コミュニケーションアプリ「Join（ジョイン）」連携による  
遠隔の糖尿病網膜症検査を実施したことを報告。

千葉県君津市南子安にある南子安眼科所属の医師は  
日本眼科AI学会主催のコンペで開発したAIモデルを基に  
緑内障AIを開発し、当院にて臨床研究を実施していることを公表。

引用  
スマートフォン一体型眼底カメラ・Eyer×Joinで遠隔診療による糖尿病網膜症検査をチリにて実施  
<https://prtmes.jp/main/html/rd/p/000000106.000044577.html>

引用  
南子安眼科 眼科AIの臨床研究について  
<http://www.minamikoya-ganka.com/aigakkai.html>

# 2024年の日本における医療AI(その他)

がん研有明病院とGoogle AI を活用した乳がん検診の共同研究において、乳がん検診の精度と健診プロセスの効率の向上を確認

公益財団法人がん研究会 2024年6月19日 14時00分



## Artificial intelligence as a second reader for screening mammography 📸

Etsushi Nakai, MSc, Yumi Miyagi, MD, Kazuhiro Suzuki, MHSs, Alessandro Scoccia Pappagallo, MSc, Hiroki Kayama, MSc, Takehito Matsuba, MBA, Lin Yang, PhD, Shawn Xu, BSc, Christopher Kelly, MB BChir, PhD, Ryan Najafi, PhD ... Show more

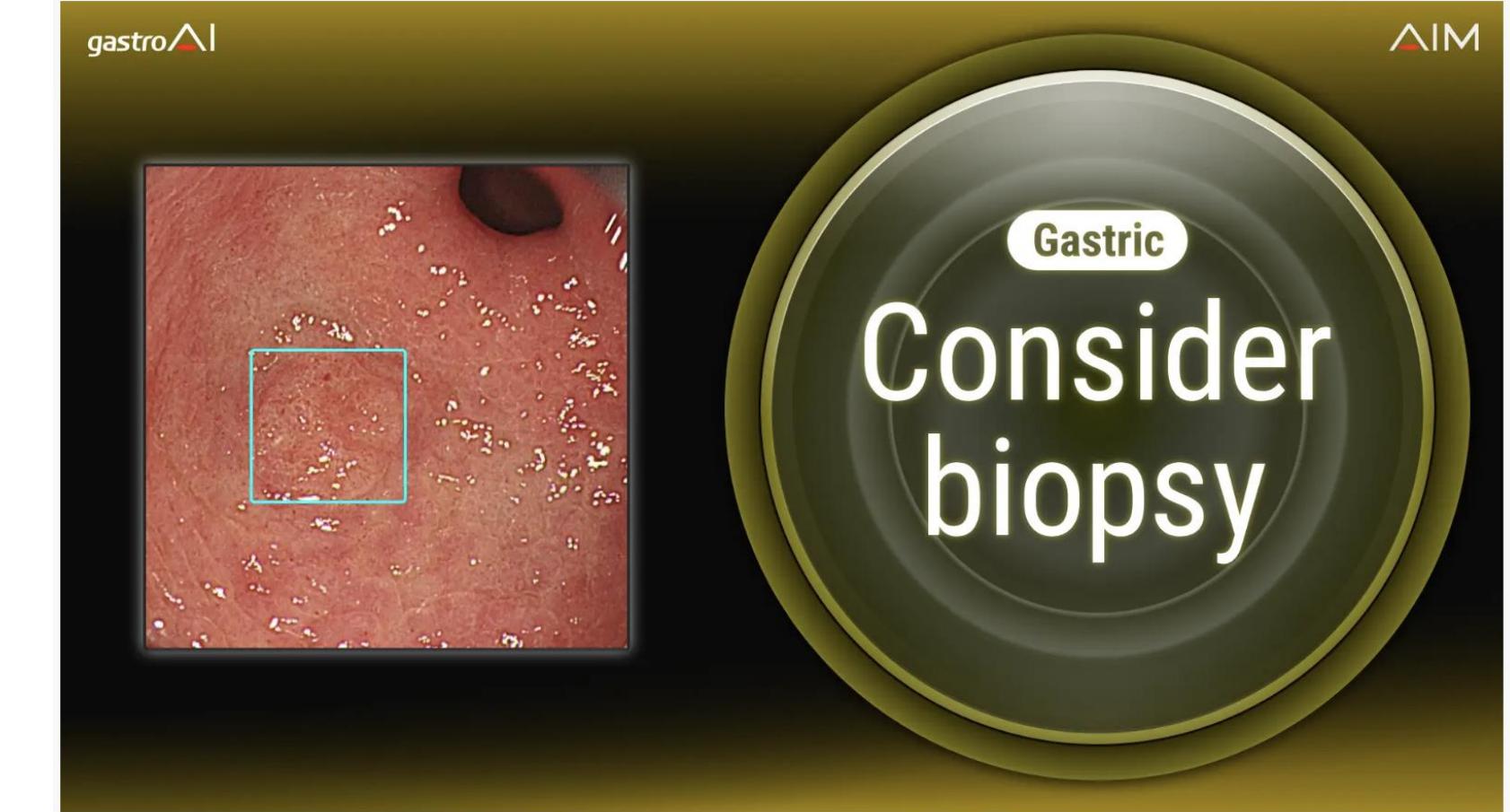
Author Notes

Radiology Advances, Volume 1, Issue 2, July 2024, umae011,

<https://doi.org/10.1093/radadv/umae011>

Published: 08 May 2024 Article history ▾

がん研有明病院は  
2020年にGoogleがNatureに発表した乳がん健診支援AIを用いて  
乳がん検診の精度と、健診プロセスの効率化が向上したことを発表。  
発表内容はRadiology Advances誌に投稿された。



株式会社AIメディカルサービスは  
第一製品目であるgastroAI-modelGが  
ブラジルおよびシンガポールでも認可を受けたことを発表した。

引用

がん研有明病院とGoogle AI を活用した乳がん検診の共同研究において、乳がん検診の精度と健診プロセスの効率の向上を確認  
<https://prtentimes.jp/main/html/rd/p/00000012.000031443.html>

引用

AIメディカルサービス、シンガポール初の胃がん鑑別AI「gastroAI-model G」の機器登録を完了  
<https://www.ai-ms.com/news/global/20240220>  
AIメディカルサービス、ブラジル初の胃がん診断支援AI「gastroAI-model G」の薬事登録を完了  
<https://www.ai-ms.com/news/global/20240422-01>

# 2024年の日本における医療AI(その他)

国立がん研究センターとJmees AIによって大腸内視鏡検査前処置時の排便性状を判定するアプリ「ナースcope」を開発・リリース

株式会社Jmees 2024年5月7日 11時18分



株式会社JmeesはAIによる大腸内視鏡検査前の排便性状を判定するアプリの開発を発表。患者および看護師側の課題を吸い上げ、アプリ開発・リリースまで漕ぎ着けた。

Boston Medical Sciencesの無下剤バーチャル内視鏡検査システム、厚労省の「プログラム医療機器に係る優先的な審査等の対象品目」に指定

Boston Medical Sciencesが優先SaMDの指定を通して、研究開発と薬事・治験戦略を強化

Boston Medical Sciences株式会社 2024年5月7日 12時00分



Boston Medical Sciences株式会社は絶賛開発をしている完全無下剤バーチャル内視鏡検査システム「AIM4CRC」が優先SaMD指定を受けたことを発表した。AIM4CRCは高精度な仮想的腸管洗浄AIとポリープ検出AIにより、下剤による前処置が不要のバーチャル内視鏡検査システム。

引用  
国立がん研究センターとJmees AIによって大腸内視鏡検査前処置時の排便性状を判定するアプリ「ナースcope」を開発・リリース  
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/00000004.000109189.html>

引用  
Boston Medical Sciencesの無下剤バーチャル内視鏡検査システム、厚労省の「プログラム医療機器に係る優先的な審査等の対象品目」に指定  
<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/00000002.000129637.html>

# 2024年の日本における医療AI(その他)

## 日本初！北欧トップヘルスケアAIとの連携による、高齢者の健康状態見える化する「健康予測AI」の実証実験開始

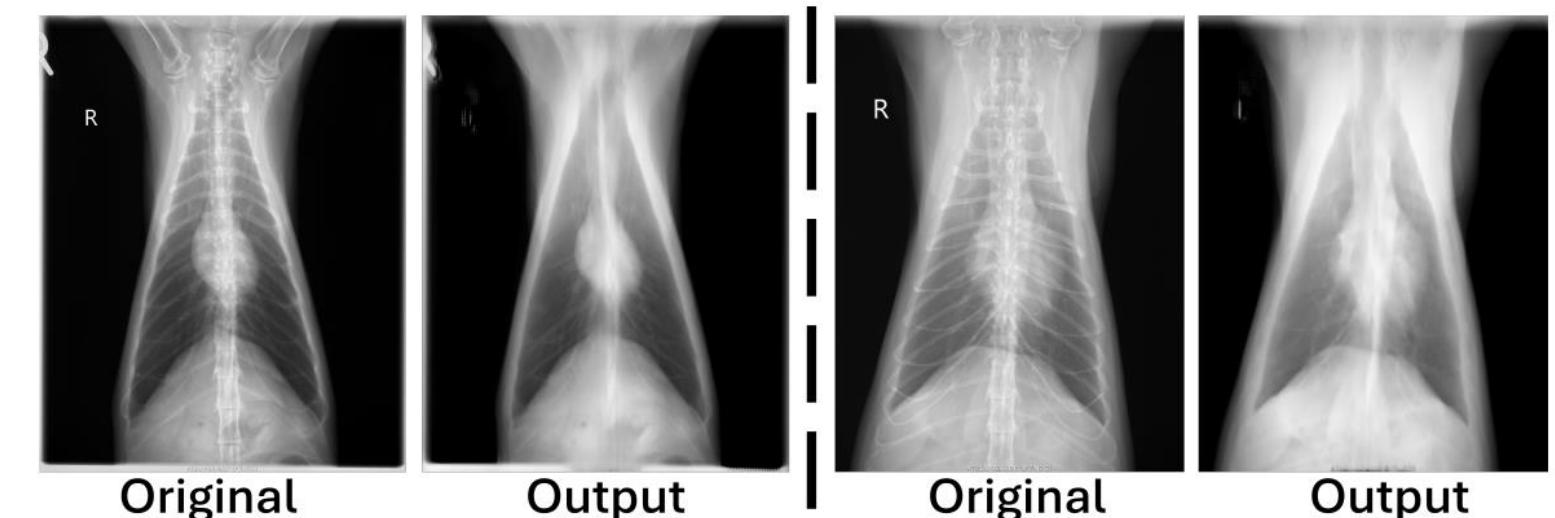
日々の介護記録から高齢者の健康状態の網羅的なグラフ表示機能、高齢者の健康リスクに対し職員に気づきを与えるアラート通知機能を搭載。日本初！介護福祉現場のケアの質を標準化する「健康予測AI」実証開始。

Care Viewer 株式会社 2024年10月18日 19時42分



AI・ディープラーニング技術開発のリッジアイと北大動物医療センター、猫の胸部X線画像から骨を除去するAI技術に関する研究論文が「ISBI 2024」に採択

株式会社Ridge-i 2024年7月24日 10時00分



Care Viewer株式会社は  
医療看護介護分野向けのAIモデル開発企業で  
フィンランド国内シェアNo1を誇るGillie.AI社との連携事業として、  
「健康予測AI」の実証実験を開始した。

株式会社Ridge-iは  
猫の胸部X線画像から骨を高密度に除去するAI技術を開発した。

# 2024年の日本における医療AI(その他)

(株) Surg storage、仏IHU Strasbourgへの医療動画データ提供を正式決定

株式会社Surg storage 2024年12月4日 08時00分



国内初のAI技術を応用した5つの検査と専門医による診断サービスを1台のデジタル顕微鏡で行える検査システム『ベトスキヤン イマジスト』を発売

AIとデジタル技術で院内検査業務を効率化

ゾエティス・ジャパン株式会社 2024年6月12日 10時00分



(株) Surg storage、北米内視鏡外科学会（SAGES）へ医療動画データ提供を開始

株式会社Surg storage 2024年4月16日 10時30分



AI開発企業向けの医療データ販売事業を行う株式会社Surg Storageはフランス IHU Strasbourg及び北米内視鏡外科学会へ医療動画データの提供を開始した。

ゾエティス・ジャパン株式会社はAI機能を有するデジタル顕微鏡の販売を開始。AIで白血球、血小板、多染性赤血球などの識別を行い、血液塗抹の定性的な評価をすることができる。



## 引用

(株) Surg storage、北米内視鏡外科学会（SAGES）へ医療動画データ提供を開始

<https://prtims.jp/main/html/rd/p/00000002.000095808.html>

(株) Surg storage、仏IHU Strasbourgへの医療動画データ提供を正式決定

<https://prtims.jp/main/html/rd/p/00000004.000095808.html>

## 引用

Boston Medical Sciencesの無下剤バーチャル内視鏡検査システム、

厚労省の「プログラム医療機器に係る優先的な審査等の対象品目」に指定

<https://prtims.jp/main/html/rd/p/00000002.000129637.html>

# 2024年の日本における医療AI(その他)

名古屋大学病院とAcompanyが、東北大学病院と共同で連合学習を活用した安全な医療AIの研究を開始

株式会社Acompany 2024年4月9日 10時00分



## 連合学習を利用した安全な医療AI構築



株式会社Acompanyは  
名古屋大学病院と東北大学病院が保有する、  
消化管出血の患者データを連合学習で秘匿化・学習し、  
追加の医療行為が必要かどうかを推定するAIモデルを構築・評価する。

**Product**

喉の音をAIで自動観察し、  
食形態を判定する観察行為を  
サポートする製品

もし喉の奥に食べ物が残っていたとしても、目で見るだけではどうしても分からぬ場合があります。喉から出る声や呼吸の音を確かめて調べることもできますが、聴診器で喉の音を聞くのは非常に難しく、また毎日3回の食事で毎回聴診の時間を取りることは難しいのが現実です。そこで言語聴覚士など専門家の耳を模倣した人工知能と、貼り付けるだけで時間を取らないセンサーでのどの音を確認し、食事介助をサポートできる製品を開発しました。

バイオソノ株式会社は  
喉の音をAIで自動観察し  
食形態を判定する観察行為のサポートを行う製品をリリース。



## まとめ

### <ひと口メモ>

- 研究開発をしていた製品の医療機器承認に関するリリースなどが多く見られた。
- 日本で薬事承認を取得し、諸外国展開を実施していく企業も増えた

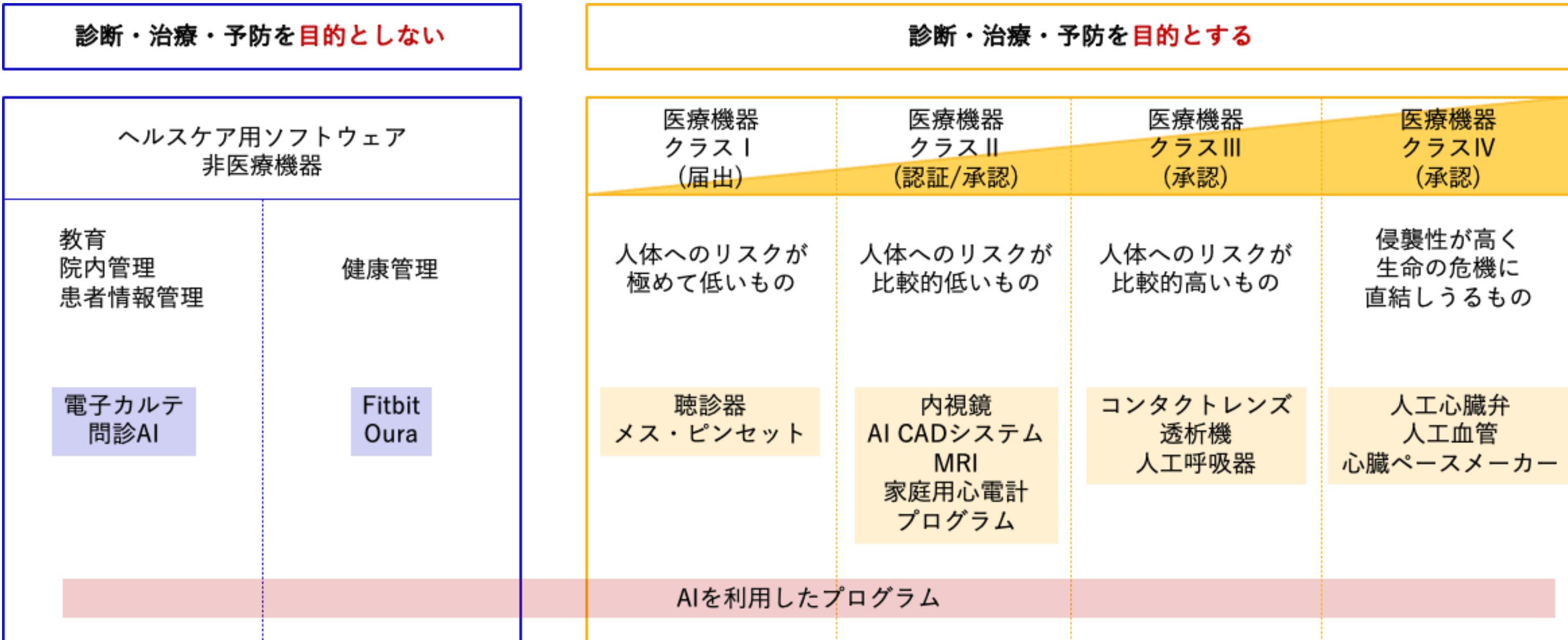
# AI医療機器の紹介



○ ○ ○

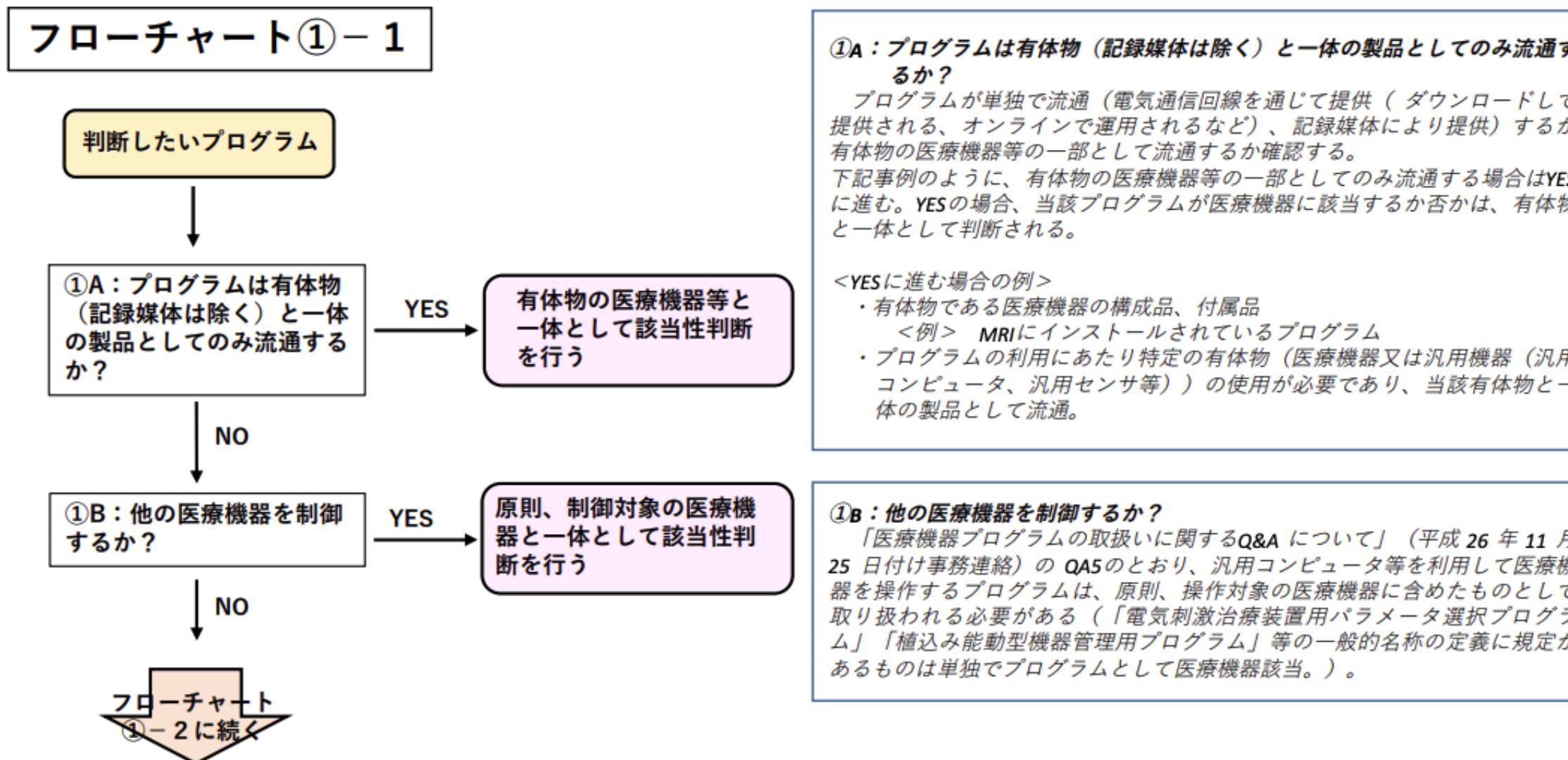
ここから医療機器の話&  
日本で薬事承認された  
AI医療機器を全部紹介

# 医療機器の分類について



医療機器には『医療機器分類』と分類に紐づく『規制』が設けられている  
国際基準に合わせ、人体へのリスクより『クラスⅠ～Ⅳの分類』が適用される

# 医療機器の分類について



「プログラムが医療機器に該当するか」に関してはきちんとフローが決まっているルールに則り該当性を確認する必要がある

# 医療機器の開発について

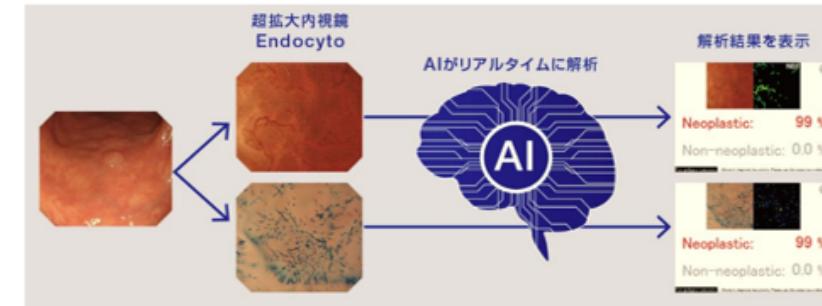
	共同研究型	共同研究→付帯機能販売型	アカデミア自己完結型	委託研究型	医師起業型 1	医師起業型 2
臨床領域	病院A	病院A	病院A	病院A	病院A/メーカーA	メーカーA
工学領域	メーカーA	メーカーA	病院A/大学A	大学A	メーカーA	メーカーA
販売領域	メーカーA	メーカーB	—	メーカーA	メーカーB	メーカーA
製品化 出口戦略	◎	○	✗~△	△	○	○
特徴	最も多い座組。	HWに強みを持つ メーカーが多い。 輸入製品等で多い	研究目的が多い。 独立して起業する 事例もあり。	海外に多い。	米国に多い。	スタートアップで 見られる。

©20230630@Tdys13

AI医療機器開発については、大きく6パターンに分けられる。  
それぞれで各社の製品化戦略と開発座組が存在する。

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品

販売名  
医療機器クラス  
製販会社



内視鏡画像診断支援ソフトウェア  
EndoBRAIN  
クラス3  
サイバネットシステム(株)  
(販売 オリンパスメディカルシステムズ(株))

種類

CADx

技術

機械学習(SVM)

モダリティ  
疾患

超拡大内視鏡画像  
→細胞レベルで観察可能な特殊内視鏡  
ポリープの腫瘍性/非腫瘍性を鑑別  
(切除する必要あり/なし)

承認日/発売日

2018.12.06 / 2019.03.08



医用画像解析ソフトウェア  
EIRL aneurysm  
クラス2  
エルピクセル(株)

CADe

深層学習

類似画像症例検索ソフトウェア  
FSCM687型  
-  
富士フィルム(株)



NO IMAGE

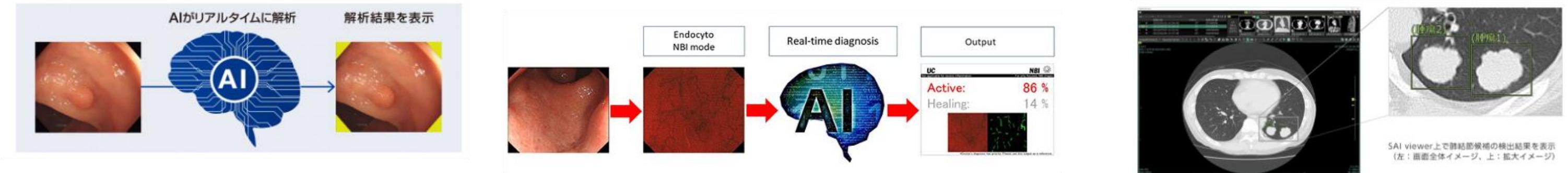
X線/CT画像  
診断画像の注目領域を解析し、  
使用施設データベースより類似画像  
を検索支援

2019.09.17 / 2019.10.15

2019.12.25 / 未発表

2024.12 とどろき調べ

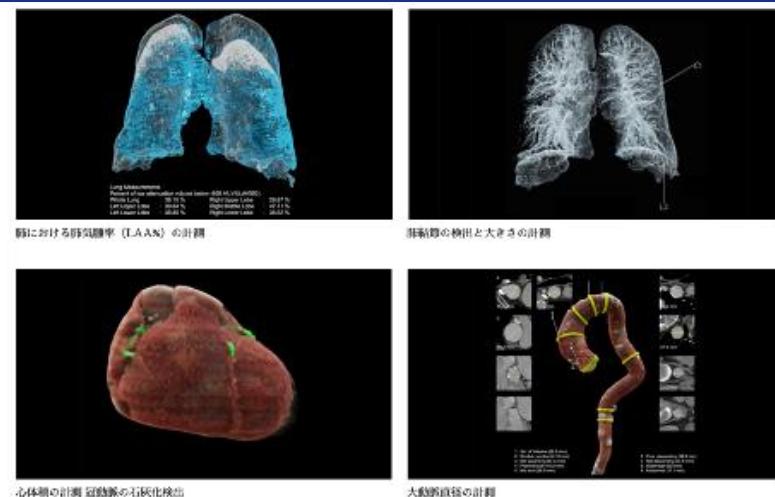
# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品



販売名 医療機器クラス 製販会社	内視鏡画像診断支援ソフトウェア EndoBRAIN-EYE クラス2 サイバネットシステム(株) (販売 オリンパスメディカルシステムズ(株))	内視鏡画像診断支援ソフトウェア EndoBRAIN-UC クラス3 サイバネットシステム(株) (販売 オリンパスメディカルシステムズ(株))	肺結節検出プログラム FS-AI688型 クラス2 富士フィルム(株)
種類	CADe	CADx	CADe
技術	深層学習	深層学習	深層学習
モダリティ 疾患	汎用内視鏡画像 ポリープ候補を音で知らせる	超拡大内視鏡画像 潰瘍性大腸炎の炎症度合いを 表示支援	CT 肺結節候補を検出
承認日/発売日	2020.01.24 / 2020.05	2020.04.27 / 2021.02.05	2020.05.08 / 2020.06.01
			2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品

販売名  
医療機器クラス  
製販会社



AI-Rad コンパニオン  
クラス2  
シーメンスヘルシニアーズ

種類

CADe

技術

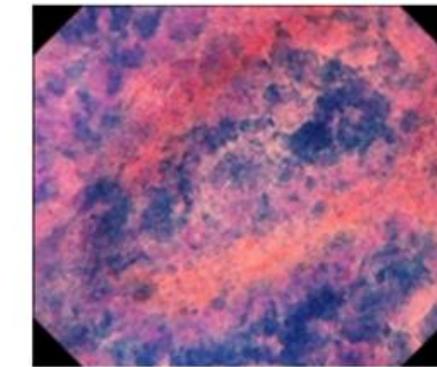
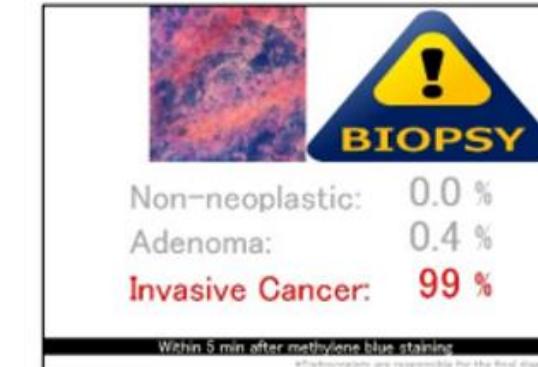
深層学習

モダリティ  
疾患

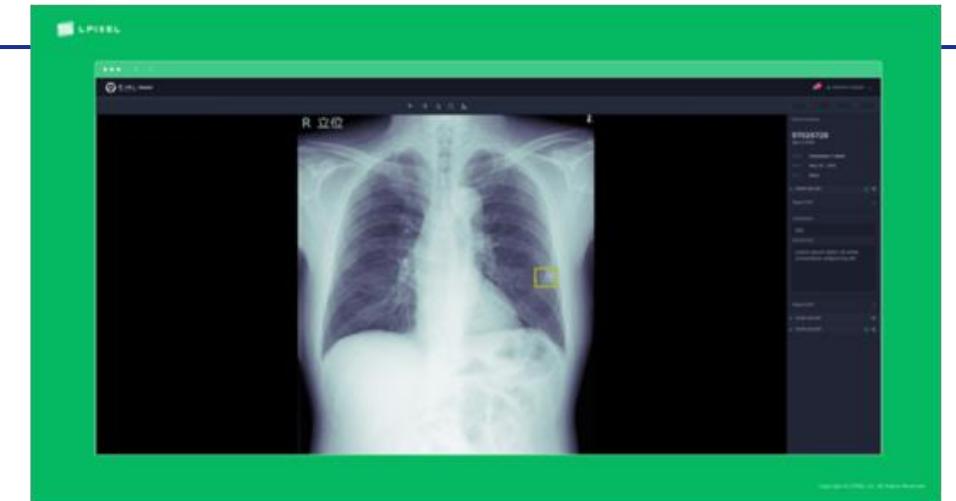
CT  
肺結節候補を検出を含む4機能

承認日/発売日

2020.06.19 / 2020. 07



内視鏡画像診断支援ソフトウェア  
EndoBRAIN-Plus  
クラス3  
サイバネットシステム(株)  
(販売 オリンパスメディカルシステムズ(株))



医用画像解析ソフトウェア  
EIRL X-Ray Lung Nodule  
クラス2  
エルピクセル(株)

CADx

深層学習

汎用内視鏡画像  
大腸病変の病理予測  
(非腫瘍/腺腫・粘膜内癌/浸潤癌)  
の支援

CADe

深層学習

CT画像  
肺結節候補を検出支援

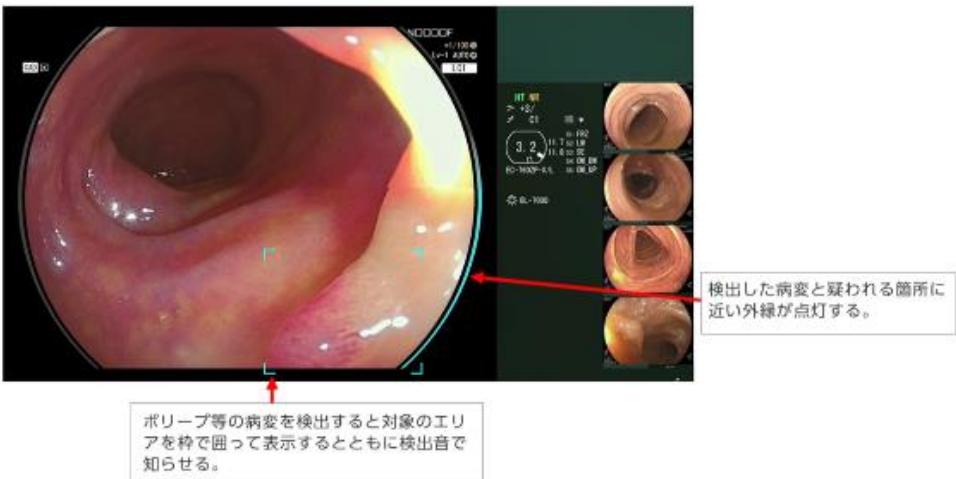
承認日/発売日

2020.07.15 / 2021.02.05

2020.08.20 / 2020.08.28

2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品



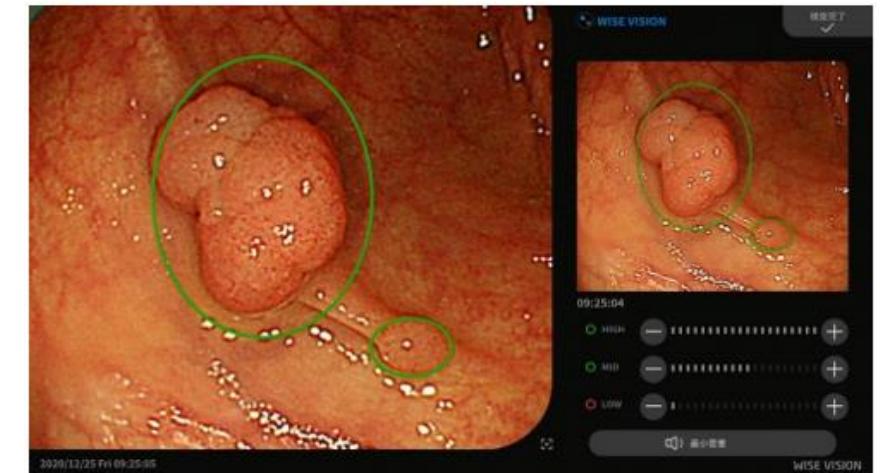
販売名  
医療機器クラス  
製販会社

内視鏡検査支援プログラム  
EW10-EC02  
クラス2  
富士フイルム(株)



NO IMAGE

乳がん診断支援プログラム  
RN-デカルト  
クラス2  
(株)CESデカルト



WISE VISION 内視鏡画像解析AI  
クラス2  
NEC(株)

種類  
技術  
モダリティ  
疾患

CADx

深層学習

内視鏡画像  
ポリープ候補を検出  
腫瘍性/非腫瘍性を鑑別

CADe

不明

超音波画像  
乳がん候補を検出

CADe  
深層学習

内視鏡画像  
ポリープ候補を検出

承認日/発売日

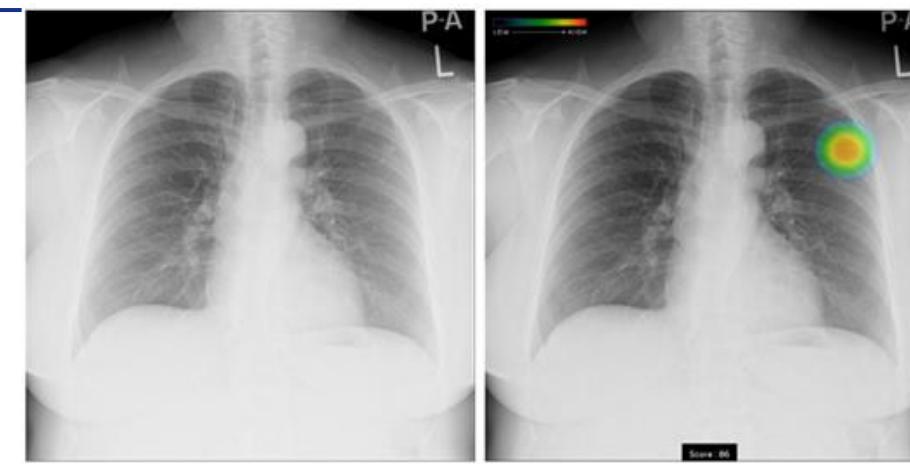
2020.09.02 / 2020.11.30

2020.11.20 / 未発表

2020.11.30 / 2021年内  
2020.12.24(CEマークの要件適合)

2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品



販売名  
医療機器クラス  
製販会社

放射線治療計画支援ソフトウェア  
FRT 931型  
クラス2  
富士フィルム(株)

胸部X線画像病変検出（CAD）  
プログラム LU-AI689型  
クラス2  
富士フィルム(株)

肋骨骨折検出プログラム  
FS-AI691型  
クラス2  
富士フィルム(株)

種類

CADe

CADe

CADe

技術

深層学習

深層学習

深層学習

モダリティ  
疾患

CT画像  
対象部位の輪郭を自動生成  
また過去に治療をしている場合は過去の治療計画時の輪郭を変形し新規治療輪郭として生成

胸部X線  
結節・腫瘍影、浸潤影、気胸の候補領域を検出しヒートマップ表示

CT画像  
肋骨骨折部を検出

承認日/発売日

2020.12 / 2021年内

2021.07.07 / 2021.08.12

2021.09.01 / 2021.10.07

2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品



販売名  
医療機器クラス  
製販会社

画像診断支援ソフトウェア  
KDSS-CXR-AI-101  
クラス2  
コニカミノルタ(株)

種類

CADe

技術

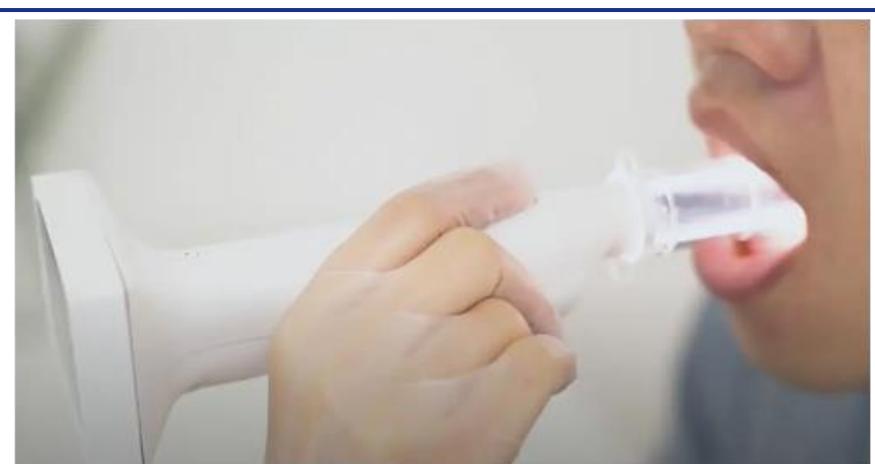
深層学習

モダリティ  
疾患

胸部単純X線画像  
結節影や浸潤影を検出

承認日/発売日

2021.10.11 / 2021.11.04



nodoca(ノドカ)  
クラス2  
アイリス(株)

CADe

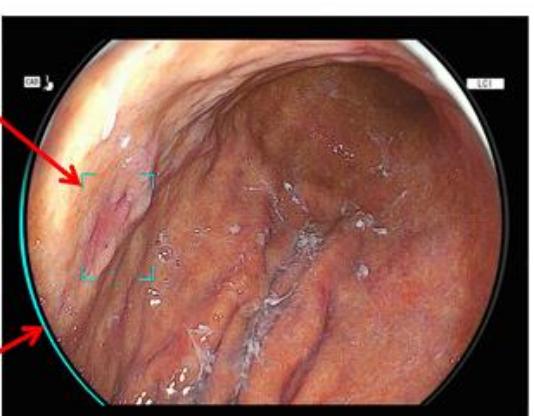
深層学習

咽頭画像  
インフルエンザの診断支援  
日本初の保険償還取得したAI医療機器

2022.04.26 / 2022.12.23

病変が疑われる領域を検出すると対象のエリアを枠(検出ボックス)で囲って表示するとともに報知音で知らせる。

検出した病変と疑われる箇所に近い外縁(ビジュアルアシストサークル)が点灯する。



(本画像は一部を加工したイメージ画像です。)

内視鏡検査支援プログラム  
EW10-EG01  
クラス2  
富士フィルム(株)

CADe

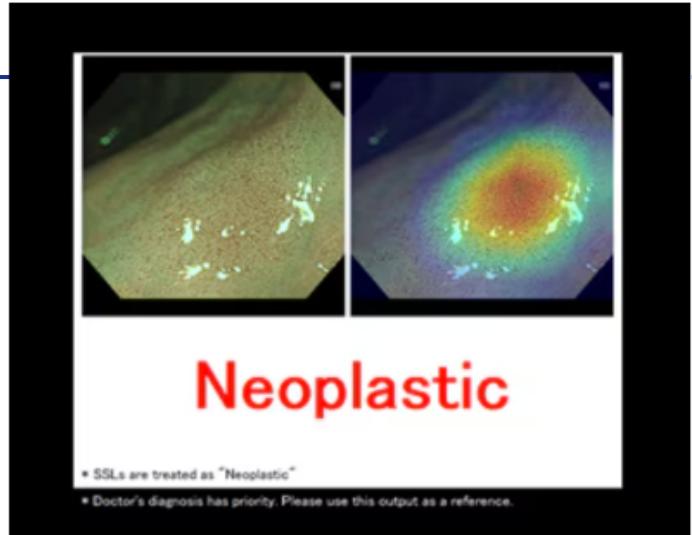
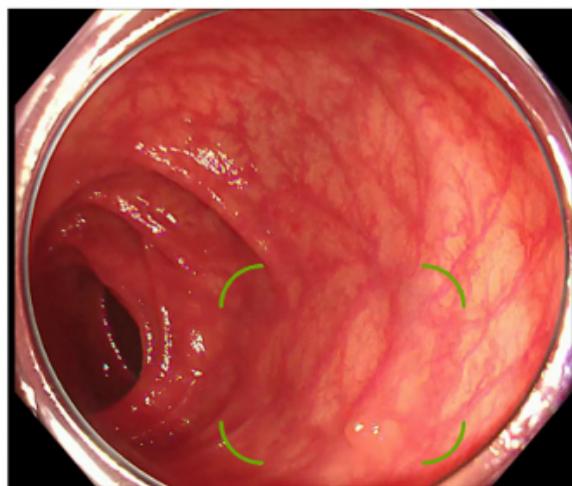
深層学習

内視鏡画像  
胃腫瘍性病変や食道扁平上皮癌を疑われる部分を検出

2022.09.20 / 2022年内

2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品



販売名  
医療機器クラス  
製販会社

心音図検査装置  
AMI - SSS01 シリーズ  
クラス2  
AMI(株)

医用画像解析ソフトウェア  
EIRL Colon Polyp  
クラス2  
エルピクセル(株)

内視鏡画像診断支援ソフトウェア  
EndoBRAIN-X  
クラス3  
サイバネットシステム(株)  
(販売 オリンパスメディカルシステムズ(株))

種類

CADe

CADe

CADx

技術

深層学習

深層学習

深層学習

モダリティ  
疾患

心音・心電  
音を可視化するAIアシスト聴診器

内視鏡画像  
大腸ポリープ候補を検出

汎用内視鏡画像  
→NBIモード中に静止画で撮像した病変  
に対して腫瘍・非腫瘍を鑑別

承認日/発売日

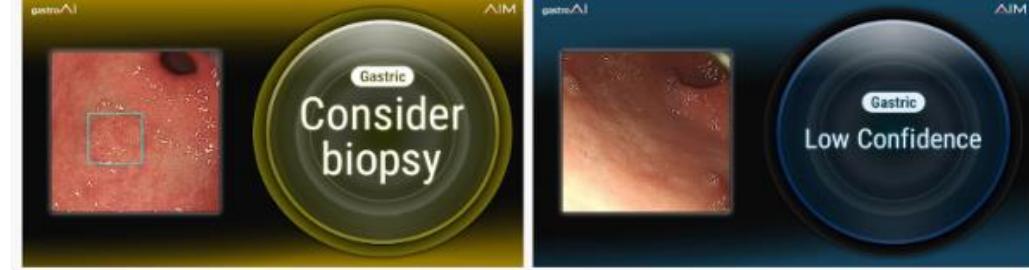
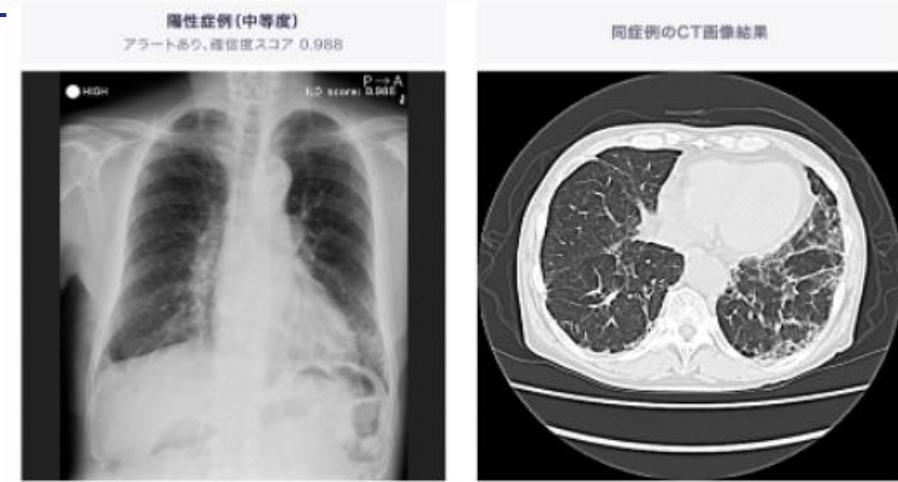
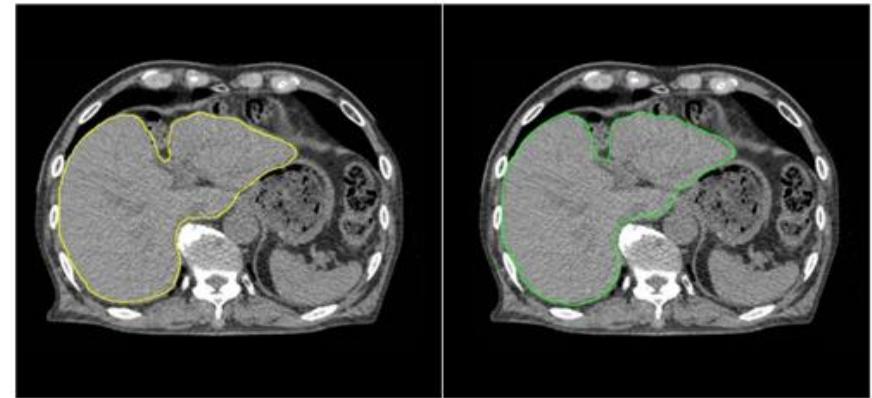
2022.09 / 2022年内

2022.11.14 / 2022.12.09

2023.01.17 / 2024.02.19

2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品



販売名  
放射線治療計画プログラム  
Ai-Seg  
医療機器クラス  
クラス2  
製販会社  
(株)エクセル・クリエイツ  
(販売 (株)ひょうご粒子線メディカルサポート)

線維化を伴う  
間質性肺疾患検出支援プログラム BMAX  
クラス2  
コスマテック(株)  
(販売 エムスリーAI(株))

内視鏡画像診断支援ソフトウェア  
gastroAI-model G  
クラス2  
(株)AIメディカルサービス

種類  
CADe  
技術  
深層学習  
モダリティ  
CT画像  
主要臓器の腫瘍および臓器の輪郭を自動生成  
疾患

CADe  
深層学習  
胸部X線画像  
線維化を伴う間質性肺疾患の確信度を解析

CADe  
深層学習  
上部内視鏡画像  
胃内の生検等追加検査を検討すべき病変候補の推定

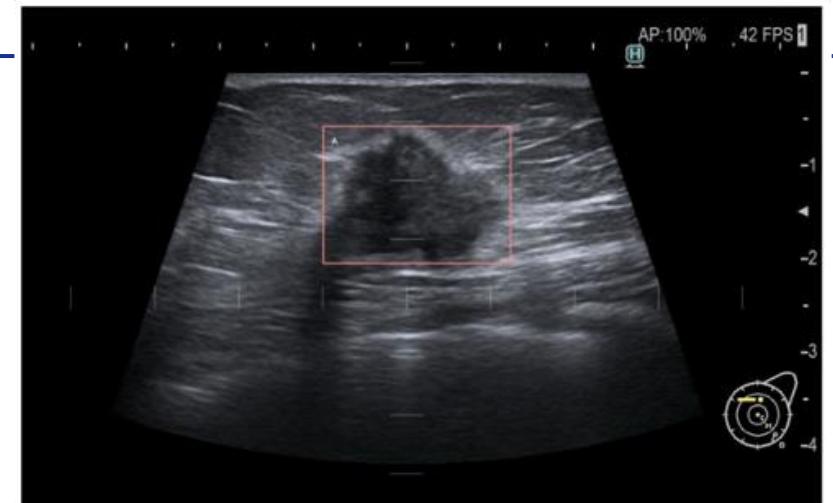
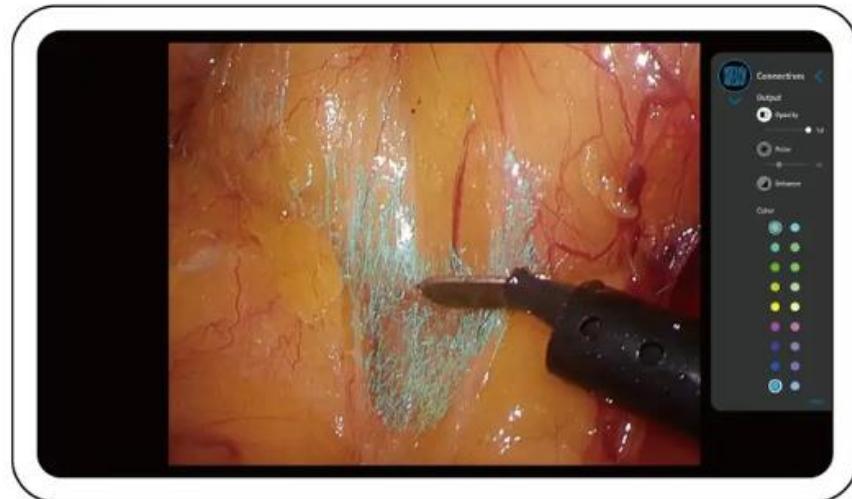
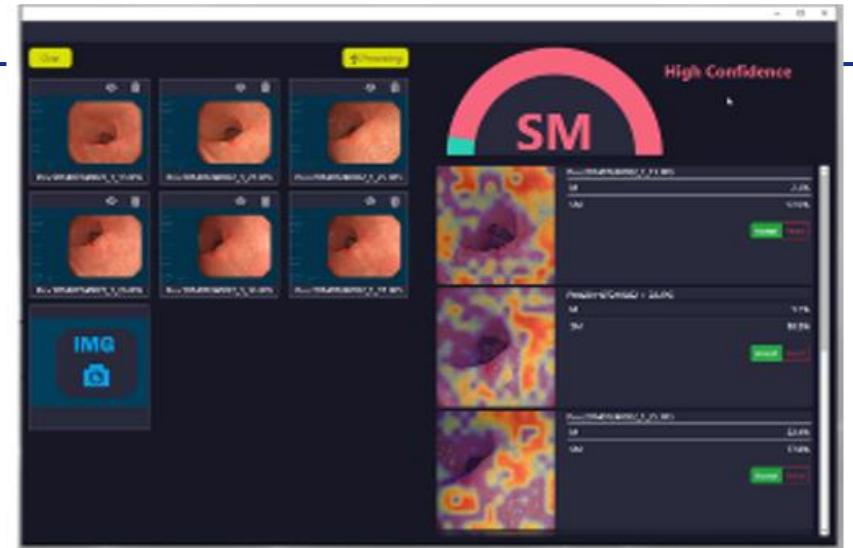
承認日/発売日  
2023.06 / 2023年内

2023.11 / 2023年内

2023.12.26 / 2024.03

2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品



EUREKA

販売名  
医療機器クラス  
製販会社

早期胃癌深達度診断支援システム  
Deepth-EGC  
クラス2  
オージー技研(株)  
(開発・販売 (株)両備システムズ)

外科手術視覚支援プログラム EUREKA α  
クラス2  
アナウト(株)

スマートオピニオン METIS Eye  
クラス2  
(株)Smart Opinion

種類

CADx

CADe

CADe

技術

深層学習

深層学習

深層学習

モダリティ  
疾患

上部内視鏡画像  
早期胃癌病変を鑑別し、  
深達度診断予測を実施

手術動画  
手術動画を解析し  
疎性結合組織を強調表示

乳部超音波画像  
乳がんの精密検査の要否が疑われる  
所見を検出する

承認日/発売日

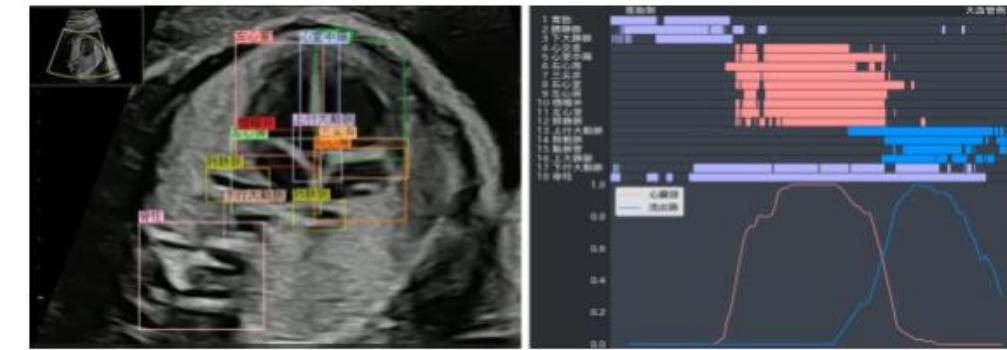
2024.03.05 / 未定

2024.04.12 / 2024.07.17

2024.05.08 / 2024年夏

2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品



販売名  
医療機器クラス  
製販会社

PanoSCOPE  
クラス2  
メディア(株)

HOPE LifeMark  
胎児心臓超音波スクリーニング  
支援システム  
クラス2  
富士通(株)

内視鏡手術支援プログラムSurVis-Hys  
クラス2  
(株)Jmees

種類

CADe

CADe

CADe

技術

深層学習

深層学習

深層学習

モダリティ  
疾患

歯科パノラマX線画像  
画像上の下顎骨に対して下顎皮質骨の  
厚み計測と形態評価

超音波画像  
母体内胎児の各部位検出をし、  
スクリーニング検査を実施

腹腔鏡下及びロボット手術下  
の支給全摘術動画  
動画を解析し  
尿管・膀胱部位を検出

承認日/発売日

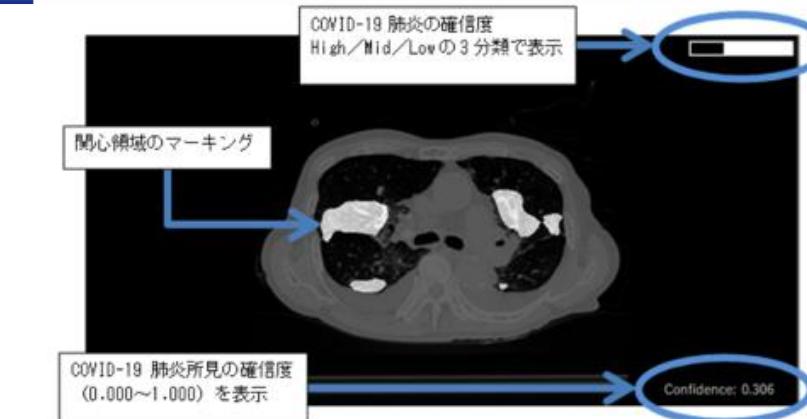
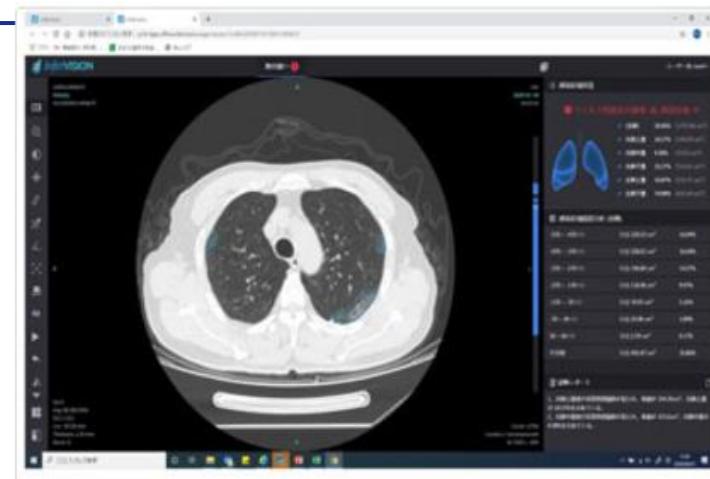
2024.05.21 / 2024年内

2024.07.29 / 未定

2024.08.08 / 未定

2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品(COVID-19系)



販売名  
医療機器クラス  
製販会社

COVID-19肺炎画像解析AIプログラム  
InferRead CT Pneumonia  
クラス2  
CESデカルト(株)  
(開発 InferVision-中国)

COVID-19肺炎画像解析プログラム  
Ali-M3  
クラス2  
(株)MICメディカル  
(開発 Alibaba Cloud-中国)

COVID-19  
肺炎画像解析プログラム  
クラス2  
富士フィルム(株)

種類

CADe

CADe

CADe

技術

深層学習

深層学習

深層学習

モダリティ  
疾患

CT  
コロナ肺炎確率を表示  
マーキング

CT  
コロナ肺炎確率を表示  
マーキング

CT  
コロナ肺炎の確信度を表示  
マーキング

承認日/発売日

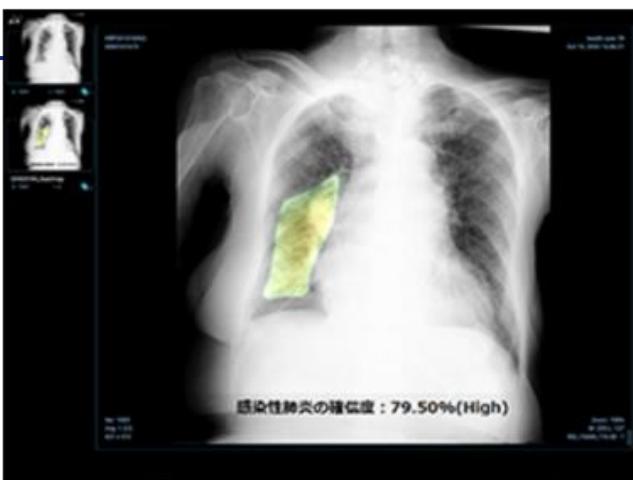
2020.06.03 / 2020.夏

2020.06.29 / 2020.夏

2021.05.26 / 2021.06.10

2024.12 とどろき調べ

# 日本国内で薬事承認されたAI医療機器36製品(COVID-19系)



販売名  
医療機器クラス  
製販会社

胸部X線肺炎検出エンジン  
DoctorNet JLK-CRP  
クラス2  
(株)ドクターネット  
(開発 JLK Inspection-韓国)

種類

CADe

技術

深層学習

モダリティ  
疾患

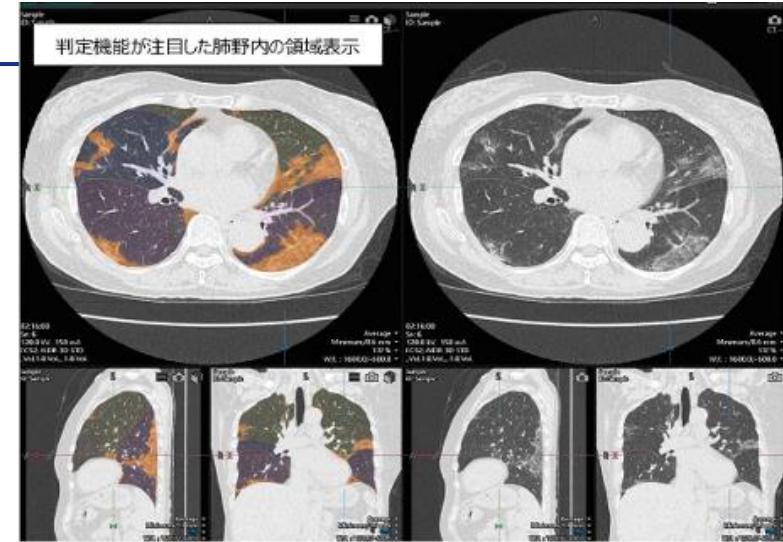
胸部単純X線画像  
感染性肺炎所見の確信度を表示、  
注目領域のマーキング

承認日/発売日

2021.12.09 / 2021.12



HOPE LifeMark-CAD  
肺炎画像解析支援プログラム  
for COVID19  
クラス2  
富士通(株)



種類

CADe

技術

深層学習

COVID-19 Analysis  
クラス2  
キヤノンメディカルシステムズ(株)

CADe

深層学習

X線/胸部CT画像  
COVID-19 肺炎を有する可能性を  
High / Mid / Low の三段階・エ  
ラー・未解析で提示

胸部CT画像  
COVID-19 肺炎を有する可能性を  
高 / 低で提示  
注目領域のマーキング

承認日/発売日

2021.12.24 / 未定

2022.06.02 / 2022.09.01

2024.12 とどろき調べ

# AI医療機器のリスト(米国)

## Artificial Intelligence and Machine Learning (AI/ML)-Enabled Medical Devices

[Share](#) [Post](#) [Linkedin](#) [Email](#) [Print](#)

**October 19, 2023 update:** 171 Artificial Intelligence and Machine Learning (AI/ML)-Enabled Medical Devices were added to the list below. Of those newly added to the list, 155 are devices with final decision dates between August 1, 2022, and July 30, 2023, and 16 are devices from prior periods identified through a refinement of methods used to generate this list.

As technology continues to advance every aspect of health care, software incorporating artificial intelligence (AI), and specifically the subset of AI known as machine learning (ML), has become an important part of an increasing number of medical devices. One of the greatest potential benefits of AI/ML resides in its ability to create new and important insights from the vast amount of data generated during the delivery of health care every

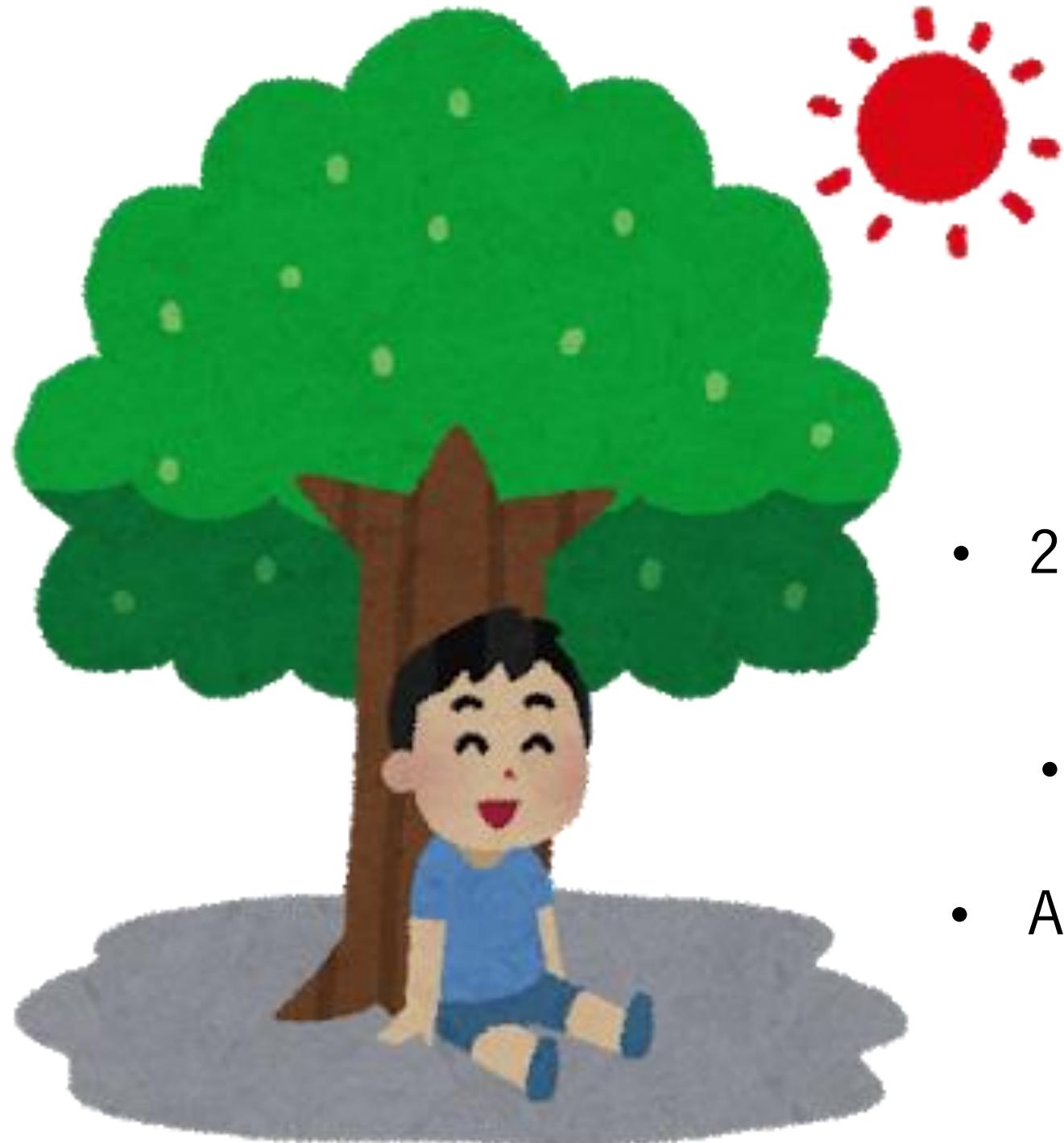
Date of Final Decision	Submission Number	Device	Company	Panel (lead)	Primary Product Code
09/27/2024	<a href="#">K240369</a>	CAC (gated) Algorithm	BunkerHill Health	Radiology	JAK
09/27/2024	<a href="#">K241480</a>	JBS-LVO	JLK, Inc.	Radiology	QAS
09/27/2024	<a href="#">K240993</a>	encevis (2.1)	AIT Austrian Institute of Technology GmbH	Neurology	OMB
09/24/2024	<a href="#">K242292</a>	uAI Easy Triage ICH	Shanghai United Imaging Intelligence Co., Ltd.	Radiology	QAS
09/23/2024	<a href="#">K240013</a>	EchoGo Heart Failure (2.0)	Ultromics Limited	Cardiovascular	QUO
09/20/2024	<a href="#">K240036</a>	PIUR tUS Infinity	PIUR Imaging GmbH	Radiology	QIH

米・FDAがAI/ML搭載されている医療機器リストを最新版にアップデートして公表した。  
合計1,016機器が認可を受けている。

リスト中には日本で薬事認証に当たる製品も含まれているため、  
日本国内でも薬事認証製品まで含めると、36製品以上のAI医療機器が認可されている。

引用：

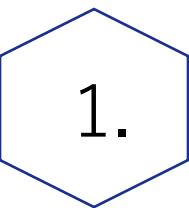
Artificial Intelligence and Machine Learning (AI/ML)-Enabled Medical Devices  
<https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-and-machine-learning-ai/ml-enabled-medical-devices>



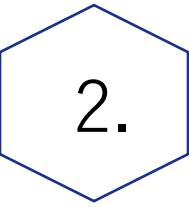
## まとめ

### <ひと口メモ>

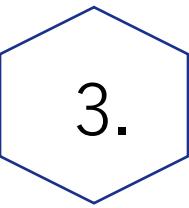
- 2024.12.30現在、AI医療機器の薬事承認取得はさらに増えた
  - 2024年は手術支援領域などの新設された一般的な名称におけるAI医療機器も増えた。
  - AI機能を搭載している薬事認証製品も含めると更に多くなる



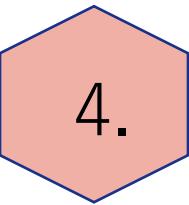
自己紹介



研究トレンド紹介  
- 医用画像関連研究紹介



日本のビジネストレンド紹介2024  
- 部位別力オスマップ, 技術紹介



まとめ

# まとめ

## ■ 今年の動向(個人の主観)

- 研究：掲載していない研究も含め、精度向上よりも汎化性能向上や現場の課題解決など主流(精度向上、新技術応用)から多くの枝葉(希少疾患、ニッチな課題、現場でこそ分かる課題)へ伸び始めている。
- 事業：非医療機器でAIサービスを展開・AI医療機器を輸入して展開など各社の取り組みも多岐に渡ってきた。大企業では2018年付近から始めた研究が製品化へ結びつき始めている。

## ■ 来年の予測(個人の主観)

- 研究：今まででは研究・製品ともに診断支援が主流だったが、治療領域や世界モデルの医療応用(主にナビゲーション機能)などの研究が増加していきそう。
- 事業：医療機器事業では国内初モダリティ領域におけるAI-SaMDがリリースされる。海外展開していく日本の企業がより増えていく。海外企業製AI-SaMDによる日本国内への事業展開が加速する。

## ■ 個人的な関心・注目

- ①自動運転領域などで研究されている技術の医療展開(ナビゲーション、自動運転の医療機器応用等)
- ②今年から徐々に登場し始めているMambaなどの最新アーキテクチャの医療応用
- ③よりニッチな現場課題に対する研究

## 最後に

---

様々な技術が時代とともに進化した  
テクノロジー×医療はやっぱり面白い！！！