

インフォマティクス3

画像処理

名古屋大学 情報連携推進本部情報戦略室/
大学院情報学研究科

小田 昌宏

moda@i.nagoya-u.ac.jp



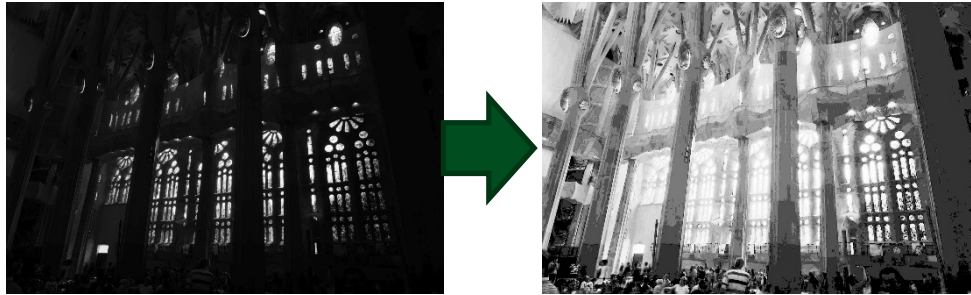
画像処理の例

- 顔検出
- 自動車の周辺状況認識
- 病変検出
- モーションキャプチャ



画像処理の要素

- 画像変換：画像の品質改善，前処理など
 - 画像→画像 の変換が多い



- 画像の計測・認識・理解：
 - 画像からの情報抽出，判断，理解の自動実行
 - 画像→ベクトル，記号列 の変換が多い

著作権の都合により
画像を削除しました



人の人数
顔の位置

人の写真

著作権の都合により
画像を削除しました

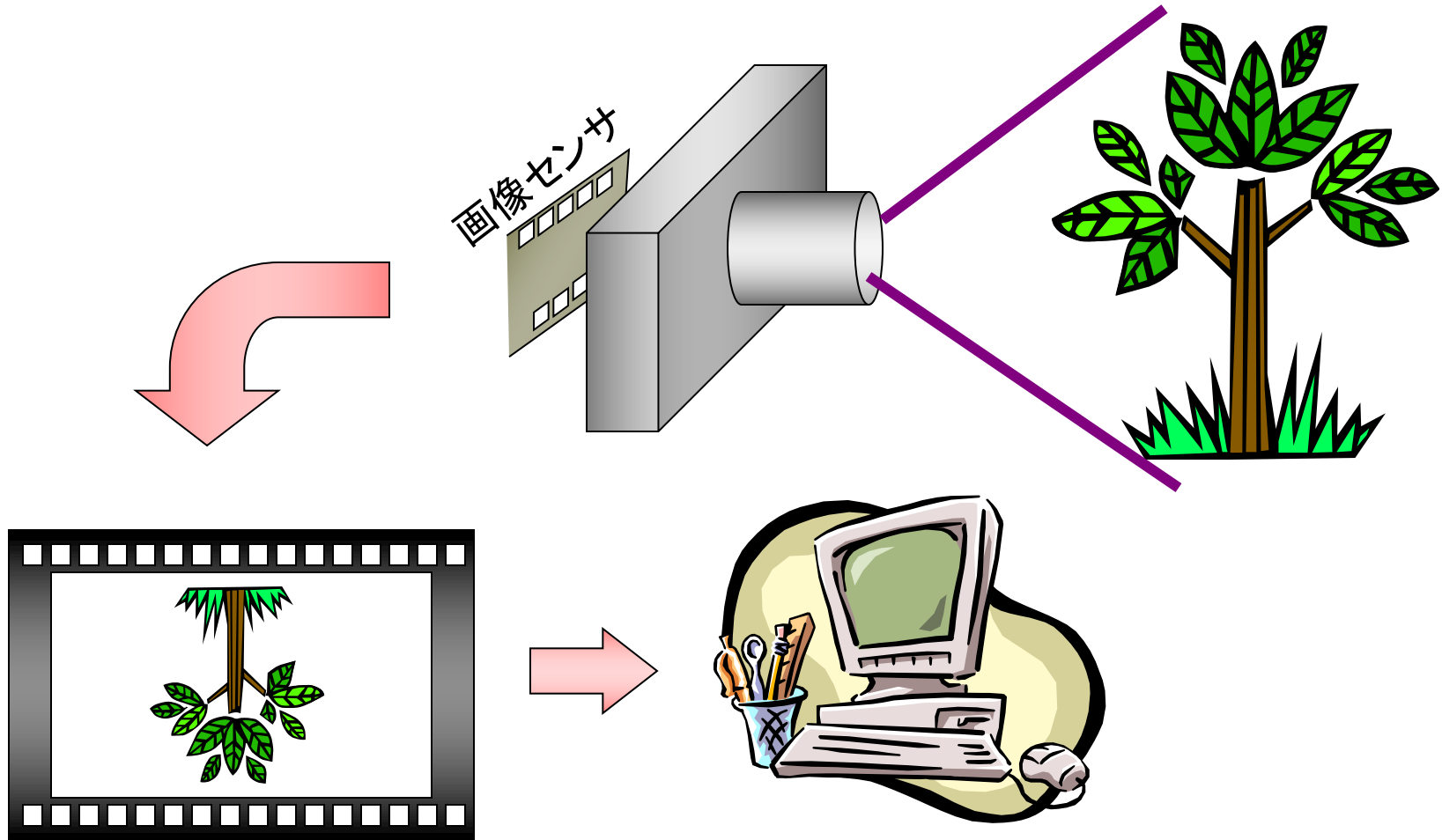


細胞の数
活性度合

細胞画像



実世界の画像化



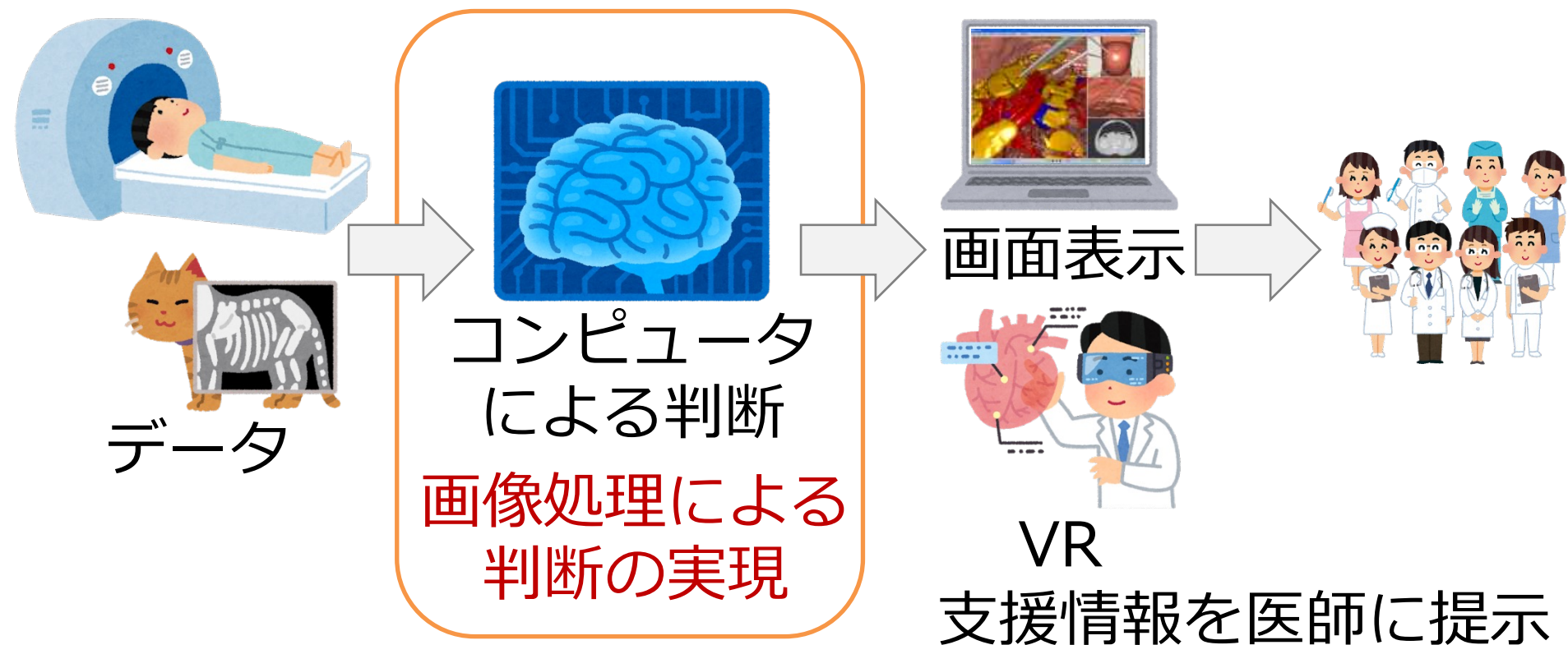
画像センサ

著作権の都合により
画像を削除しました

著作権の都合により
画像を削除しました



コンピュータ（AI）による医療支援



- 医療支援でも画像処理が活用される



コンピュータによる医療支援

- 医療支援
 - 診断・治療に有用な情報を医師に提示
 - 誤り, 見落とし軽減
- 医療の自動化へ
 - 診断・治療に含まれるルーチンワークを自動化
 - 医師はレア・特殊な症例に集中
 - 医師不足の解消
 - 常に一定水準の医療を提供



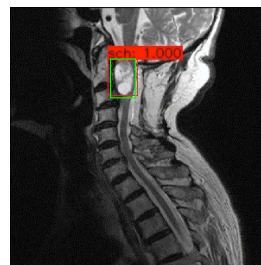
画像処理を用いた医療支援の紹介



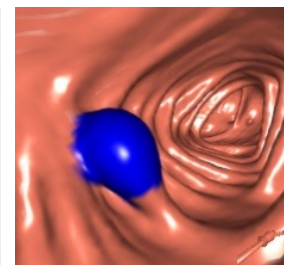
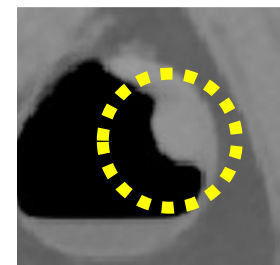
画像処理による医療支援の適用対象

- 診断支援

- 画像等から診断に有用な情報を抽出し提示



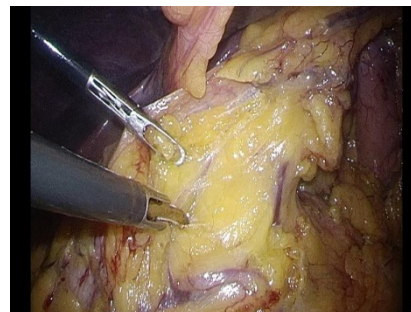
脊髄腫瘍検出



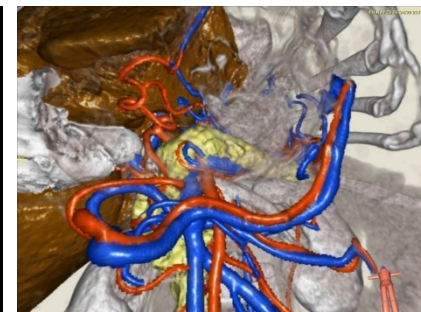
ポリープ検出

- 術中支援

- 医師の判断を支援する情報をリアルタイムに提供



手術シーン

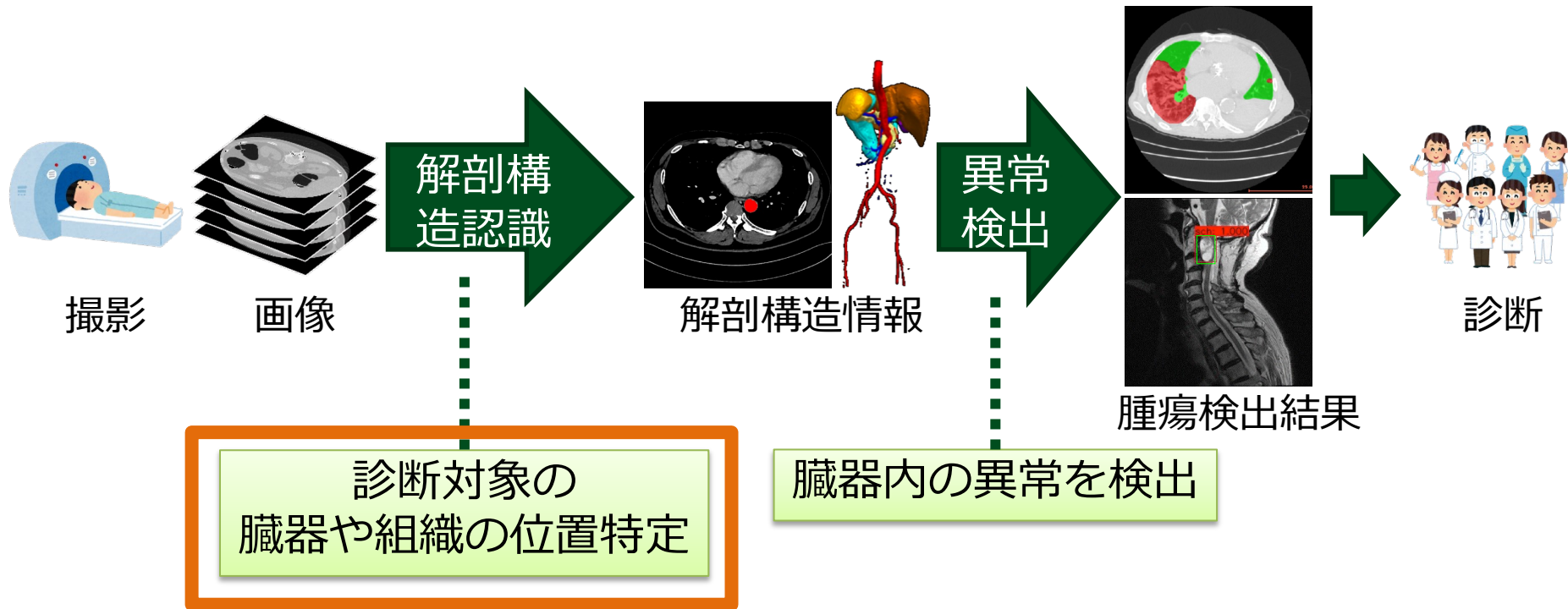


シーンに対応した解剖情報



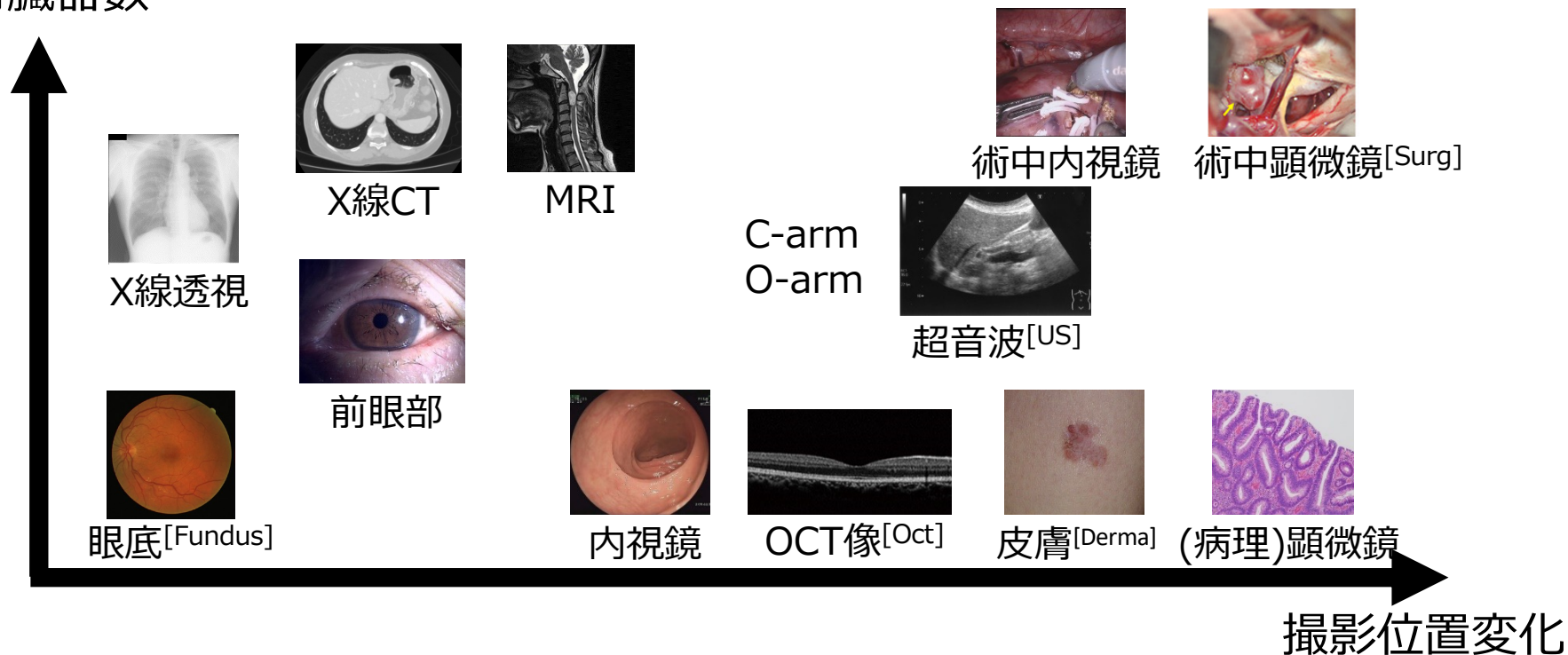
画像処理による診断支援の処理フロー

- 解剖構造認識と異常検出の2段階の処理利用



医用画像モダリティ (画像の種類)

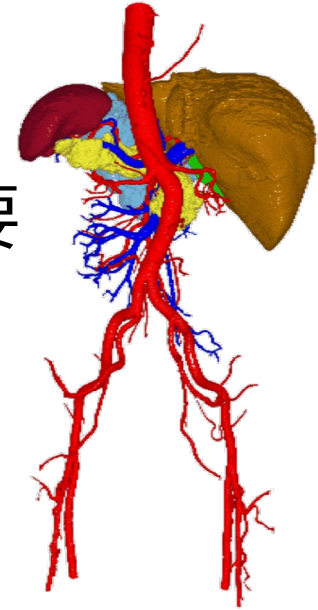
含有臓器数



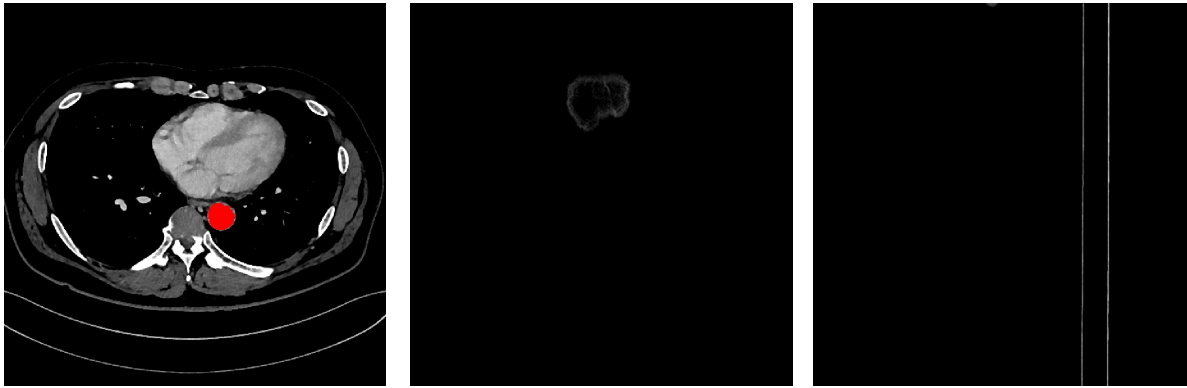
[Fundus] A Dasgupta, et al., A fully convolutional neural network based structured prediction approach towards the retinal vessel segmentation, IEEE ISBI, 2017
 [Oct] <https://www.hirataganka.com/inspection/oct/>, [Derma] <http://www.mirai.ne.jp/~seisinc5/cancer.htm>, [US] <https://www.jsmoc.org/kiso/pulse2.html>
 [Surg] http://www.ebara-hp.ota.tokyo.jp/bumon/nousinkei_geka.html



解剖構造認識

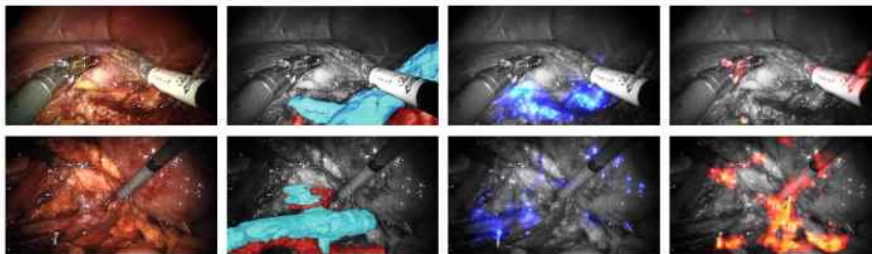


- 臓器等の解剖学的構造の自動認識
- 患者個人の臓器情報は個別化診断支援で重要



– 様々な医用画像を対象

- X線透視, CT, MR, US, 内視鏡, 病理画像

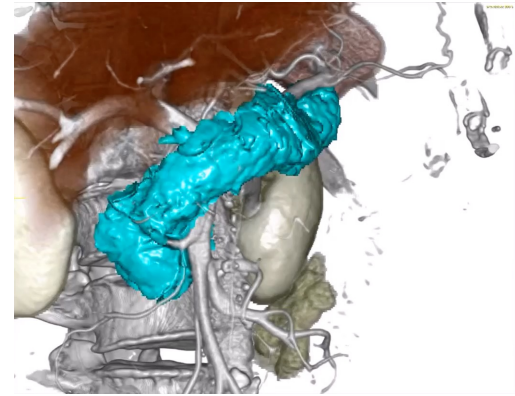


[Amir14] A. Amir-Khalili, Auto localization and segmentation of occluded vessels in robot-assisted partial nephrectomy, MICCAI, LNCS 8673, 407-414, 2014

腹腔鏡画像の血管識別



膵臓の自動識別



- CT像からの自動識別研究の推移
– 機械学習により大幅な精度向上

年	手法	識別精度
2013	統計形状アトラス[Chu13]	69.1%
2016	機械学習 (Regression forests) [Oda16]	75.1%
2017	機械学習 (ディープラーニング) [Roth17]	82.2%
2018	機械学習 (ディープラーニング) [Roth18]	89.7%

識別精度 : DICE index (臓器領域の正解との重なり率)

[Chu13] C. Chu, et al., Multi-organ segmentation based on spatially-divided probabilistic atlas from 3D abdominal CT images, MICCAI, LNCS 8150, 165-172, 2013

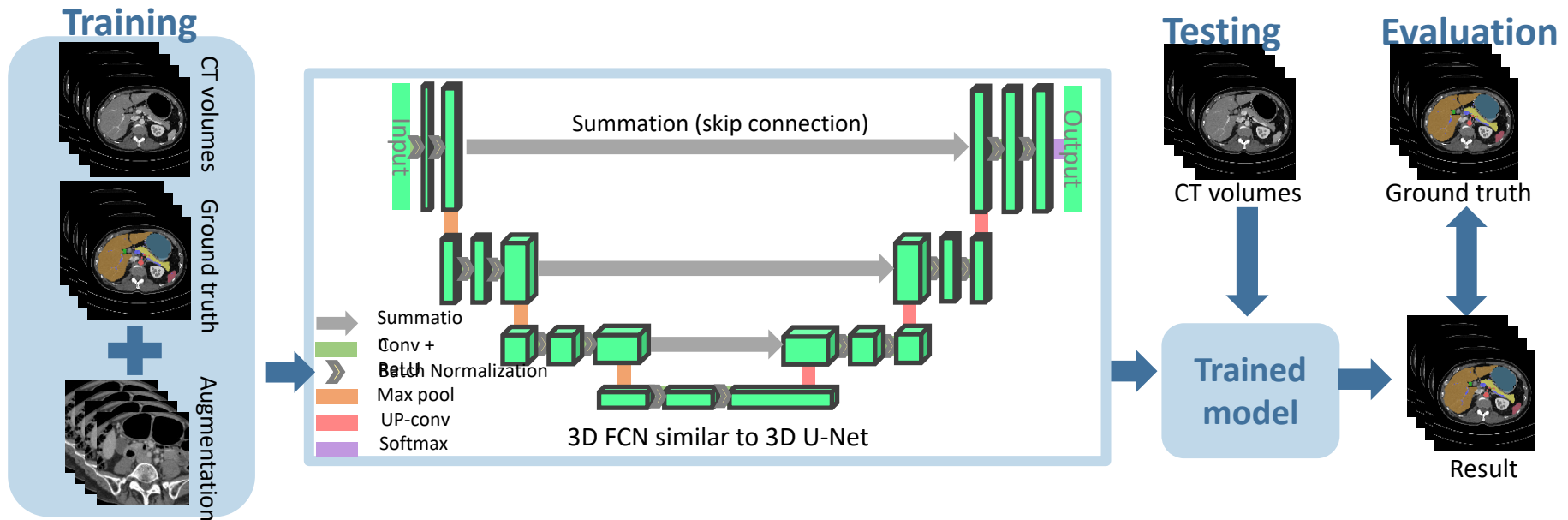
[Oda16] M. Oda, et al., Regression forest-based atlas localization and direction specific atlas generation for pancreas segmentation, MICCAI, LNCS 9901, 556-563, 2016

[Roth17] H.R. Roth, et al., Hierarchical 3D fully convolutional networks for multi-organ segmentation, arXiv:1704.06382,

[Roth18] H.R. Roth, et al., Towards dense volumetric pancreas segmentation in CT using 3D fully convolutional networks, arXiv:1711.06439, 2018

深層学習を用いた 臓器セグメンテーション手法

- FCNの一種の3D U-Net[Çiçek16]を使用
 - Summationをskip connectionとして利用 [Roth18]

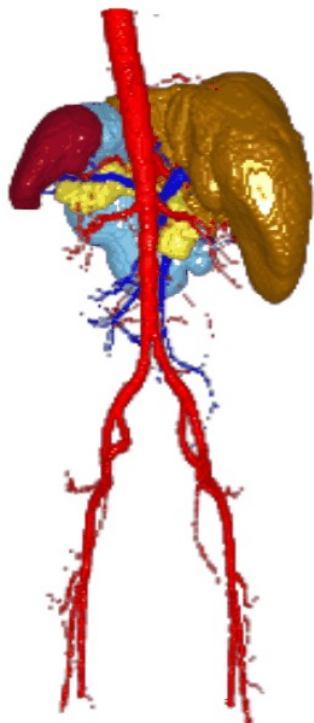


[Çiçek16] Ö. Çiçek et al, "3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation". MICCAI 2016: 424–432, 2016.

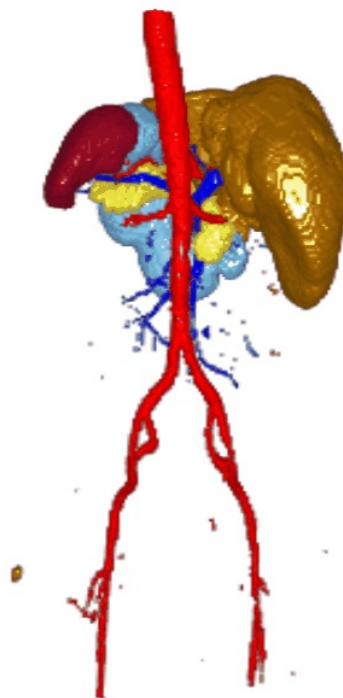
[Roth18] H. R. Roth et al, "Towards dense volumetric pancreas segmentation in CT using 3D fully convolutional networks," SPIE. Medical Imaging, 2018.



深層学習による腹部CT像からの 臓器セグメンテーション結果



正解領域



自動識別結果
(Uniform AUG)



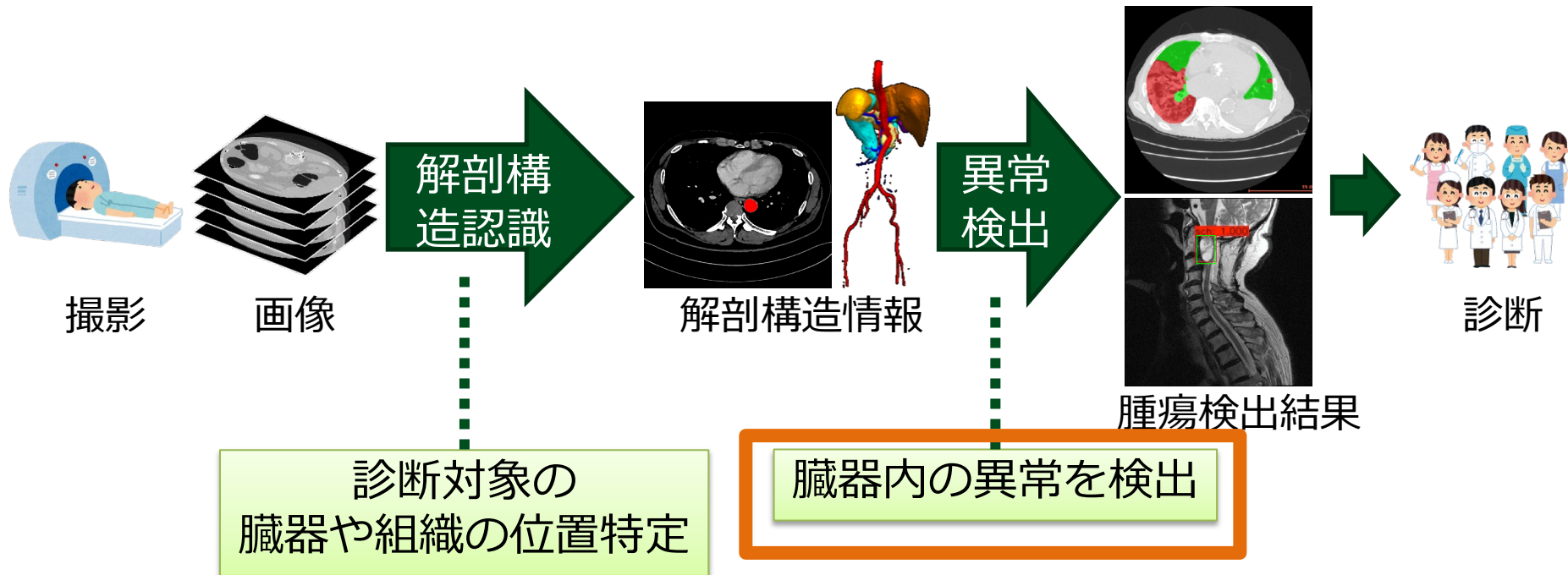
自動識別結果
(Square NOAUG)

手法	動脈	静脈	肝臓	脾臓	胃	胆のう	膵臓	平均
Uniform_AUG	83.9%	77.1%	97.2%	97.9%	95.4%	85.3%	85.4%	88.9%
Square_NoAUG	84.9%	80.7%	97.4%	97.6%	95.6%	82.8%	84.2%	89.0%

値はDICE score

画像処理による診断支援の処理フロー

- 解剖構造認識と異常検出の2段階の処理利用

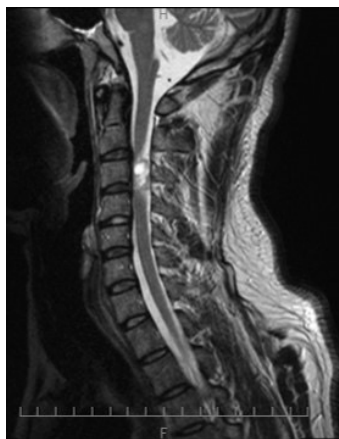


脊髄腫瘍の自動検出

- 神経鞘腫と髄膜腫を対象
- MRI画像から腫瘍の位置特定及び種類の鑑別
 - 見落とし防止, 経験の少ない医師の補助
- 深層学習による物体検出手法を適用



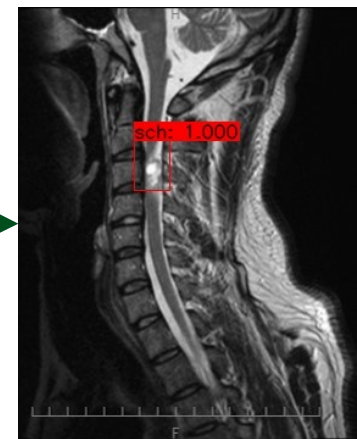
T1WI



T2WI



物体検出手法

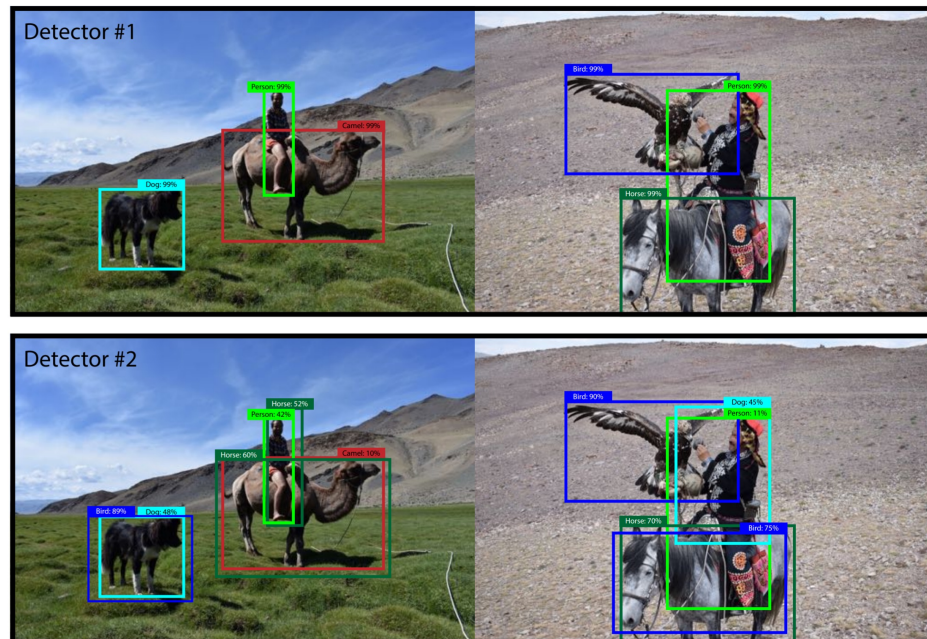


腫瘍検出結果



検出手法

- 画像からの物体検出手法YOLOv3等を利用
 - 画像から対象物体の位置とクラスを推定する手法

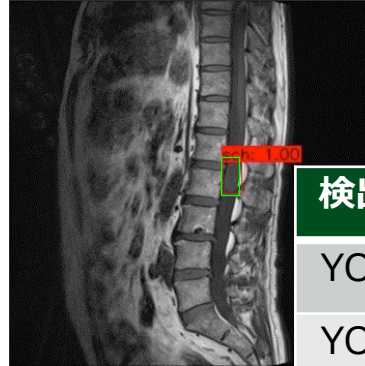
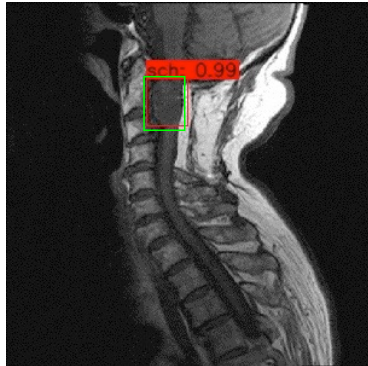


Joseph Redmon, Ali Fhadi: YOLOv3: An Incremental Improvement, arXiv:1804.02767, 2018



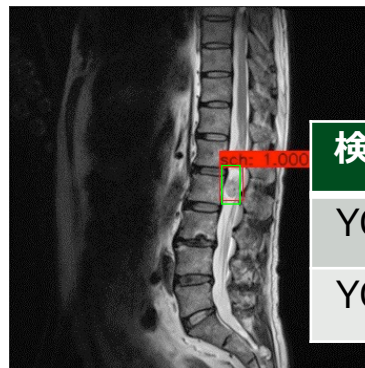
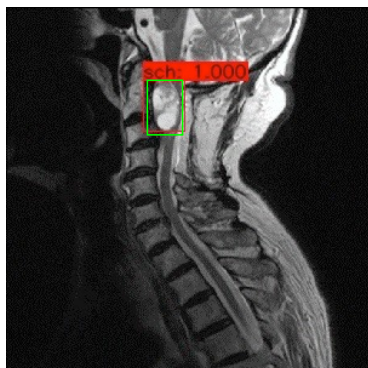
神経鞘腫の自動検出結果

T1WI



検出手法	Precision	Recall	F値
YOLOv3	0.93	0.79	0.85
YOLOv4	0.87	0.98	0.92

T2WI



検出手法	Precision	Recall	F値
YOLOv3	0.97	0.92	0.95
YOLOv4	0.90	0.98	0.94

赤：自動検出位置， 緑：正解位置

Precision(P) = $TP / (TP + FP)$

Recall(R) = $TP / (TP + FN)$

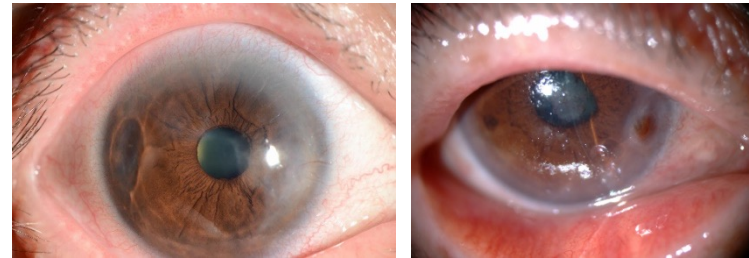
F値 = $2PR / (P + R)$

前眼部画像の診断支援

- コンピュータによる治療方針決定支援
 - 感染性疾患，非感染性疾患で治療法が大きく異なり判断が必要
- 前眼部画像からの感染性，非感染性疾患を自動判別



感染性疾患例



非感染性疾患例

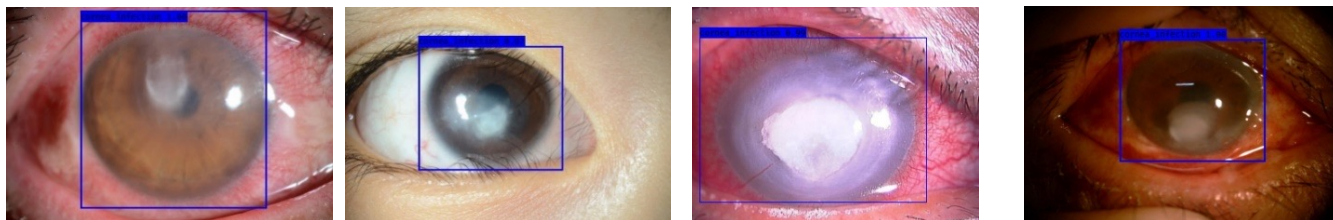
筑波大 大鹿哲郎先生，上野勇太先生，東京歯科大学 山口剛史先生，
京都府立医科大学 福岡秀記先生との共同研究により開発



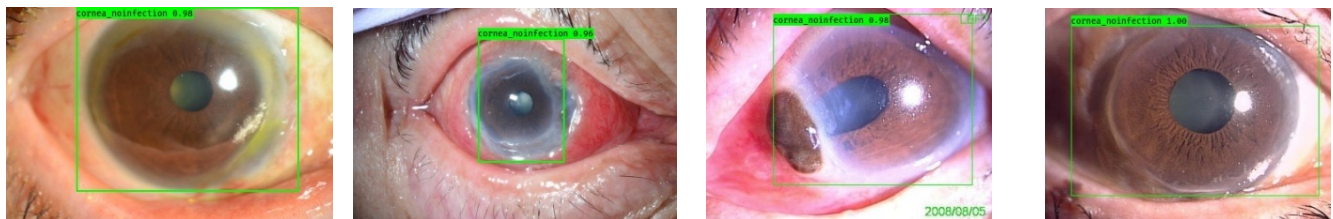
前眼部画像の診断支援の結果

- YOLOv3による角膜検出を利用した画像2クラス分類
 - 約200枚の画像を学習と評価に分けて使用
 - Data augmentation使用
- 分類精度88.3%

感染性疾患



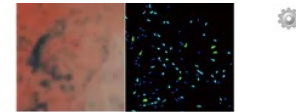
非感染性疾患



大腸内視鏡画像からの腫瘍鑑別支援

- 腫瘍性病変鑑別^[eb1,eb2]
(CADx)

EndoBRAIN
OLYMPUS



Neoplastic: 99 %
Non-neoplastic: 0.0 %

For polyps/cancers *Doctor's diagnosis has priority. Please use this output as a reference.

2019

- 腫瘍性病変検出^[eb3,eb4]
(CADE)

EndoBRAIN-EYE
OLYMPUS



2020

[eb1] Itoh H, et al., "Robust endocytoscopic image classification based on higher-order symmetric tensor analysis and multi-scale topological statistics," IJCARS, 2020.

[eb2] Mori Y, et al., "Real-time use of artificial intelligence in identification of diminutive polyps during colonoscopy: a prospective study," Annals of internal medicine, 2018.

[eb3] Itoh H, et al., " Stable Polyp-Scene Classification via Subsampling and Residual Learning from an Imbalanced Large Dataset," IET Healthcare Technology Letters, 2019

[eb4] Misawa M et al., " Development of a computer-aided detection system for colonoscopy and a publicly accessible large colonoscopy video database (with video) " Gastrointestinal Endoscopy, 2020.



EndoBRAIN

著作権の都合により画像を削除しました

著作権の都合により
画像を削除しました

OLYMPUS[®]



EndoBRAIN-EYE

著作権の都合により画像を削除しました

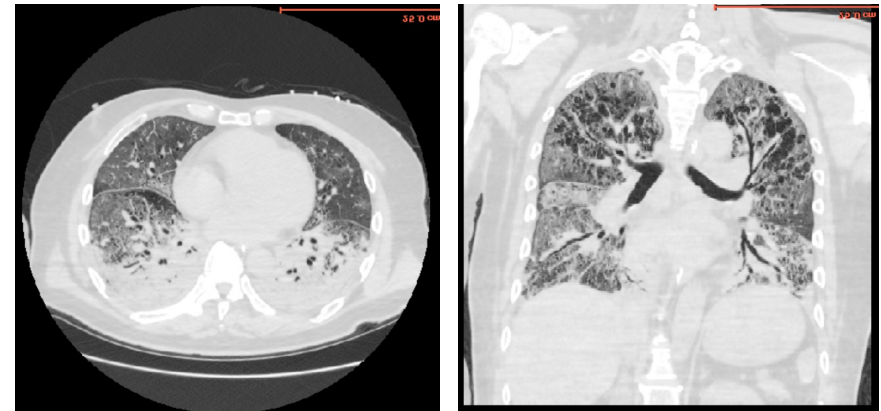
著作権の都合により
画像を削除しました

OLYMPUS[®]



CT像を用いたCOVID-19診断支援の概要

- COVID-19感染の急速な拡大
 - 肺疾患患者のCOVID-19感染／非感染分類にCT像が有用
 - 診断の迅速化・定量化には診断支援システムが有用
- COVID-19診断の難しさ
 - 従来システムでは肺の位置判別困難
- COVID-19症例に対応可能な診断支援システム開発が必要

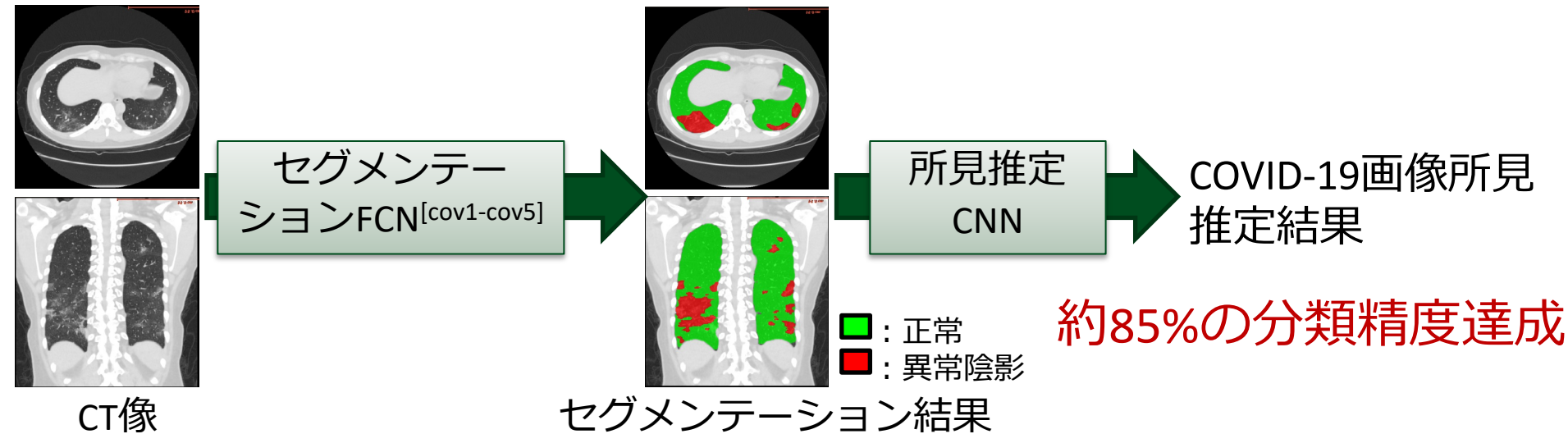


COVID-19症例CT像



CT像を用いたCOVID-19診断支援システム

- CT像からCOVID-19典型度に関する画像所見推定
- 新型疾患に対する医師の判断を支援



[cov1] M. Oda, et al., Lung infection and normal region segmentation from CT volumes of COVID-19 cases, SPIE Medical Imaging, 2021

[cov2] Y. Hayashi, et al., Extraction of lung and lesion regions from COVID-19 CT volumes using 3D fully convolutional networks, SPIE Medical Imaging, 2021

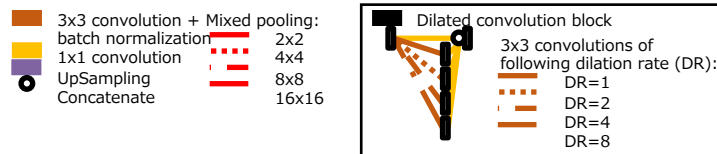
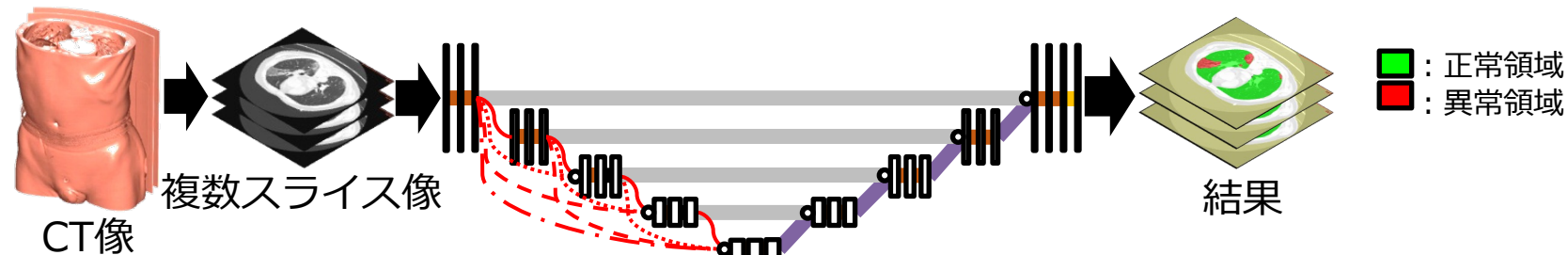
[cov3] T. Zheng, et al., Unsupervised segmentation of COVID-19 infected lung clinical CT volumes using image inpainting and representation learning, SPIE Medical Imaging, 2021

[cov4] 鄭通, 他, 表現学習に基づくクラスタリングによるCOVID-19肺CT像からの病変部抽出手法, 第29回日本コンピュータ外科学会大会特集号, 22(4), 20(Ⅲ)-5, 294-295, 2020

[cov5] 小田昌宏, 他, COVID-19 症例の定量評価のためのCT像からの肺野自動セグメンテーション, 第39回日本医用画像工学会大会予稿集, P1-23, pp.181-184, 2020

COVID-19肺セグメンテーション手法

- CT像から肺野**正常**及び**異常陰影領域**を自動セグメンテーション
 - 多様な形状・濃淡の異常領域に対応するためdense pooling, dilated conv.導入したFCN使用



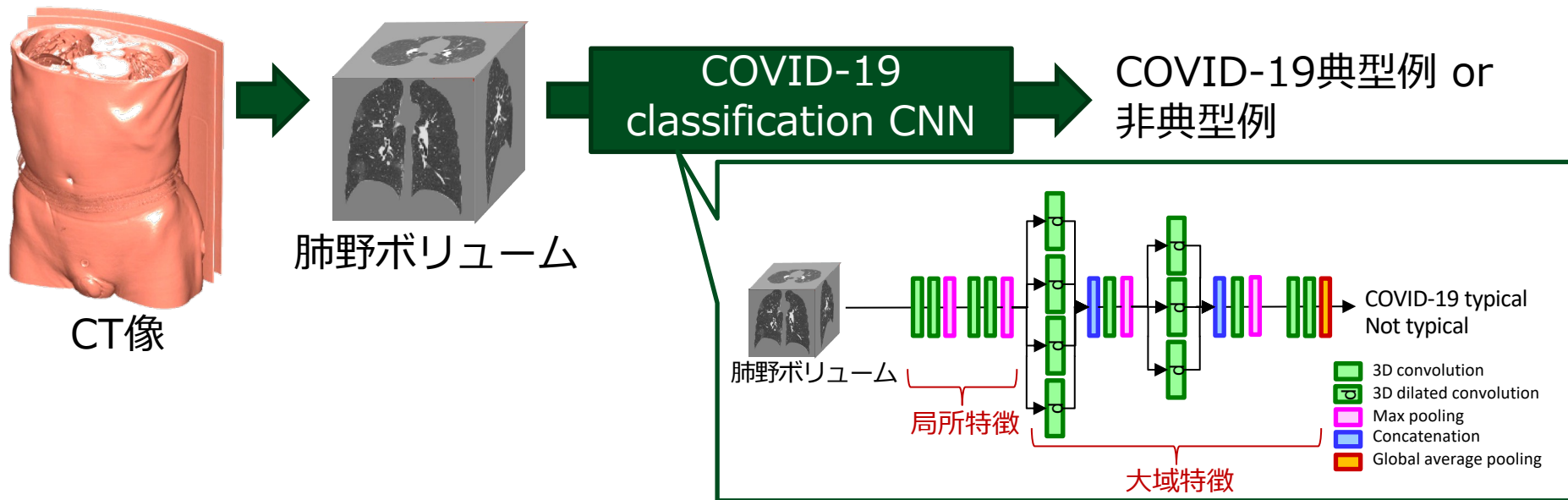
COVID-19肺セグメンテーションFCN

セグメンテーション精度 (DICE)
 正常 : 90.4%, 異常 : 74.4%

異常領域の精度が従来手法より高
 (72.6% (Q Yan et al. 2020), 73.9% (D-P Fan et al. 2020))

COVID-19画像所見推定

- CT像からCOVID-19典型度を自動推定
 - 独自に開発したCOVID-19自動分類CNNを用い
約85%の精度で分類

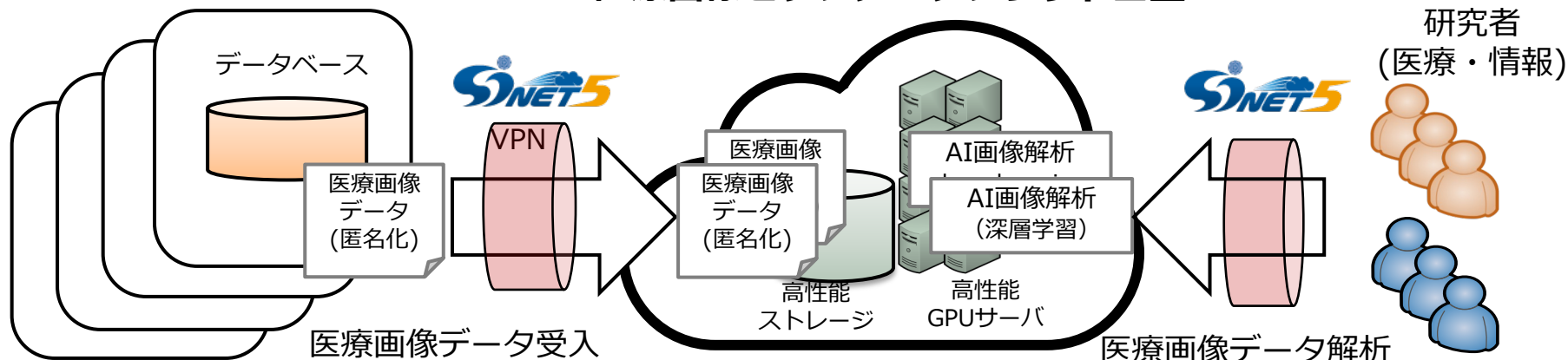


COVID-19診断支援手法の開発体制

- 医療ビッグデータ利活用を促進する
クラウド基盤・AI画像解析に関する研究



医療画像ビッグデータクラウド基盤



日本医学放射線学会,
順天堂大学, 慶応義塾大学, 他



国立情報学研究所, 東京大学,
名古屋大学, 奈良先端大, 他



画像処理を用いた診断支援システムで 実用化されたもの

- 医療機器承認を取得
 - 眼底画像からの糖尿病網膜症診断支援「Idx-DR」（米国）
 - 大腸内視鏡画像からの腫瘍鑑別，検出支援
「EndoBRAIN, EndoBRAIN-EYE」（日本）
 - 胸部CT像からのCOVID-19診断支援「Ali-M3」（中国，日本）
 - 胸部X線像からの肺がん診断支援
「EIRL X-Ray Lung nodule」（日本）
 - 脳MRI像からの脳動脈瘤診断支援「EIRL aneurysm」（日本）



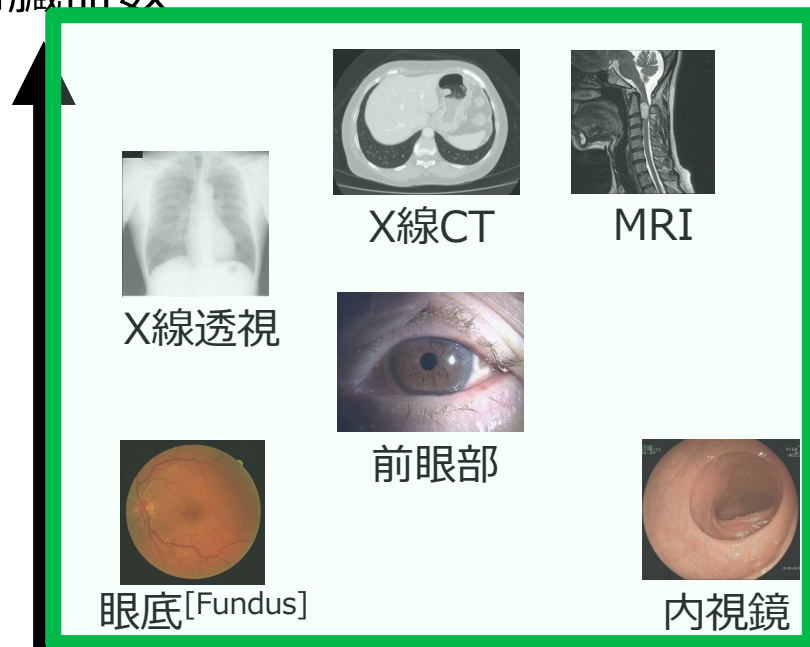
EndoBRAIN-EYE^[1]

[1] <https://www.olympus.co.jp/news/2020/nr01577.html>

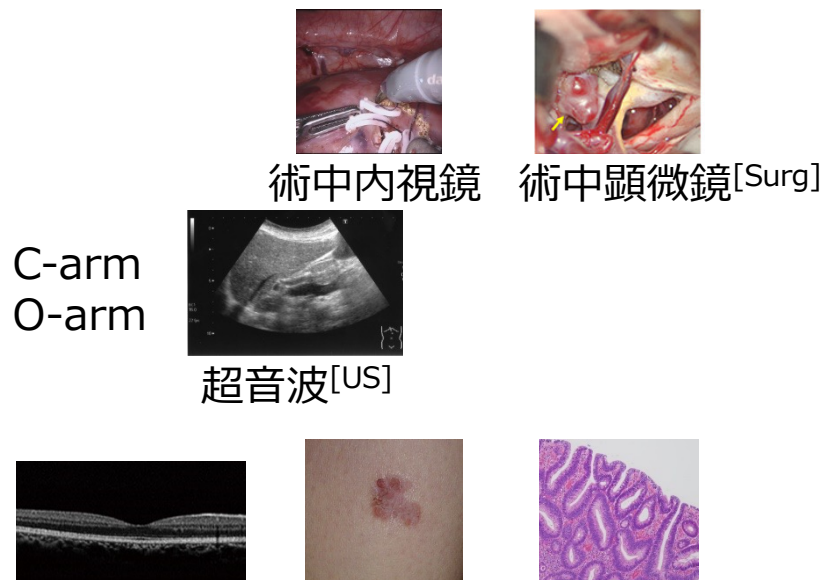


医用画像モダリティ

含有臓器数



X線透視
 X線CT
 MRI
 前眼部
 眼底[Fundus]
 内視鏡



術中内視鏡
 術中顕微鏡[Surg]
 C-arm
 O-arm
 超音波[US]

画像処理を用いたAI適用対象

特徴

- ・ 画像内変化が比較的静的変化
- ・ 画像収集しやすい

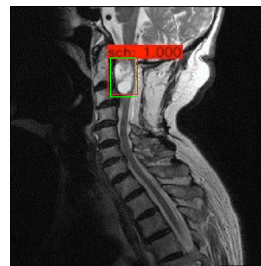
[Fundus] A Dasgupta, et al., A fully convolutional neural network based structured prediction approach towards the retinal vessel segmentation, IEEE ISBI, 2017
 [Oct] <https://www.hirataganka.com/inspection/oct/>, [Derma] <http://www.mirai.ne.jp/~seisinc5/cancer.htm>, [US] <https://www.jsmoc.org/kiso/pulse2.html>
 [Surg] http://www.ebara-hp.ota.tokyo.jp/bumon/nousinkei_geka.html



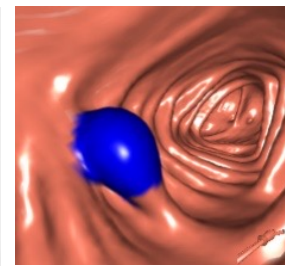
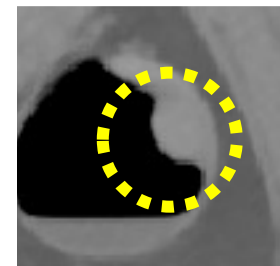
画像処理による医療支援の適用対象

- 診断支援

- 画像等から診断に有用な情報を抽出し提示



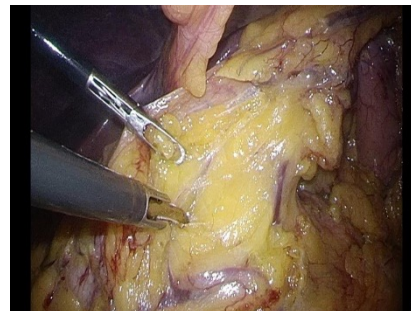
脊髄腫瘍検出



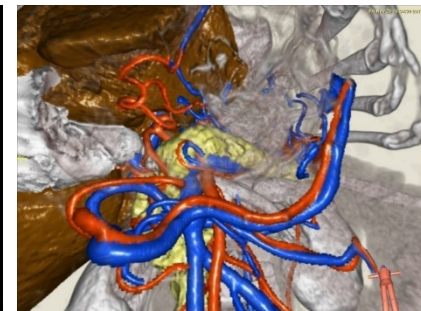
ポリープ検出

- 術中支援

- 医師の判断を支援する情報をリアルタイムに提供



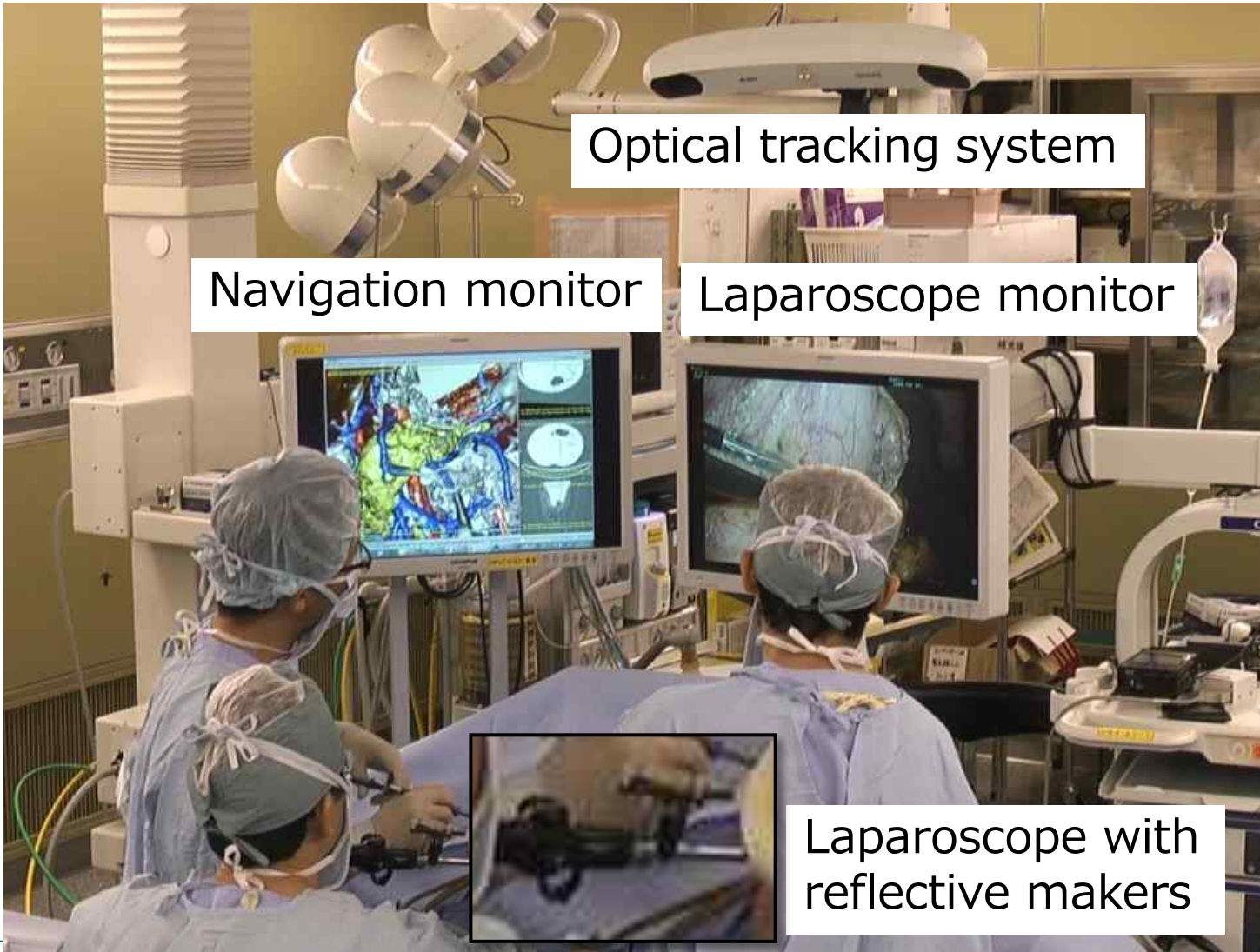
手術シーン



シーンに対応した解剖情報



手術ナビゲーション



Optical tracking system

Navigation monitor

Laparoscope monitor

Laparoscope with reflective markers

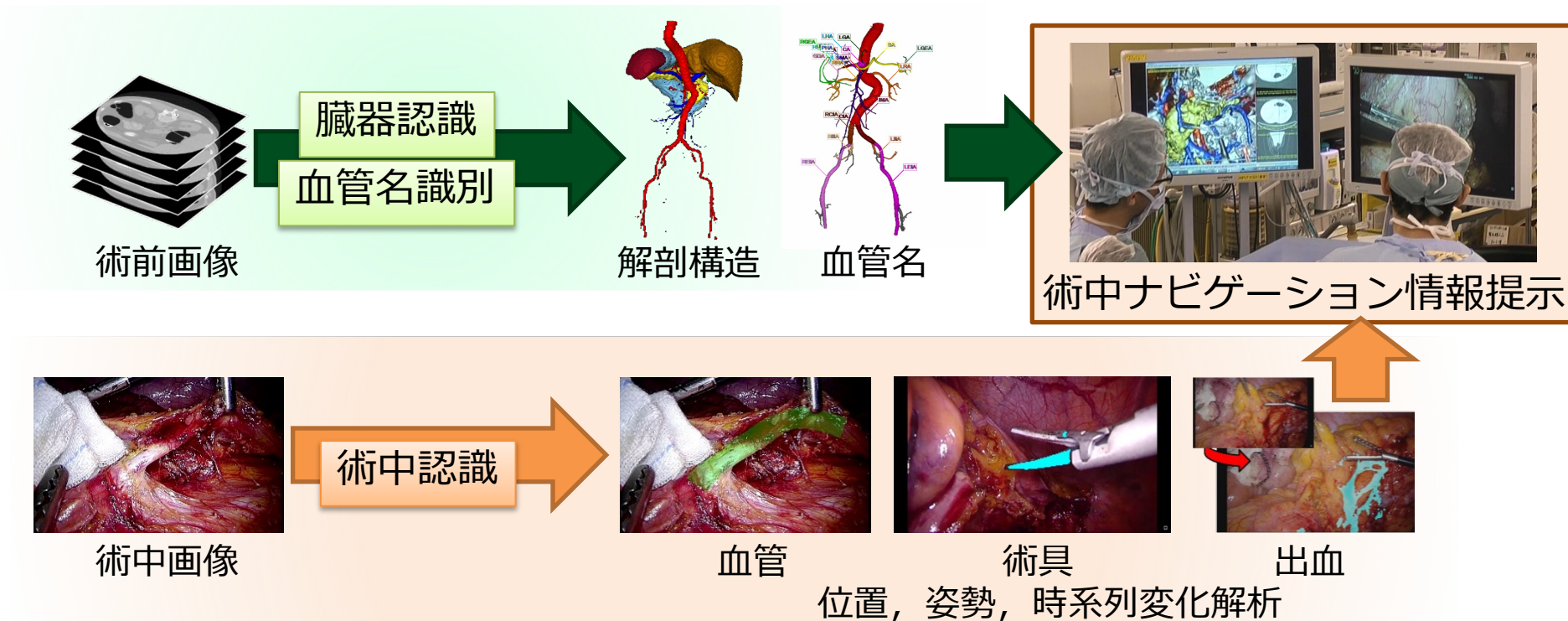


手術ナビゲーション



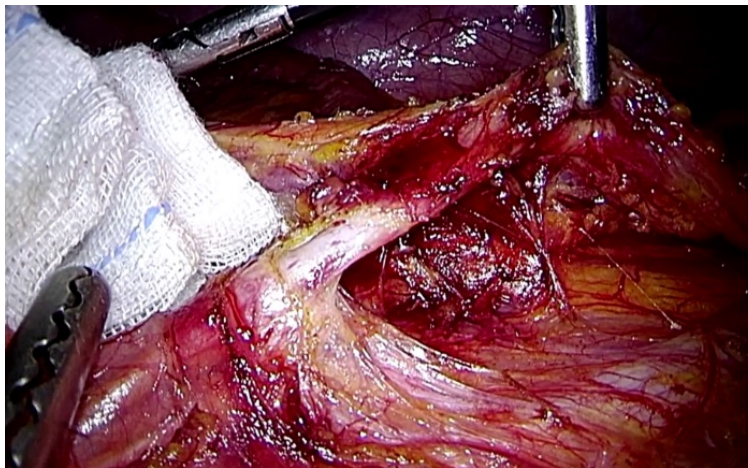
術中ナビゲーションを実現する画像処理

- 術前・術中画像情報の統合によるナビゲーション

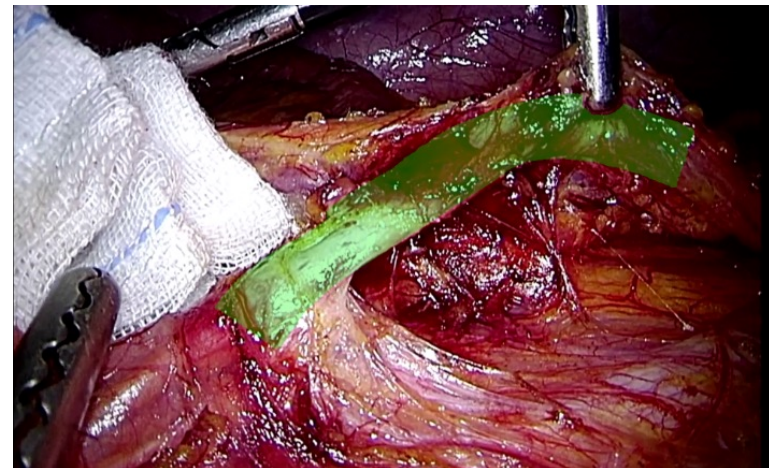
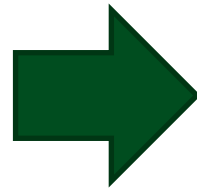


術中認識：血管認識

- 術野に出現する血管領域
 - 体内構造を表す重要な解剖学的構造物
 - 外科医に提示することで安全な手術を実現
 - 手術操作のガイド
 - 誤った血管損傷軽減



術中画像

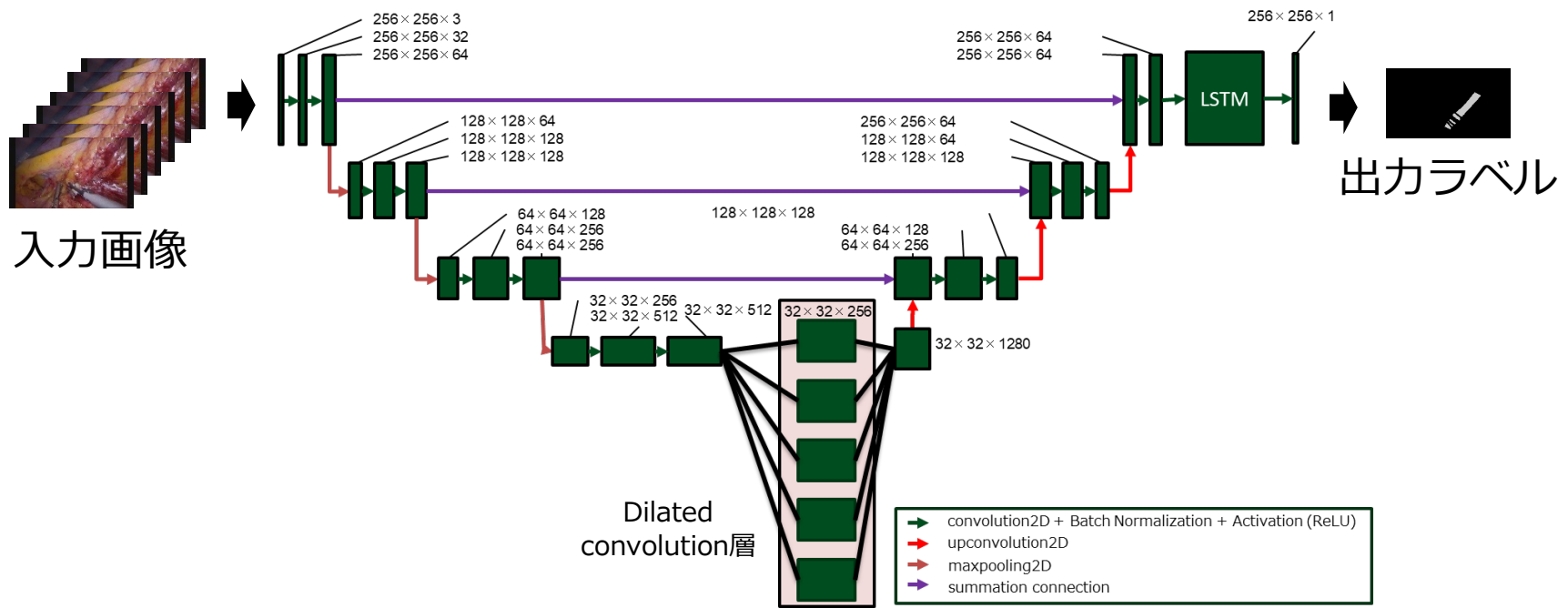


血管領域



術中認識：血管認識手法

- 時系列及び広範囲空間情報を用いるセグメンテーションモデル
 - LSTM層と複数スケールDilated convolution層を導入



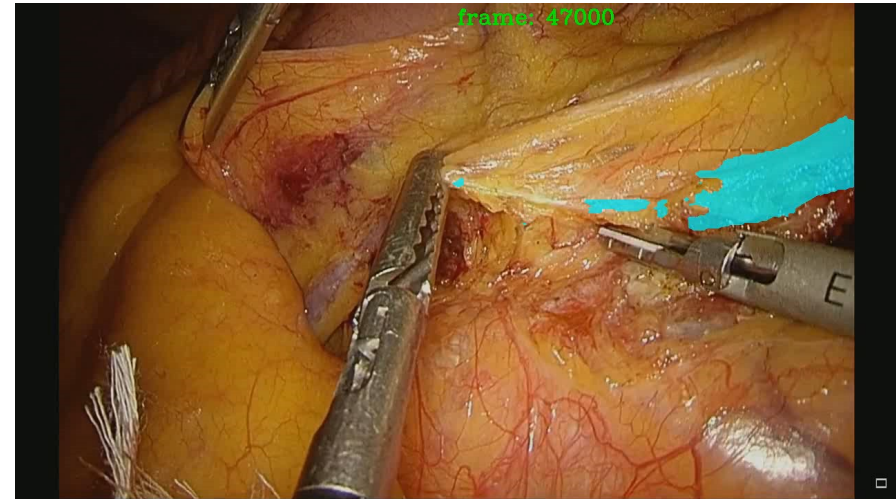
血管認識セグメンテーションモデル

術中認識：血管認識結果

- 腹腔鏡下手術動画を使用



血管正解領域

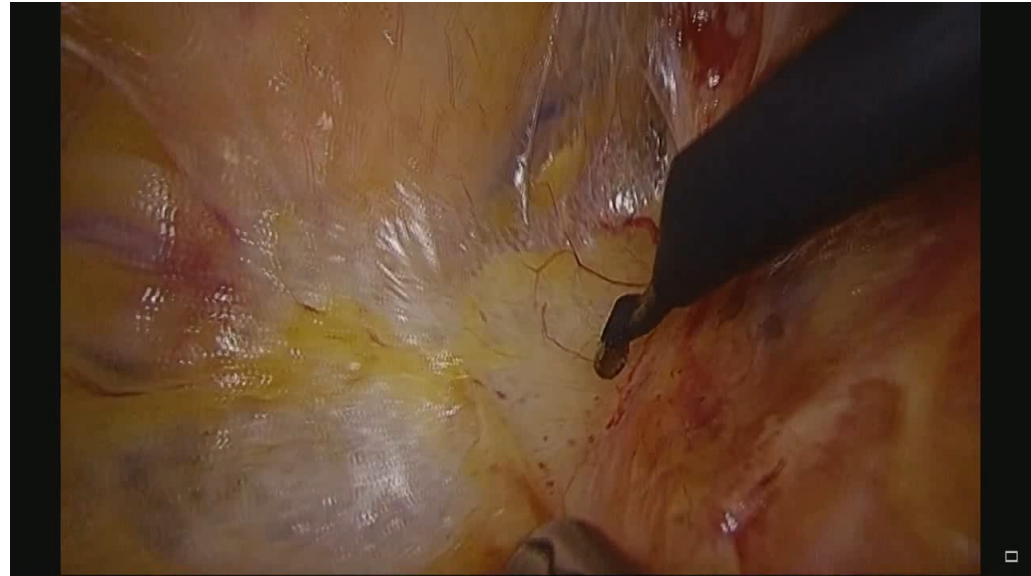


自動認識結果



術中認識：出血認識

- 術中の出血情報
 - 手術状況の理解
 - 術者の技量に関係
 - 術野展開の良好さ
 - 術具操作の適切さ
 - 出血制御
- 出血の自動認識により適切な術中支援や定量的な技量評価を実現

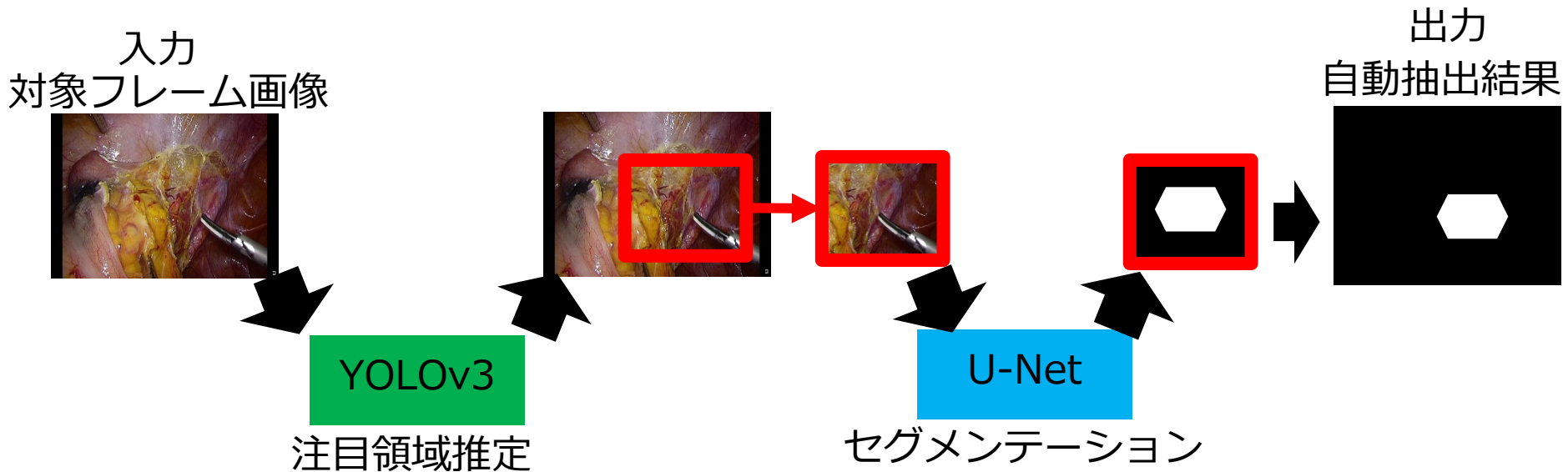


術中の出血例



術中認識：出血認識手法

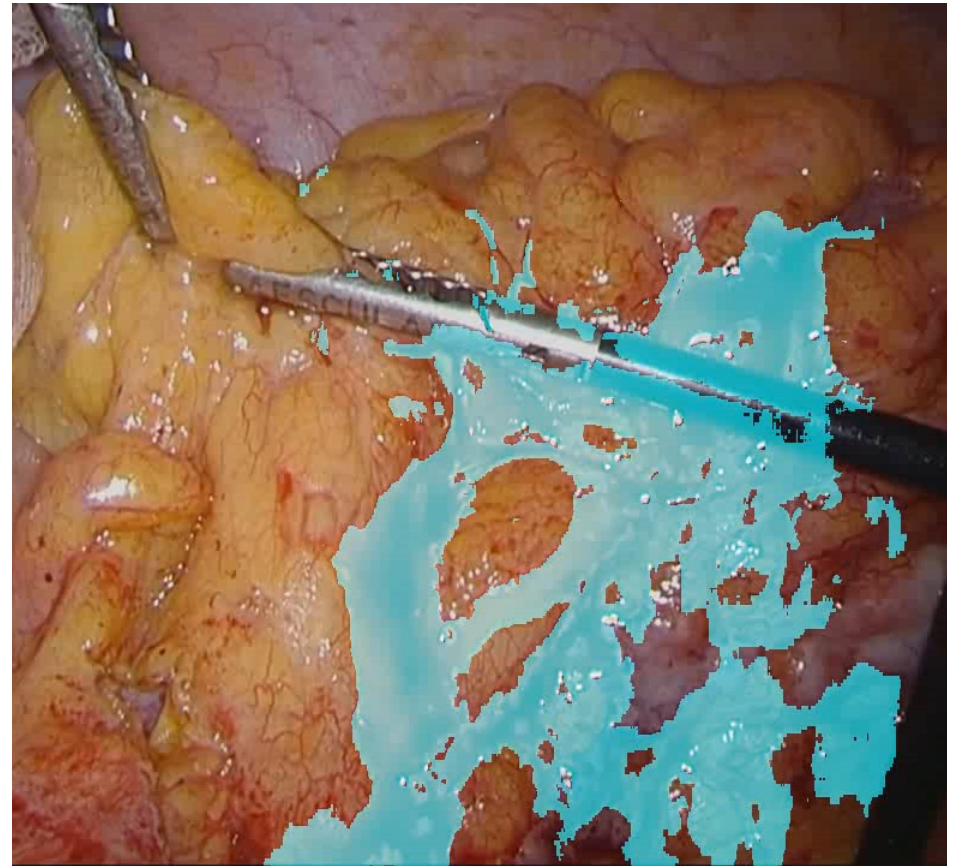
- 出血位置検出とセグメンテーションの2段階処理を採用



出血認識手法の処理の流れ

術中認識：出血認識結果

- 動画中の出血を自動認識
 - 多用な形状の出血領域を高精度に認識



自動認識結果

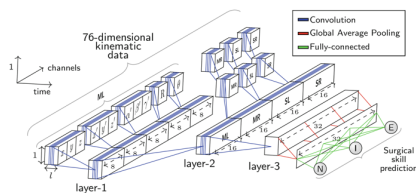


その他：手技評価

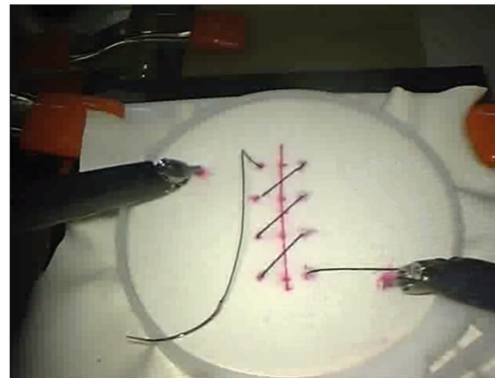
- 手術ロボット da Vinci 操作者のスキル自動評価
 - da Vinci アーム位置・姿勢等のデータを CNN に入力
 - スキルを 3 段階評価



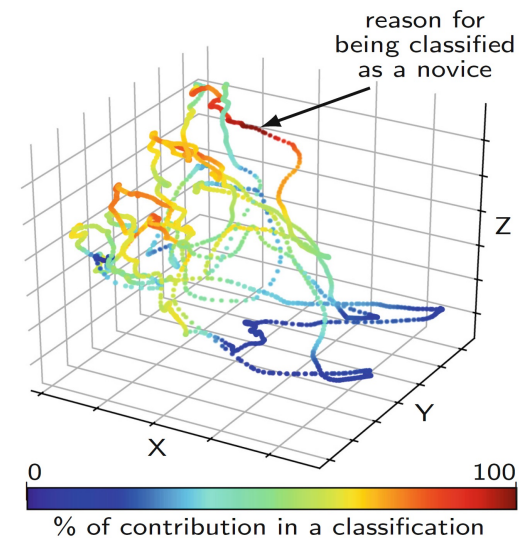
da Vinci



操作スキル分類CNN



鉗子軌跡と評価結果



画像処理による診断支援

- 診断プロセスの様々な部分で支援が実現
 - 解剖構造認識, 異常検出
 - 実用化レベルのシステムが多数登場
- 深層学習利用に必要な要素
 - 大規模データ収集 (大規模, 施設横断的に)
 - 適用対象 (画像モダリティ, 腫瘍の種類) の適切な選択



画像処理による術中支援

- 術中画像を用いた支援システム開発の現状
 - 血管，術具，出血自動認識等
 - 診断支援と比べて実用化レベルには達していない
- 術中支援の難しさ
 - 様々な術式の存在，術者による違いへの対応
 - データ不足
 - リアルタイム判断
- 術中支援システム実現のために
 - 術中データ規格化とデータベース構築
 - 利用対象の適切な限定

