

第39回日本歯科産業学会学術講演会

ランチオンセミナー

(提供：株式会社吉田製作所)

医用画像AIの研究開発

徳島大学デザイン型AI教育研究センター

鳥井 浩平

令和6年6月23日（日）12:20 – 13:10

高知県立県民文化ホール グリーンホール

目次

1. AIとは
2. 医用画像AI
3. カルテ入力支援システム
4. よくある疑問
5. さいごに



AIとは

June 23, 2024

医用画像AIの研究開発

AI（人工知能）とは

- 人間のような知能、知覚、知性などをもつ”何か”
- AIの定義は曖昧であり、AIという言葉の解釈は人によって異なる

最近のAIという言葉の意味

- データから自動的に知識を獲得するコンピュータシステム
- あるデータからある事象を**予測**するコンピュータシステム
- **機械学習、ディープラーニング**（ニューラルネットワーク）

AIの変遷

第1世代

ルールベース…人が知識や法則を設計し、人間らしい振る舞いを再現

第2世代

機械学習（統計モデル）

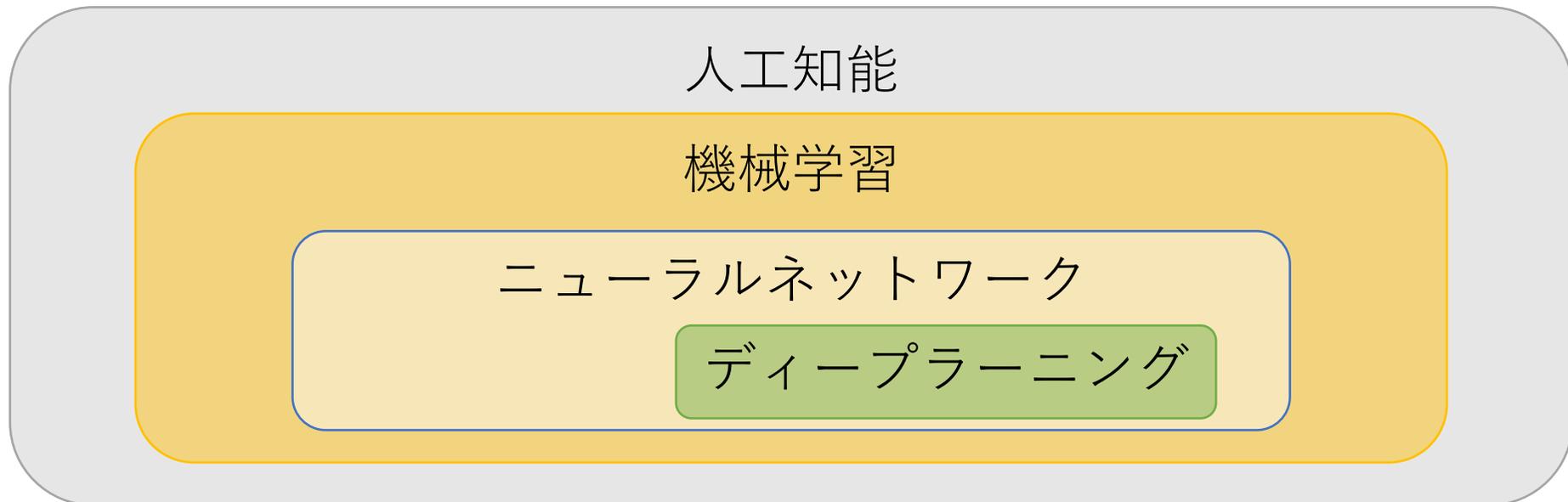
…回帰分析、ARIMA、決定木、k-means、主成分分析、etc...

第3世代

ニューラルネットワーク（ディープラーニング）

ディープラーニングの位置付け

- 厳密にはディープラーニング=AIではない
- ディープラーニングはAIを作るための技術のひとつ
- ディープラーニングで作ったAIが非常に高精度で有名に
→AI=ディープラーニングという認識が広まった？



(世間一般の) AIの学習と予測の意味

学習

データ x とデータ y を結ぶ関数 f を計算によって求めること

$$y = f(x)$$



予測

求まった関数 f に未知のデータ x を入力して y を得ること

画像分類のAI

学習

歯の画像から虫歯の確率を算出する関数 f を計算によって求める

$$\text{虫歯の確率} = f(\text{歯の画像})$$



(モデル)



虫歯の確率

予測

求まった関数 f に歯の画像を入力して虫歯の確率を計算する

最近の画像AIでよく使われるAI技術

畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network, **CNN**)

- 畳み込み機構を導入したニューラルネットワーク
- 畳み込みを用いて人間の視細胞（眼）の働きを模倣

Vision Transformer

- TransformerのEncoder構造に基づくニューラルネットワーク
- 畳み込みを使わない



医用画像AI

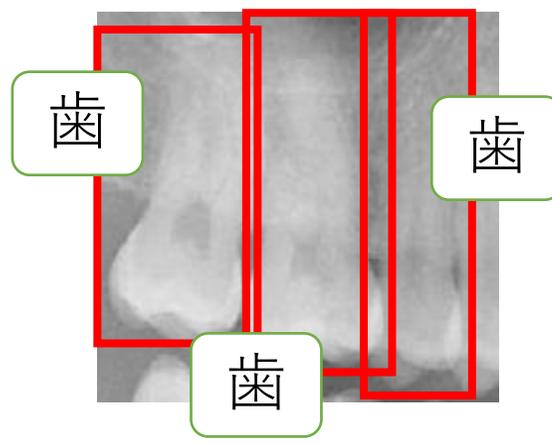
医用画像AIとは

- 医療で用いられる画像を対象としたAI
- X線、CT、MRI、エコーなど
- 診断補助、ダブルチェック、診療業務の負担軽減等が主な目的
- 画像分類、物体検出、セグメンテーションのAIを使うことがほとんど

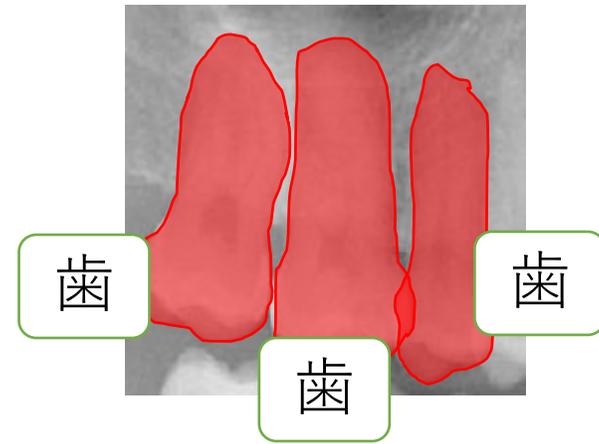
画像分類



物体検出

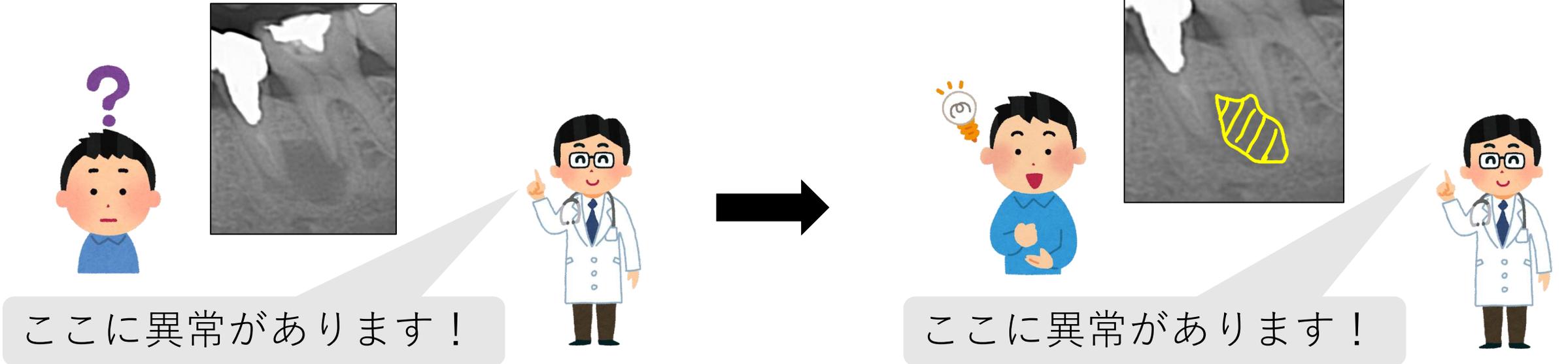


セグメンテーション



AIによるセグメンテーション（自動着色）

- 時間経過による体内の状態や病態の変化を容易に観察できる
例) がんの大きさの変化、骨の状態の変化など
- 患者への説明資料などに有用である
例) 切除する腫瘍の位置および形状を患者に示す



AIの学習に必要なデータ

ラベル…カテゴリ等を表すタグ

画像分類



+

ラベル

物体検出



+

ラベル

+

物体の位置を表す座標

セグメンテーション

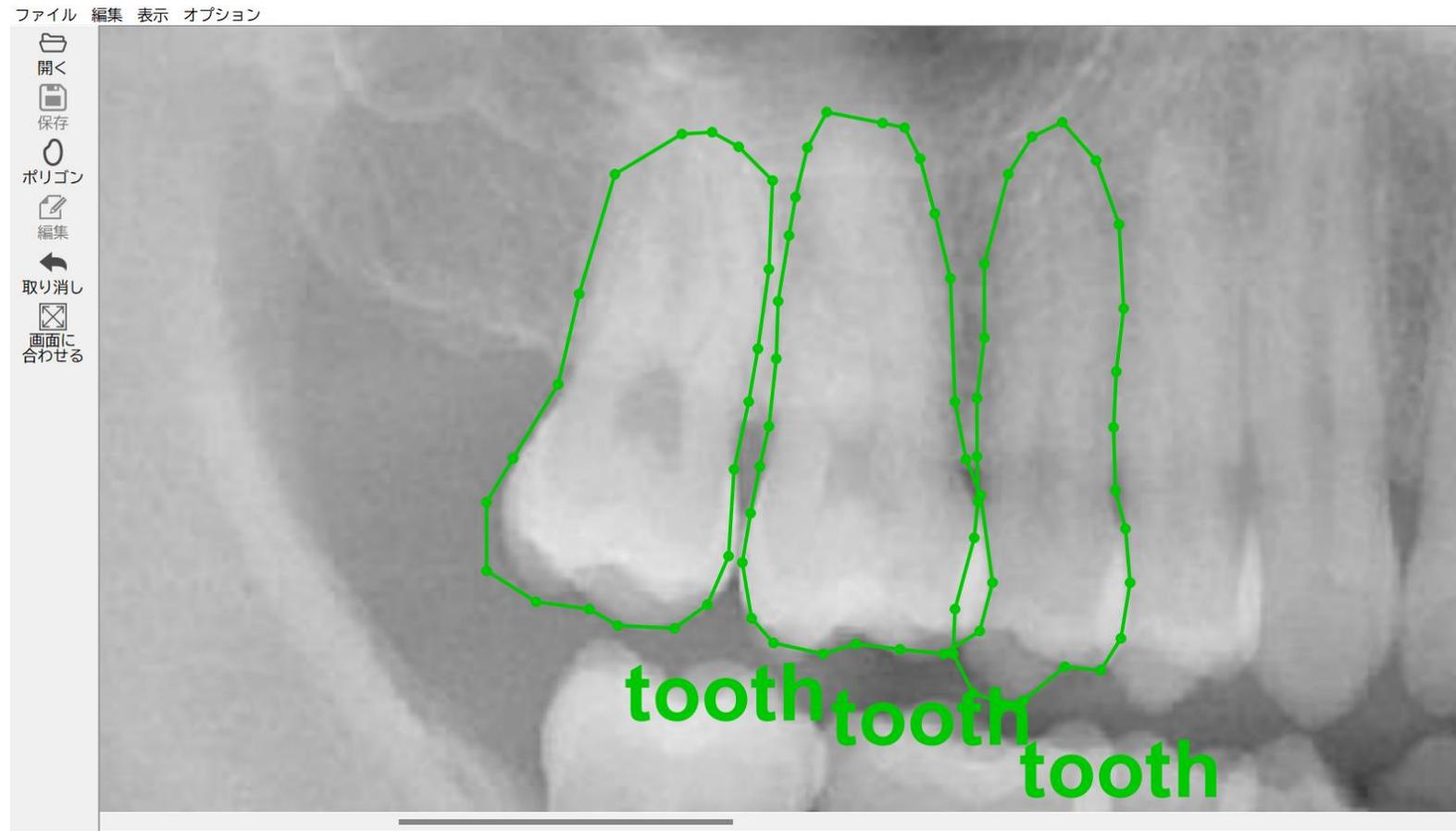


+

画素単位のラベル

データのラベル付け（アノテーション）

物体検出とセグメンテーションではソフトウェアを使ってラベル付け





カルテ入力支援システム

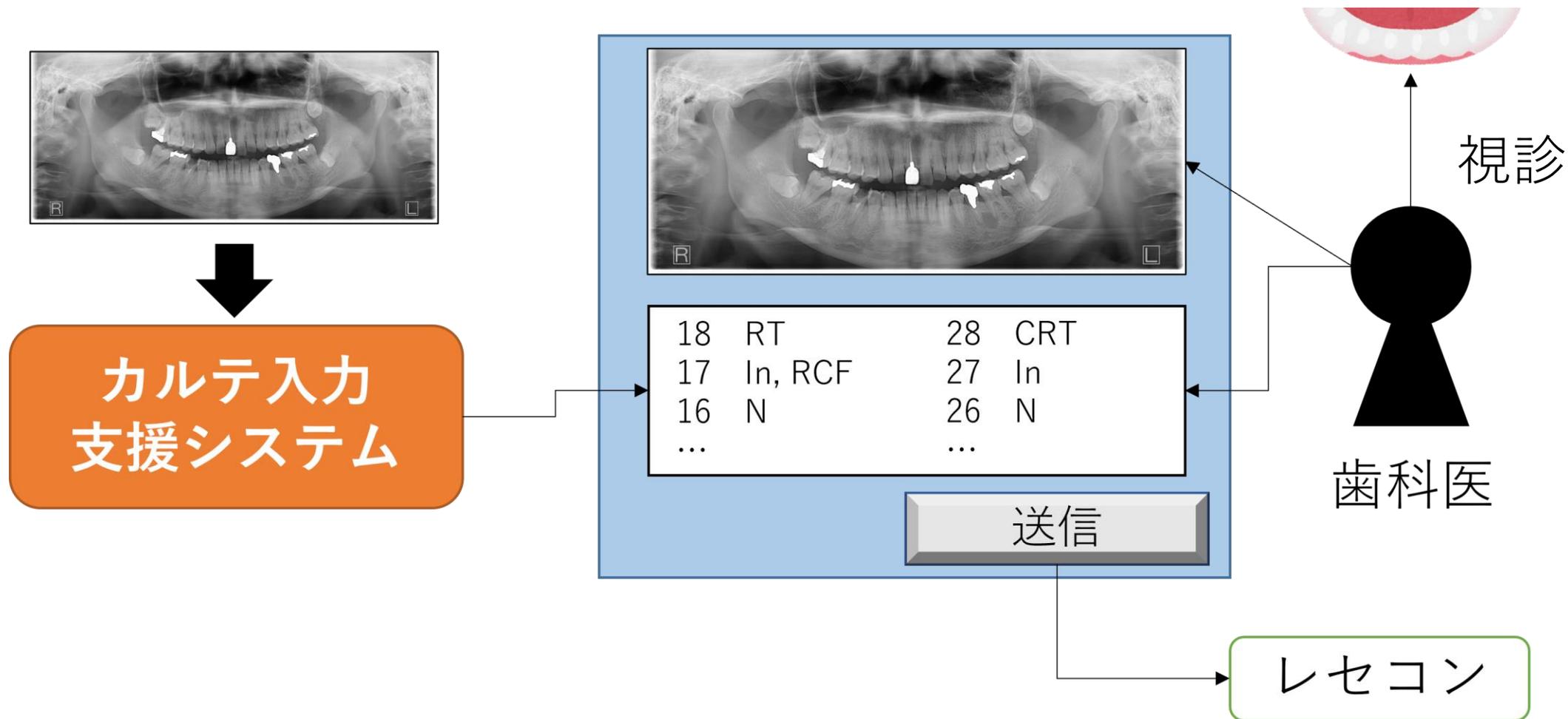
カルテ入力支援システム①

- 歯科電子カルテへの入力作業を補助・効率化するためのシステム
- 副次的な効果として読影の見落とし防止も期待できる
- 2019年頃（大学院時代）から研究開発を進めている

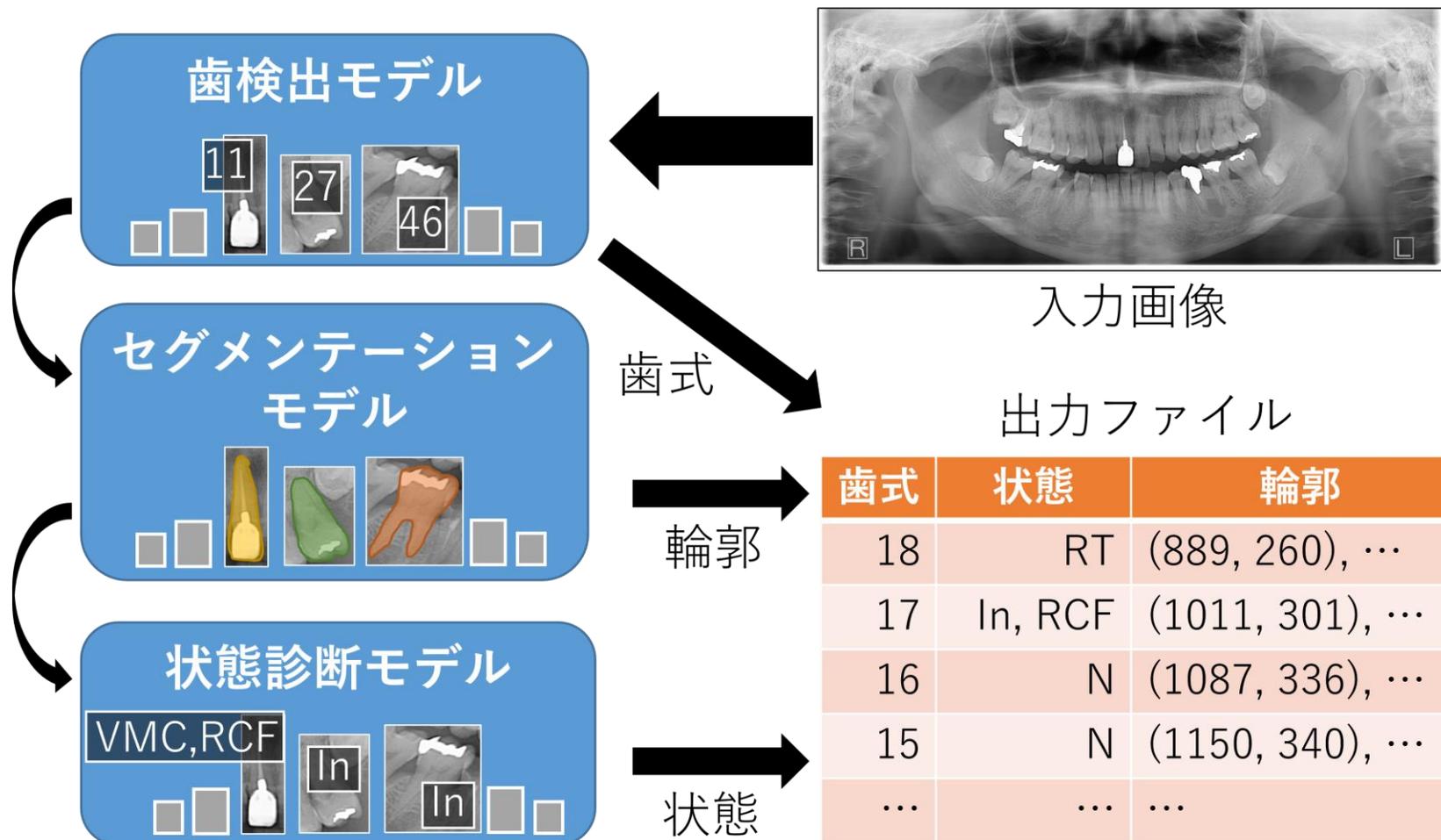
システム概要

1. パノラマX線写真から歯の情報を自動抽出
2. 自動抽出した情報をもとに電子カルテの入力候補を生成
3. 歯科医が視診を踏まえて入力情報を確定・レセコンに送信

カルテ入力支援システム②



カルテ入力支援システム③



カルテ入力支援システム④

- 本研究開発の成果の一部を論文で発表

鳥井 浩平, 誉田 栄一, 北 研二. AIを用いたパノラマX線画像からのカルテ入力支援システムの開発. 歯科放射線, 62(1), 24-34. 2022.

- 歯を以下の10状態に分類するAIモデル (CNNモデル) を構築・評価

該当なし	う蝕	根尖病巣	根充	メタルインレー
複合レジン	クラウン	ポンティック	インプラント	埋伏

Precision (適合率)	Recall (感度)	Specificity (特異度)
92.9%	90.0%	99.1%

https://www.jstage.jst.go.jp/article/dentalradiology/62/1/62_24/_pdf

課題と対策（苦勞したこと）

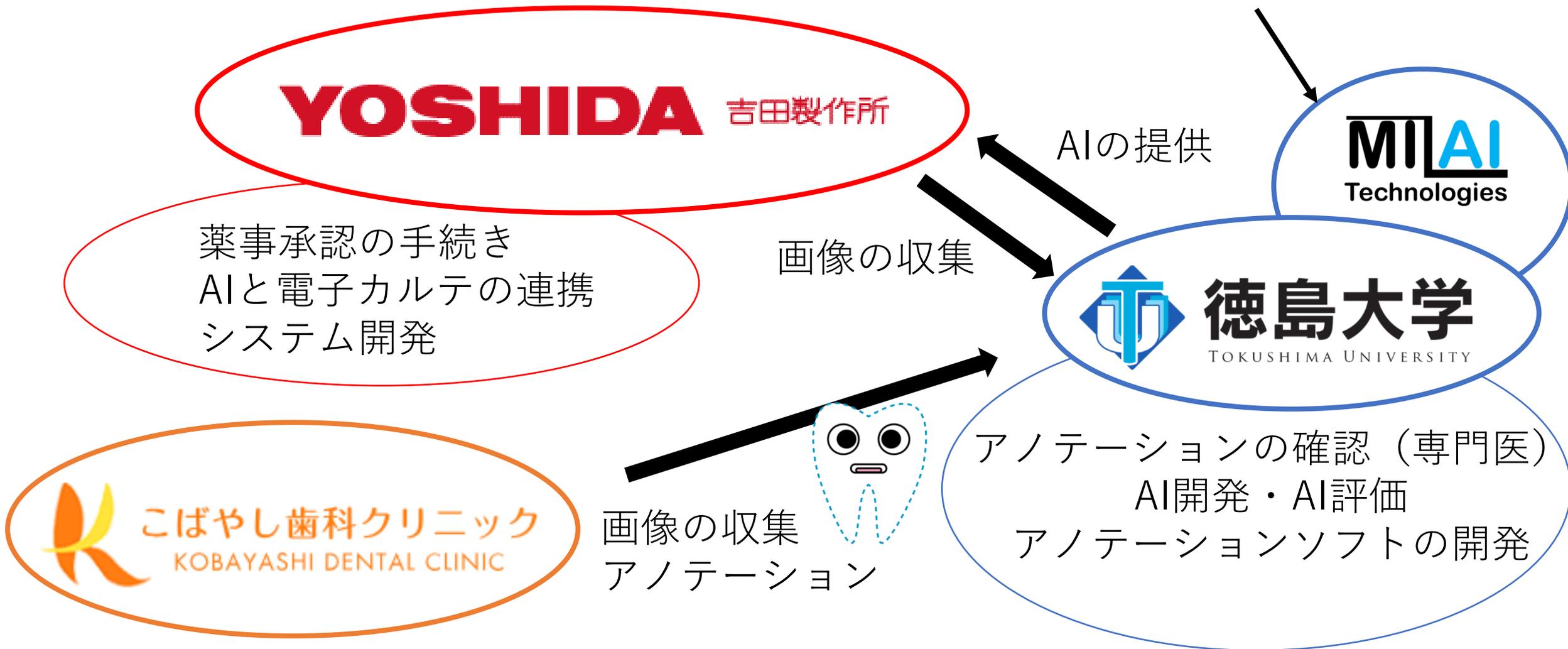
1. DICOM画像に対応した使い勝手の良いアノテーションソフトがない
→既存のアノテーションソフトに改良を加え対応させた
2. アノテーションが非常に大変
→既存のアノテーションソフトを歯科用に改良・最適化させた
→自動アノテーションの機能を追加開発した（あまり活躍せず...）
3. アノテーションの質をどう担保するか
→徳島大学の歯科放射線専門医（1名）がアノテーションを確認
→アノテーションソフトにアノテーションのチェック機能を追加
4. AIに予測させるラベル（歯の状態）の定義はどうするか
→歯科医・専門医にヒアリングを行いながら実験結果をもとに調整
→症例が少ないもの、画像からは判別できないものは除外するなど

課題と対策（苦勞したこと）

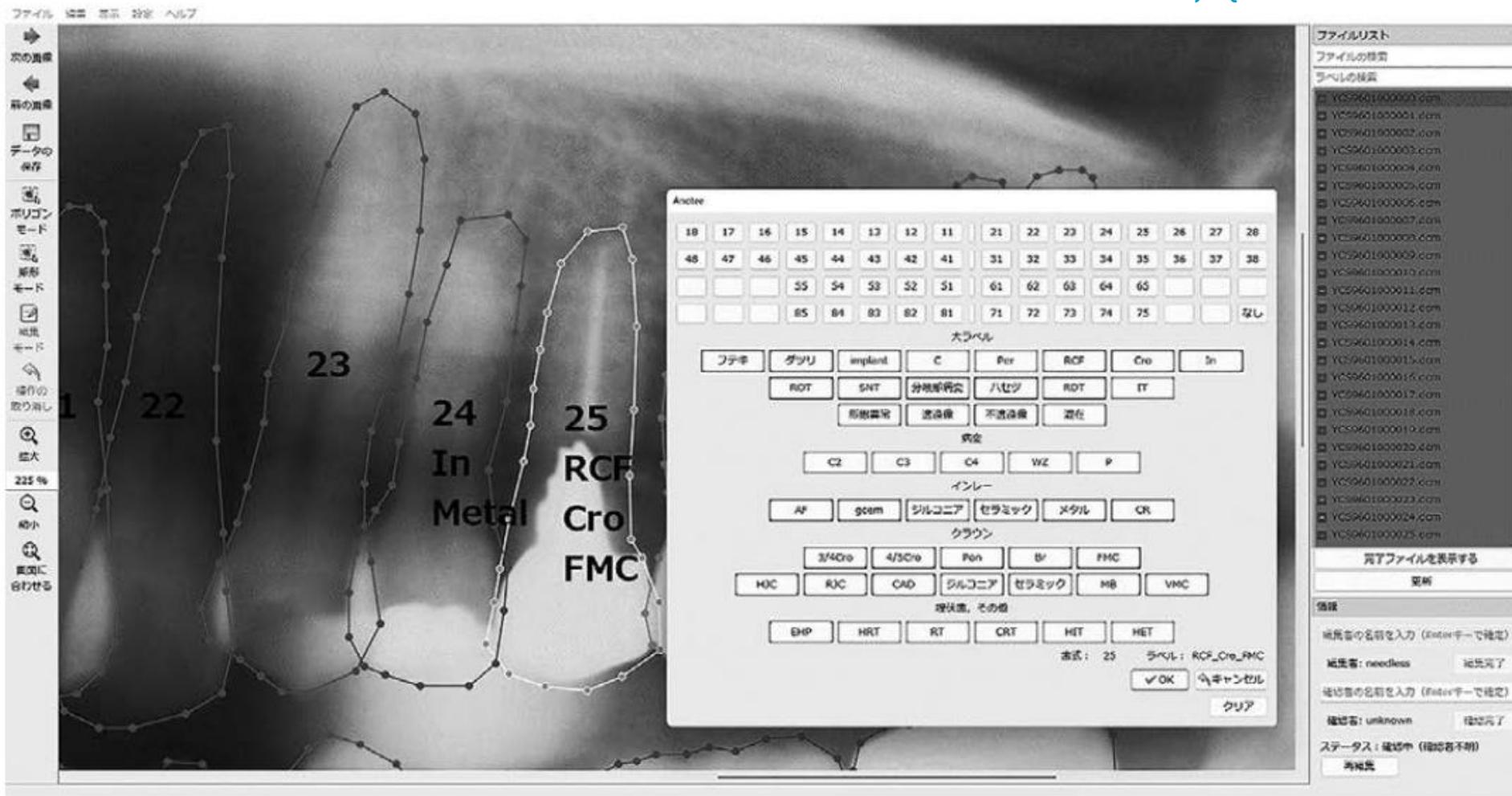
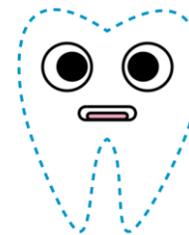
1. DICOM画像に対応したアノテーションソフトがない
→既存のアノテーションソフトに改良を加え対応させた
2. アノテーションが非常に大変
→既存のアノテーションソフトを歯科用に改良・最適化させた
→自動アノテーションの機能を追加開発した（あまり活躍せず...）
3. アノテーションの質をどう担保するか
→徳島大学の歯科放射線専門医（1名）がアノテーションを確認
→アノテーションソフトにアノテーションのチェック機能を追加
4. AIに予測させるラベル（歯の状態）の定義はどうするか
→歯科医・専門医にヒアリングを行いながら実験結果をもとに調整
→症例が少ないもの、画像からは判別できないものは除外するなど

本研究開発のフロー

※株式会社MILAI Technologies
(徳島大学発ベンチャー)



アノテーションソフト Anotee



課題と対策（苦勞したこと）

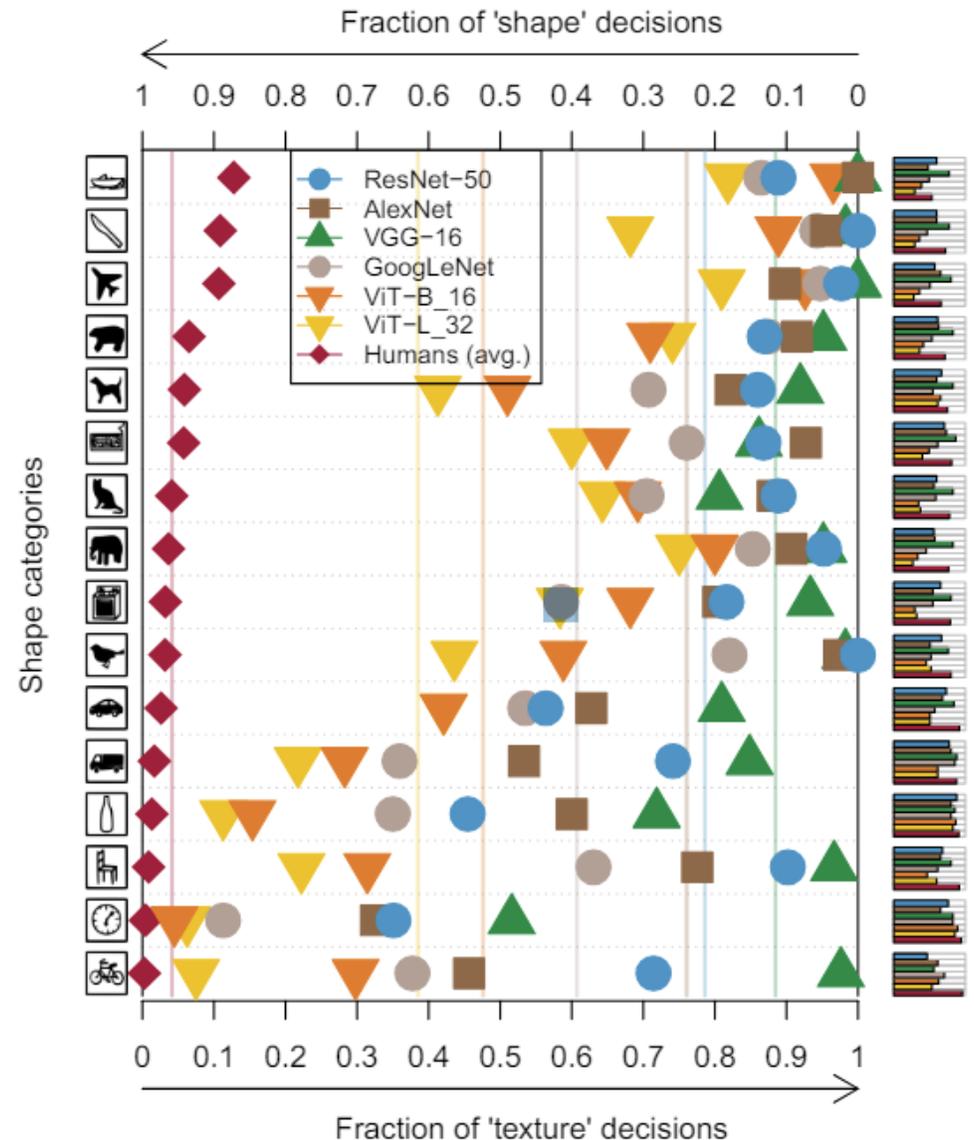
1. DICOM画像に対応したアノテーションソフトがない
→既存のアノテーションソフトに改良を加え対応させた
2. アノテーションが非常に大変
→既存のアノテーションソフトを歯科用に改良・最適化させた
→自動アノテーションの機能を追加開発した（あまり活躍せず...）
3. アノテーションの質をどう担保するか
→徳島大学の歯科放射線専門医（1名）がアノテーションを確認
→アノテーションソフトにアノテーションのチェック機能を追加
4. AIに予測させるラベル（歯の状態）の定義はどうするか
→歯科医・専門医にヒアリングを行いながら実験結果をもとに調整
→症例が少ないもの、画像からは判別できないものは除外するなど

CNNの特徴

- テクスチャ（外観や模様）重視
- テクスチャの特徴を見つけてくれる
- 物体の位置ずれや形状変化に頑健

苦手なこと

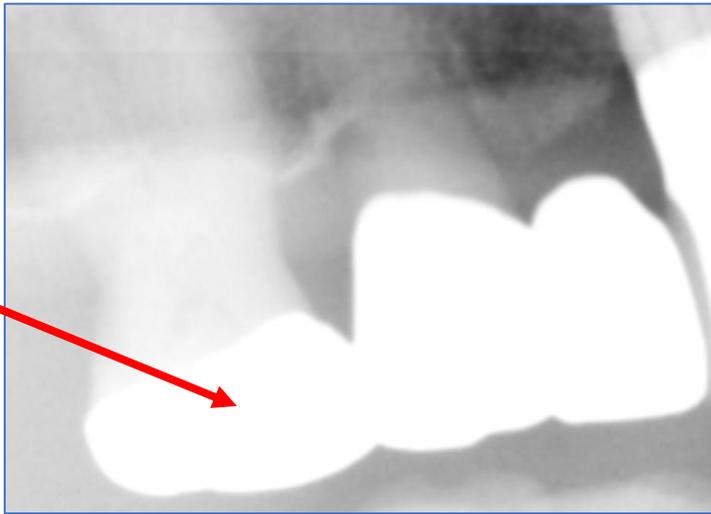
- 形状で物体を見分けるのは苦手



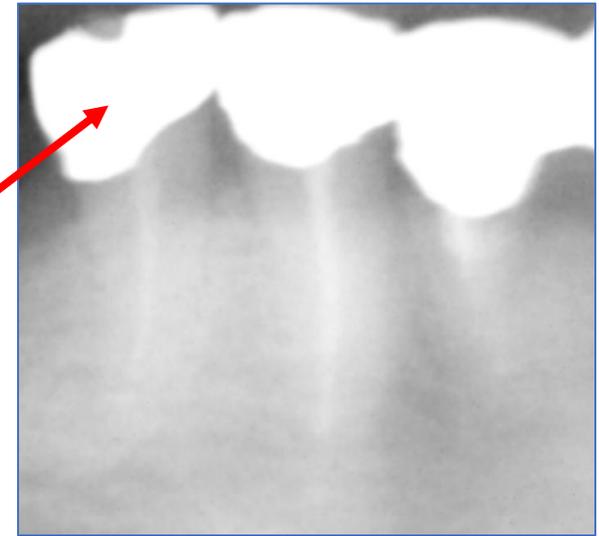
CNNの得意不得意に合わせたラベルの定義

- 破折やエナメル系形質不全等、レアケースは学習が困難なため除外
機械学習ベースのモデルでは必ず問題となる
- ク라운の材質等、X線写真では判別が困難なものはラベルを統合
- 五分の四冠等、微妙な形状変化は学習が困難なため除外または統合
etc...

ジルコニア？

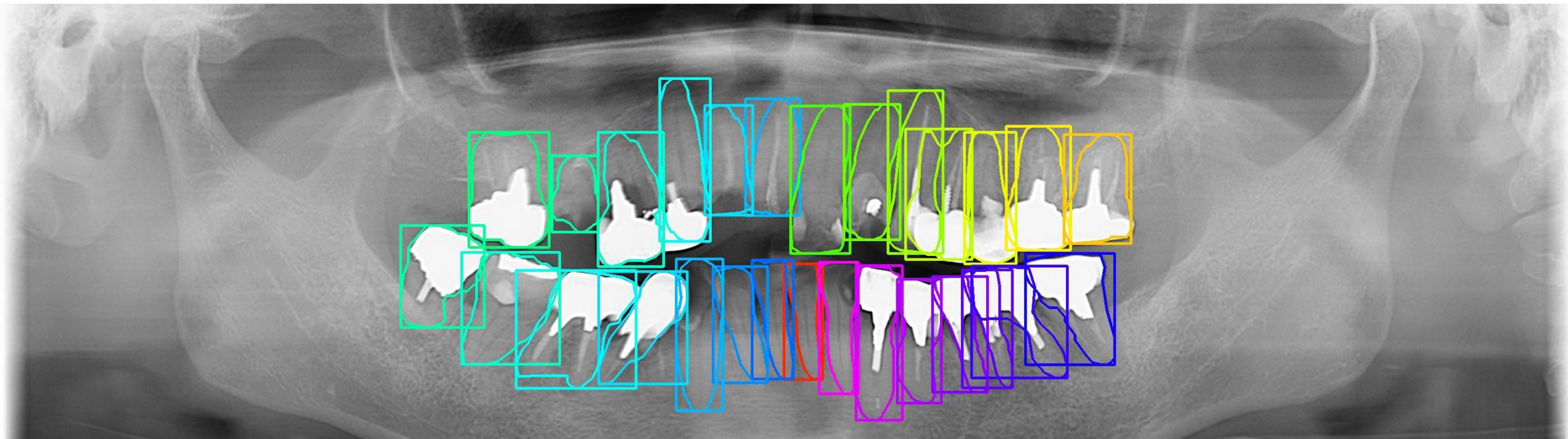


五分の四冠？



カルテ入力支援システムの実行結果の例

*18 MT *17 MT *16 RCF Cro *15 C *14 RCF Cro *13 Cro *12 RCF *11 RCF C *21 In *22 In *23 RCF Cro *24 RCF Cro *25 Cro *26 RCF Cro *27 RCF Cro *28 MT



*48 MT *47 RCF Cro *46 In *45 RCF Cro *44 RCF Cro *43 N *42 N *41 N *31 N *32 C In *33 RCF Cro *34 RCF Cro *35 Cro *36 Cro *37 RCF Cro *38 RCF Cro

研究開発を振り返り

振り返り

- 医用画像AIに関わるさまざまなノウハウを得ることができた
- 異分野のことをいろいろ知ることができた
- AI開発よりもAI開発のための環境整備に非常に時間がかかった
当時は新型コロナの影響もあり思うように共同研究が進まなかった

個人的にAI関連の共同研究開発で大事だと思ったこと

- AI開発を進める前に、本当にAIが必要なのかをしっかりと検討する
- 全部AI任せにせず、AIの得意不得意を見極めて適切なプランを練る
- 互いに相手の分野について学ぶ姿勢をもつ



よくある疑問

疑問①

Q. AIを作りたいんだけど、データはどれくらい必要？

A. わかりません。

- どれくらいのデータ数で精度が出るかは未知数
- データの品質が低いと数が多くても精度は出ない
- 基本的にデータはあればあるほど良い
- ある程度（100件くらい？）集まる度に学習・評価することがベスト？

※経験上、数十件では話にならないことが多いです

疑問②

Q. ちょっとしかデータがないけどAIは作れるの？

A. 作れますが、精度は保証できません。

- 少量のデータを学習したAIは未知のデータに非常に弱い
- 未知データに対応できないAIは実用的ではない
- 転移学習をうまく活用できる事例であれば良いAIが作れる可能性も

疑問③

Q. アノテーションがめんどくさい。教師なし学習で何とかならない？

A. ならないことの方が多いです。

- 人間が持つ知識のほとんどは教師あり学習によるもの
- 人間も誰かから物事を教わることでさまざまな知識を獲得していく
赤ちゃんに画像診断はできない
- 目的やアプローチ次第では教師なし学習を活用することは可能

疑問④

Q. この症例、画像を見ても判断ができないんだけど、AIならできる？

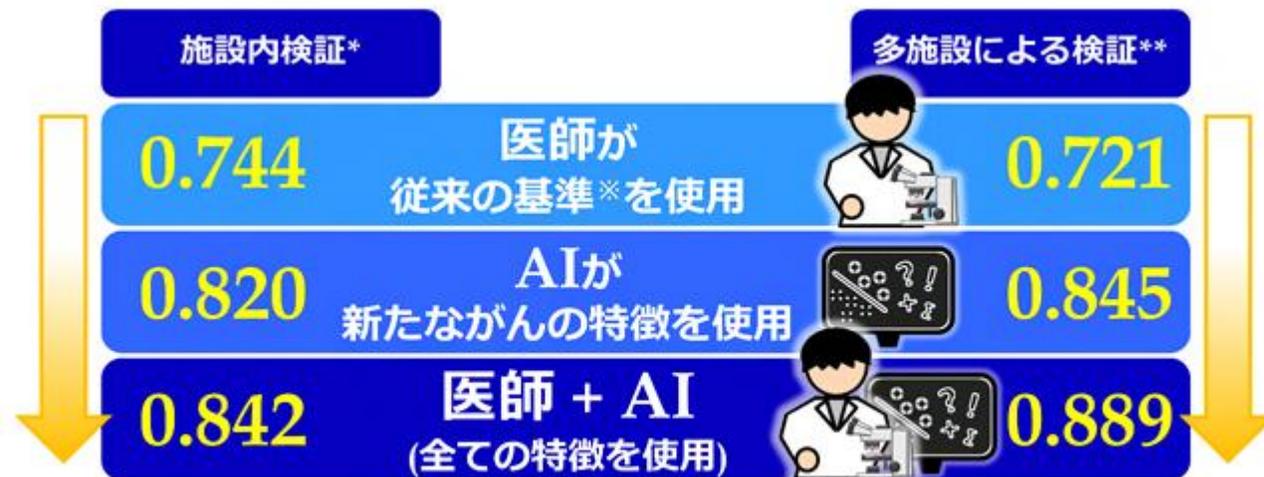
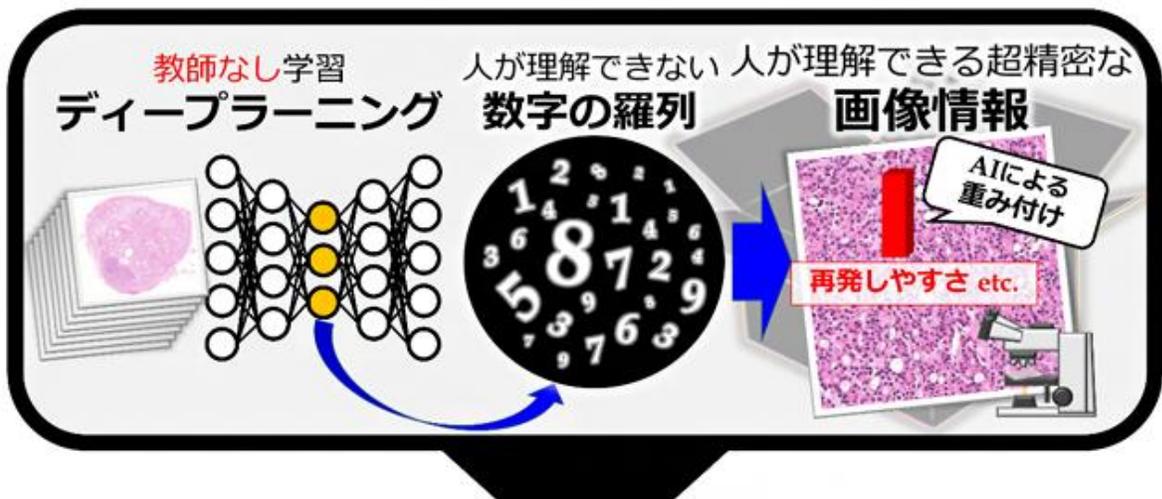
A. 基本的にはできません。

- 人間が見ても判断できないものはAIが見ても判断できない
- 判断に必要な特徴を画像から発見できないから判断できない
- データが1億件くらいあれば人間には見えない特徴を発見できるかも...
- 人間が1億件のデータを見ることは現実的ではないが、機械ならできる

参考) 教師なし学習の事例

Yamamoto Y, et al. Automated acquisition of explainable knowledge from unannotated histopathology images. 2019.

- 約860億枚の画像を用いて教師なし学習 (自己教師あり学習)
- 病理画像からがんの再発等を予測



*グリソンスコア, *日本医科大学病院
**聖マリアンナ医科大学病院, 愛知医科大学病院

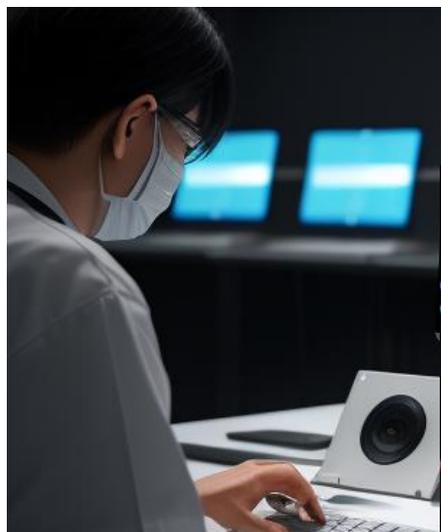
さいごに



このスライドのイラストについて

画像生成AI（Stable Diffusion）を使って生成しました

<https://stablediffusionweb.com/ja/WebUI>



現在の研究テーマと共同研究について

研究テーマ

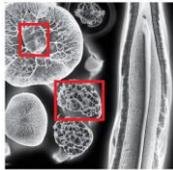
- アノテーションが不要ない（教師なし学習の）AIを研究中...
- アノテーションなしで画像診断に有用な情報を取り出す仕組みを作る

共同研究分野一覧

- 医学、歯学
- 生物学
- 無機化学、有機化学（マテリアルインフォマティクス）

医用画像AI開発支援ソフトウェアの紹介

- ソフトの名前は**Aidia** (AI Development and Image Annotation)
- 画像 (DICOM含む) のアノテーションと簡易的なAI開発ができる
- 片手間で開発中のため更新はマチマチ...
- マニュアル不足が深刻です...
- 遊び半分で使っていたいただけると幸いです
- 以下のURLからダウンロードできます



<https://kottonhome.sakura.ne.jp/>

※ちゃんとしたソフトウェア署名がないためウイルス扱いされるかも...

※Aidiaについて「歯科放射線」64巻1号に論文を掲載予定

Aidia 1.3.3 - C:\Users\p1an0\OneDrive - Tokushima University\画像\sample2.jpg - C:\Users\p1an0\OneDrive - Tokushima University\画像\sample2.json

ファイル 編集 表示 オプション

開く
保存
ポリゴン
編集
取り消し
画面に合わせる



hanachan

ラベル

選択中の図形のラベル hanachan マルチラベルモード

既定のラベル hanachan ラベル設定

DICOM情報

メモ タイマー 集計 DICOM情報

ファイル一覧

ファイルの検索

ラベルの検索

- IMG_0691.jpg
- IMG_0692.jpg
- prof.JPEG
- sample1.jpg
- sample2.jpg
- sample_pano.JPG
- シナプス.png
- プレゼンテーション.png
- 尾根削除.png
- 本棚.png
- 証明写真.JPG
- 証明写真履歴書.JPG

更新

アノテーション一覧

- hanachan

人工知能

自動アノテーション

尿管検出モデル

親フォルダからデータセットを構築

位置(525, 214), ピクセル値: (-1, -1, -1), 明るさ: 0.0000, コントラスト: 1.0000

データセット情報

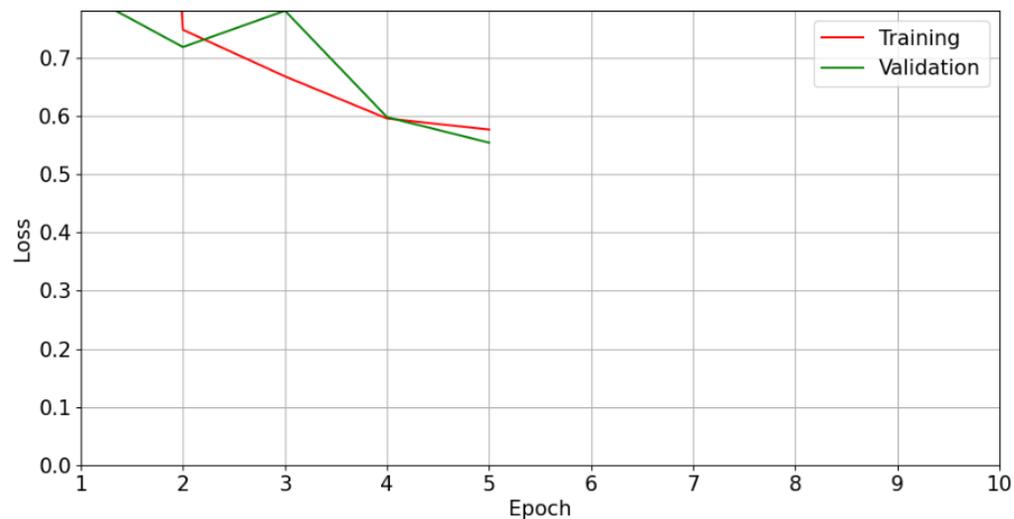
対象フォルダ:
C:\Users\p1an0\OneDrive - Tokushima University\画像

データセット番号: 1
データ数: 60000
学習データ数: 48000
検証データ数: 12000
テストデータ数: 0
学習ステップ数: 1500
検証ステップ数: 375
図形の数: 0
クラス情報:
[*] ラベル (すべて|学習|検証|テスト)

タスク MNIST Test
モデル
名前 test
データセット Pattern 3
入力サイズ 224
学習回数 100
バッチサイズ 32
学習率 0.001

ラベル定義 0
 最良の重みのみを保存する
 早期終了
 複数のGPUを使用する
 フォルダ単位でデータを分割する

学習



Epoch: 6/100 Batch: 1262 / 1500 Loss: 0.558174 Val Loss: 0.554135 5% 強制終了

データ拡張

垂直方向反転 有効

水平方向反転 有効

回転 20 (-20 ~ +20 度)

拡大縮小 0.1 (0.9 ~ 1.1 倍)

移動 0 無効

せん断 4 (-4 ~ +4 度)

ぼかし 3.0 (std = 0.0 ~ 3.0)

ノイズ 15 (std = 0 ~ 15)

明るさ 0 無効

コントラスト 0.2 (0.8 ~ 1.2 倍)

お問い合わせについて

AIに関してご質問等があれば以下までご連絡ください

torii@tokushima-u.ac.jp

カルテ入力支援システムに関する論文は下記キーワードで検索

「鳥井浩平 博士論文」

ありがとうございました