

知的情報処理研究室 研究紹介

Intelligent information processing lab (I IPL).

2022

研究室見学日程などについては
研究室webとHoppiiを参照してください

理工学部 応用情報工学科
彌富 仁 (いやとみひとし)

iyatomi@hosei.ac.jp

<https://iyaomi-lab.info>

南館603(学生研究室) / 604(いやとみ居室)

研究室の概要

研究テーマと目的

Deep Learning

・コンピュータによる高度知的情報処理の実現

「学習するコンピュータ」

「人間のよう判断ができる」 etc.

人間に近づく

・人間には難しい問題に対して、支援を行うシステムの開発

人間を支える

・世の中を変える新しい技術の開発

機械学習技術を切り口にした基礎技術

画像、信号、自然言語などの応用研究を通じて

新しい価値の創造を目指す！

構成人数 (2022年度)

教員1名 (いやとみ)

博士研究員(非常勤)1名、 博士課程1名(D3) + 春から受け入れの留学生在が秋から進学予定

大学院2年生 5名 大学院1年生 8名

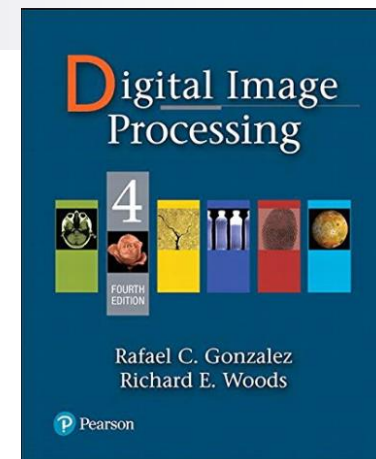
学部4年生 12名

情報工学ゼミナール & 実験IIIについて

【ゼミナール】 月曜4限

“Digital Image Processing” 4th edition

Peason, R.C.Gonzalez著



を1年かけて輪読します。

秋学期は、各章ごとにpresentationを行うことにより、力を身に付けます。

(授業科目としては春のみですが、秋もPBLと併せて実施します)

主に、画像処理と機械学習に関する内容

機械学習だけではない素養、英語を読む経験を身に着けるため

【実験III】 特定の曜日・時間は定めません。各自研究室を活用して実施)(秋学期)

卒業研究に向けて、プログラミングに慣れてもらうため、上記の本に関連する各種プログラムの実装します。

画像処理: C, C++など

機械学習: Python

PBL(Project-based learning)の内容について (通年)

月曜5限 ほか

Linuxによるシステム構築 & 管理実習を行います。

= 技術者として抑えておくべき、**必須サバイバルスキル**

[ユーザレベルでの学習]

- ・OSなどのinstall ~ 各種基本操作の学習

いつでも使える

2人/台のサーバ用

マシンを用意

[管理者レベルでの学習]

- ・OSの起動とshutdownについての理解(どのようにOSは立ち上がるのか?)
- ・ネットワークについての学習 (OSI7階層モデルの学習 など)
- TCP/IPとは
- ネットワークの構築の仕方
- ・セキュリティの学習
- firewallの作成

- ・各種サーバの構築

実践的なセキュリティ技術も学べます。

gateway

webサーバ (apache) NFSサーバ

NISサーバ

DNSサーバ

など

Webサービスの構築についても学びます。

研究室年間スケジュール

	4	5	6	7	8	9	10	11	12	1	2	3
3年	洋書購読・PBL (ランダムに担当)				洋書購読・PBL (担当部分のプレゼン)							
	実験3 および 研究準備											
4年 (就職活動)	研究活動				(大学院入試)	卒論中間発表				卒論提出発表		学会発表
院生	研究活動		研究成果発表(国内学会・海外会議など) 随時								M1修論中間発表	M2修論審査会
全体	運動会		夏合宿				卒業・修了 打ち上げ					
	研究室内親睦会 (学生主導で随時開催)											

4年生以上は、毎週1回研究班meetingと、水曜5限での研究室全体ミーティング

運動会: 例年5月実施。子供の遊びを大人が思いっきりやる@小金井公園 (今年は復活したい!)

夏合宿: 例年8-9月実施。3年生は研究以外のテーマでのプレゼン・議論 4年生は研究プレゼン 仲良くなる。

親睦会: 不定期開催。最近は研究室内で実施することが多い。

食べ物はみんなで作る! 楽しい! 安い! (2, 3か月に1回程度かな)

学会発表: 4年最後の3月に大きい学会で成果発表。(院進学者+希望者)

ここでまず発表経験を積んで、大学院では海外の国際会議にデビュー

Recent topics @ I IPL

@NLP

@recognition



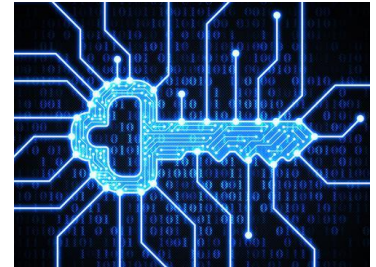
basic

rank truncated loss training set
 MAP and precision-at-k similar term
 Distance metric learning
 efficient learning Mahalanobis Metrics
 high-dimensional data sets
 metric learning algorithms
 ranking performance
 Ranking via Metric

Document classification

natural language processing
 NLP
 text automatic linguistics
 language interaction
 learning processing
 public processed download process computer retrieval tag typo
 understanding analysis discourse analysis job
 input layout data evolution science intelligence summarization networks connect artificial statistical
 communication simulation keywords telecommunication systems operating topography information human

MACHINE LEARNING
 deep learning
 DICTIONARY INPUT INTUITION
 NEURAL NETWORKS STATISTICAL LEARN
 RECOGNITION CLASSIFIER
 ACTION UNLABELED DATA
 ENVIRONMENT PERFORMANCE
 TIME PROVIDED IMAGES PARSELY
 FIND RESPECT EXPLICITLY APPROXIMATES THEORY
 METHOD CONFERENCE EMPLOY SUPERVISED TAXONOMY
 COEFFICIENT DIFFERENCES EXAMPLES WORK OBSERVATION
 ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS INFERENCE
 COMPUTATIONAL BOUNDARIES GROUND TRUTH
 MACHINE LEARNING PREDICTION OUTPUT SET
 KNOWLEDGE MAPS CLASSIFICATION ABILITY INDUSTRY
 GENERALIZED ANALYZED SYNTHESIZED CLUSTER
 UNSUPERVISED ASSUMPTIONS



@security

Movie analysis

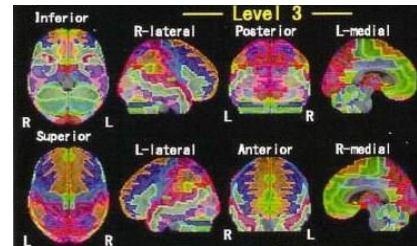


plant

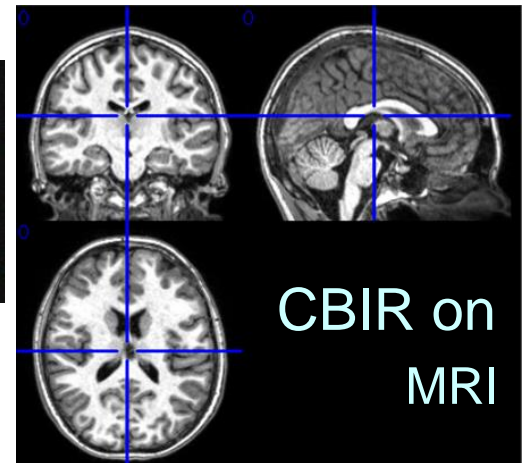
@diagnosis



cancer



@medical app



CBIR on MRI

人工知能未来農業プロジェクト

AIを活用した病害虫診断技術の開発」(2017～2022)



法政大学
HOSEI University



農研機構

赤: トマト

黄: イチゴ

緑: キュウリ

紫: ナス



Northern
system service



日本農薬株式会社

NTT DATA

24府県の農業試験場、農研機構(国研)などと共同で
植物病自動診断システムの構築

2022～

→ ここで得られた世界最大規模のデータと知見を基に
植物病自動診断研究を農研機構・各府県・企業と継続

Deep Learningを用いた植物病自動診断

Deep Learning技術を植物病自動診断に応用して、
世界の農業と食糧事情を改善する！



Phase 1: Smart Phoneでのお手軽診断

- 2D**
- より多くの病害
 - より多くの食物に対して
 - 早い、安い、確か



Phase 2: 定点観測orドローン等に応用した大規模観測

- 3D**
- 植物工場対応
 - 大きな経済効果
 - 未来の世界では常識？

Phase 3: 経時変化の解析追加

- 4D**
- 植物の健康管理システム

→常に画像を取り入れ、診断技術を自己学習する機能の実現

携帯やカメラで撮影した植物画像をすぐに診断



植物病害自動診断システム

きゅうり

識別

一括識別

きゅうり V2

識別

一括識別

きゅうり V3

識別

一括識別

きゅうり V4

アプリ・APIで使用

識別

一括識別

きゅうり + 背景除去

識別

一括識別

いちご

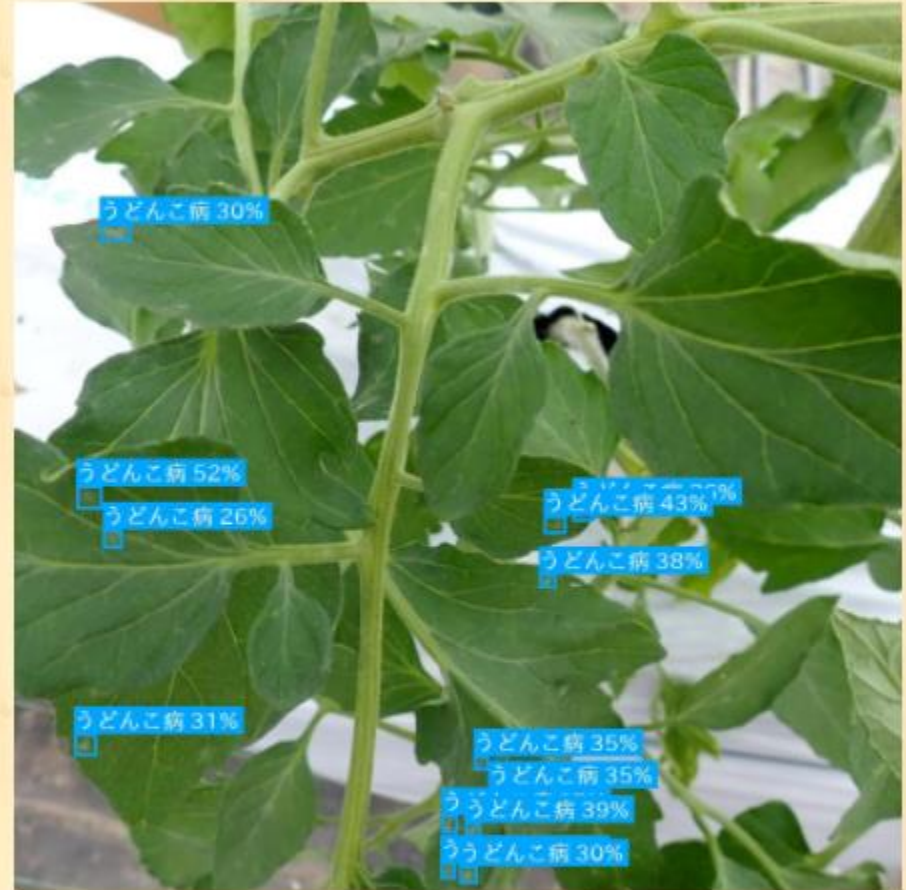
識別

一括識別

識別結果

トマト

うどんこ病 検出例



うどんこ病感染スコア: **52.2**

すすかび病感染スコア: **0.0**

褐色輪紋病感染スコア: **0.0**

灰色かび病感染スコア: **0.0**

葉かび病感染スコア: **0.0**

健全感染スコア: **0.0**

Web自動診断システムの公開



▶ サイトマップ ▶ お問い合わせ ▶ English



ENHANCE



農研機構について 研究情報 産学連携・品種・特許 プレスリリース・広報

ホーム / プレスリリース・広報 / プレスリリース / 農研機構研究センター / (研究成果) AI病虫害画像診断システムをWAGRIで提供開始

プレスリリース (研究成果) AI病虫害画像診断システムをWAGRIで提供開始

- 事業者のサービスを通じてAI病虫害診断の普及へ -

情報公開日:2021年3月15日 (月曜日)

農研機構
法政大学
株式会社ノーザンシステムサービス

ポイント

農研機構、法政大学、ノーザンシステムサービスは、**農業データ連携基盤(WAGRI)¹⁾**を通じ、農業情報サービス事業者向けの**AI²⁾病虫害画像診断システム**の提供を開始します。当システムを利用することで、各事業者は一般ユーザ向けの病虫害画像診断サービスを構築・提供することができます。当システムは一般ユーザから送られた画像を蓄積して活用し、継続的に診断精度の向上を目指します。本日は第一弾として、トマト・キュウリ・イチゴ・ナスの4種類の野菜/果物を対象とする**葉 表病害判別器³⁾**を公開します。

概要

農研機構、法政大学、ノーザンシステムサービスは、WAGRIを通じて、民間の農業情報サービス事業者が利用可能なAI病虫害画像診断システムの提供を開始します。提供するシステムを利用することで、各事業者は病虫害画像診断サービスを構築し、生産者などの一般ユーザに向けて診断サービスを提供することができます。高齢化による熟練者の減少や経験の浅い新規就農者・新規参入者への対応、あるいは温暖化により従来発生がなかった(経験のない)地域での病虫害発生への対策として、現場で迅速に診断できるサービスへの活用が期待されます。なお、提供するシステムは、一般ユーザから診断のために送信される画像を蓄積・活用し、継続的にAIを改良することで画像判別の精度向上を目指します。

http://www.naro.affrc.go.jp/publicity_report/press/laboratory/rcait/138778.html

法政大学で学びたい方へ 在学生・保護者の方へ 卒業生の方へ 企業・研究者・地域・一般の方へ ご寄付・ご支援をお考えの方へ

法政大学について
学部・大学院・付属校
研究
学生生活・スポーツ
グローバル教育・留学
キャリア
図書館
学部入試情報
法政ポータルサイト (Hoppii)

お知らせ

AI病虫害画像診断システムをWAGRIで提供開始—事業者のサービスを通じてAI病虫害診断の普及へ—

2021年03月15日

↑ お知らせ

農研機構、法政大学、ノーザンシステムサービスは、農業データ連携基盤(WAGRI)¹⁾を通じ、農業情報サービス事業者向けのAI²⁾病虫害画像診断システムの提供を開始します。当システムを利用することで、各事業者は一般ユーザ向けの病虫害画像診断サービスを構築・提供することができます。当システムは一般ユーザから送られた画像を蓄積して活用し、継続的に診断精度の向上を目指します。今回は第一弾として、トマト・キュウリ・イチゴ・ナスの4種類の野菜/果物を対象とする**葉表病害判別器³⁾**を公開します。

■ 本プレスリリースに関する詳細は、[こちら](#)をご覧ください(農研機構の公式ホームページへ飛びます)。

<https://www.hosei.ac.jp/press/info/article-20210309153043/>

法政大学と農研機構の
共同プレスリリース(21/3/15)

開発した自動診断システムは農水省のシステム(WAGRI)として公開

過学習防止のための取り組み

病気画像の“生成”
(IEEE Trans ASE, 2020)
(IEEE IECBES2020)

健全画像の“生成” → 病気特徴の移植

無数の健全画像(の偽物)を生成したのち、それらに、病気の特徴を転写する。



HEALTHY(generated)

BS(generated)

DM(generated)

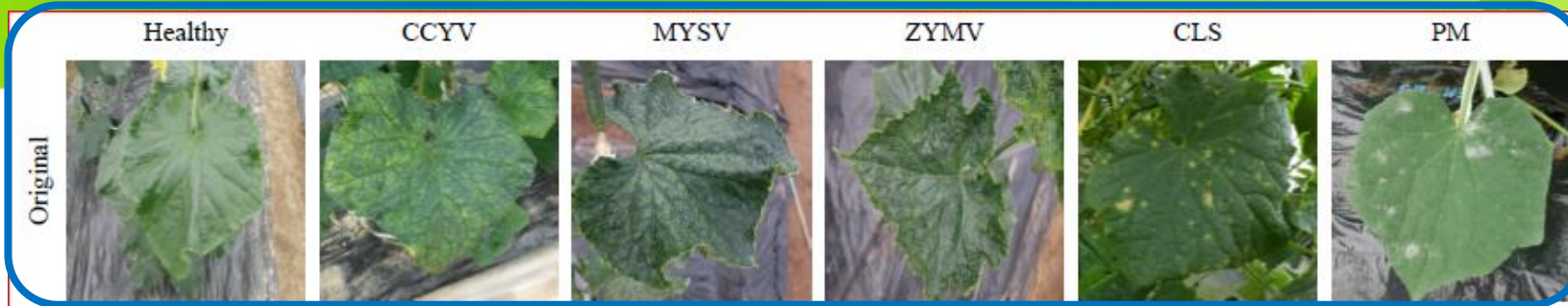
ZYMV(generated)



↑ すべて深層学習器によって「生成」された偽物の画像！

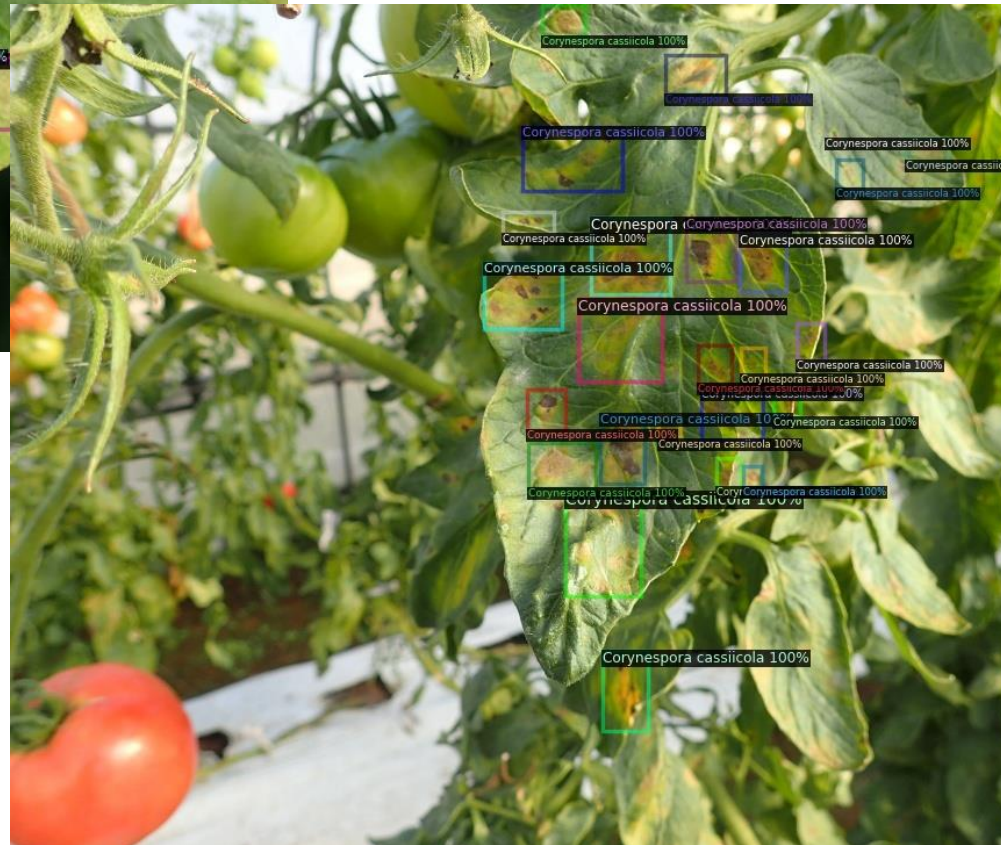
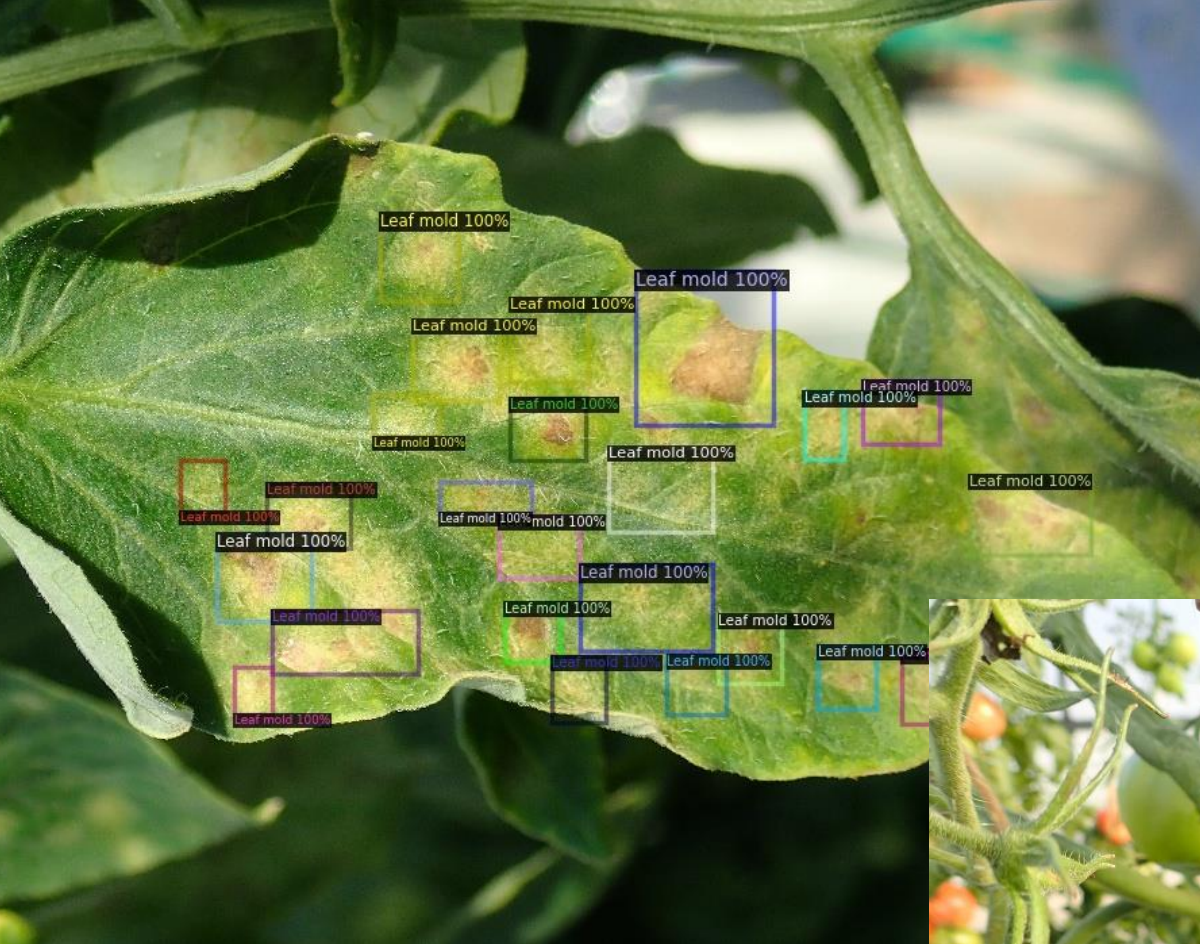
学習画像が少ないカテゴリのデータに対して、こうした技術を用いて補う。

本物の画像



生成された画像

画像を元に、高精細な学習用画像を生成→学習に活用することで約**9%**の精度向上。
元データの多様性に依存するため、学習データは多い方がいい

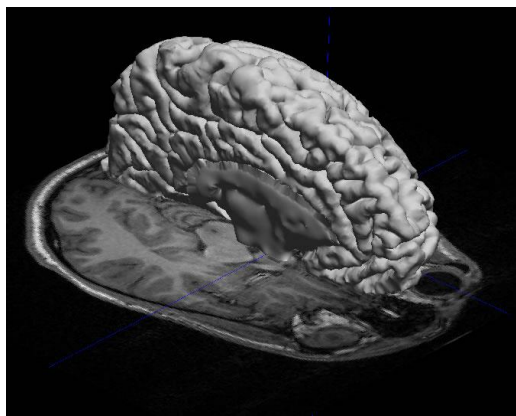


“Deep” Content-based image retrieval (CBIR)

最先端の医療現場からの要望

世界的な専門医でも診断が難しい

objective: 大規模なMRI画像群から、過去の似た症例を検索したい！

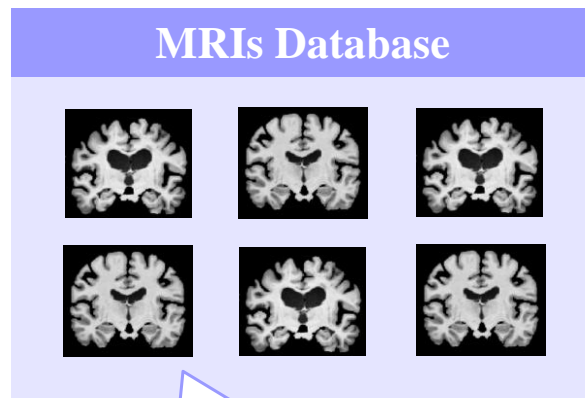
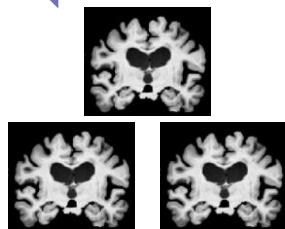


キーワード
例) 心室拡大



User

該当データ



MRIs Database

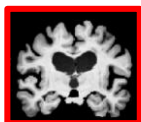
問題点2

画像特性に注釈を付けることが困難

問題点1

条件指定には多大な知識と経験が必要

患者の画像をkeyとする類似症例検索手法がほしい



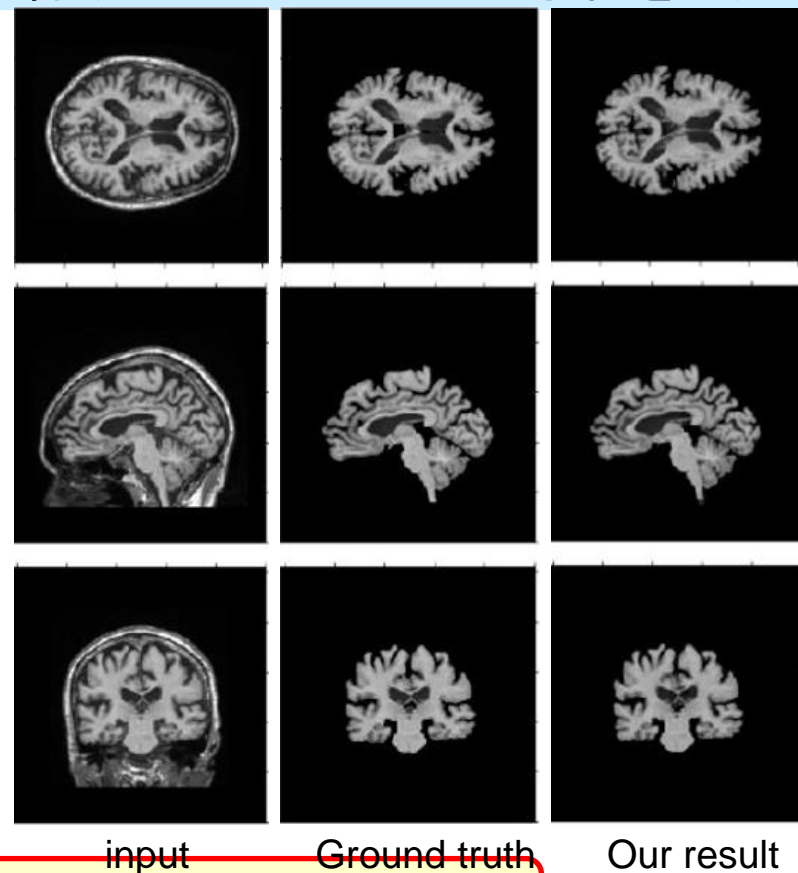
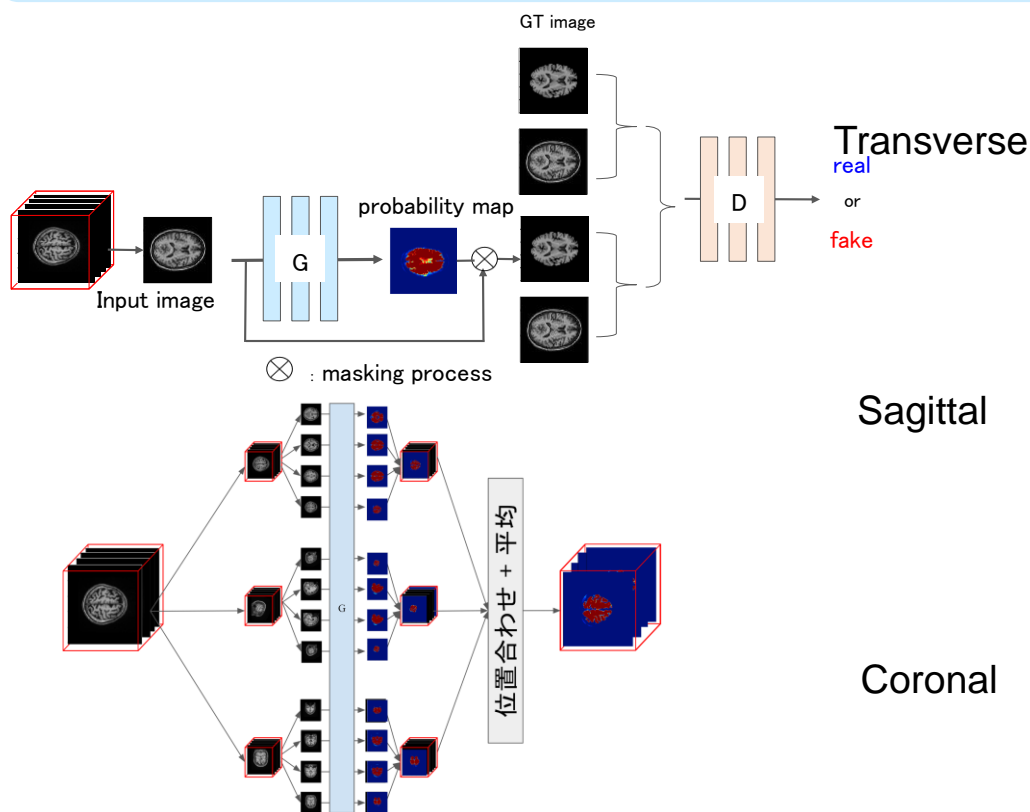
→診断支援に利用

高速で正確な脳領域抽出アルゴリズムの開発

- ・ほぼ全ての処理に用いる極めて重要な処理
- ・従来の手法は、速度と精度に問題があった

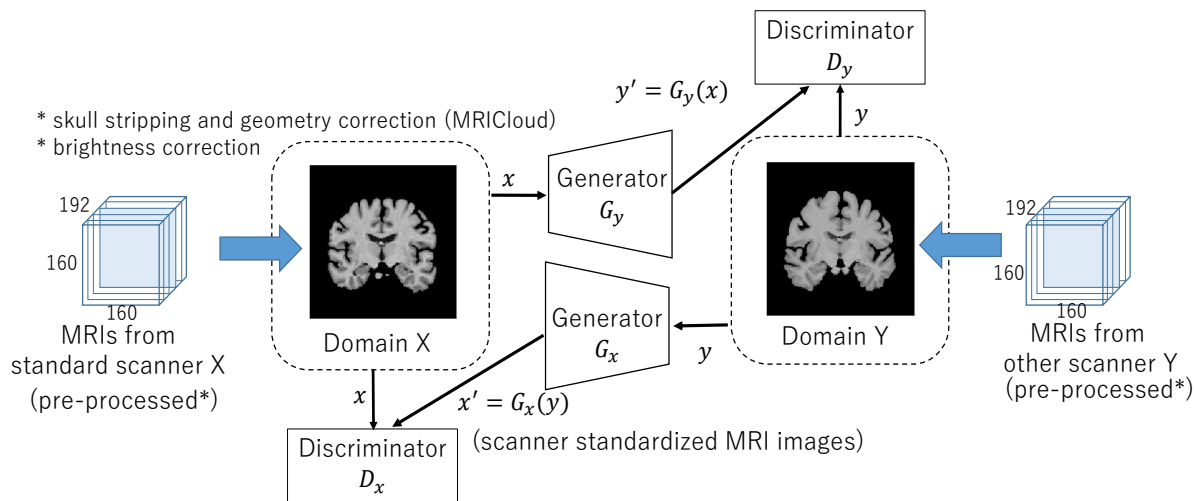
Adversarial Generative Skull-Stripping (AGSS) の提案

→ 2つの深層ネットワークの敵対的学習と各断面のアンサンブル学習を応用



従来より大幅に高速で、より精度の高い手法を開発

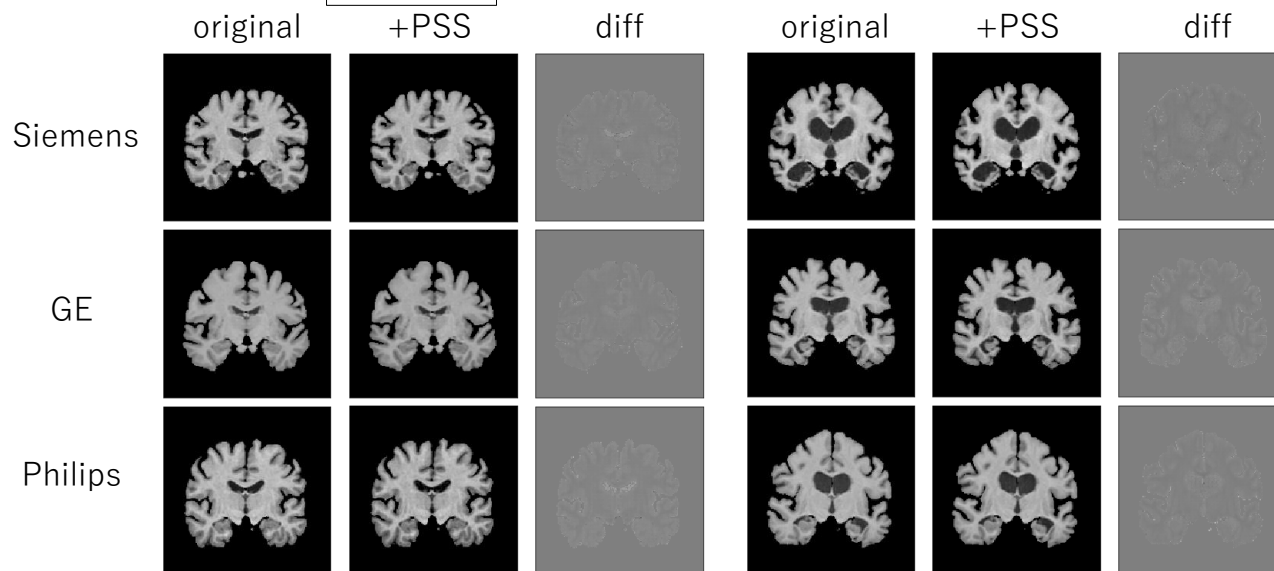
MRIスキャナ(ベンダなどの環境)の違いの標準化



CycleGANに基づく
スタイル変換技術を活用

人には見えないが
機械には見えてしまう差
をなくす。

多拠点でのデータの
標準化

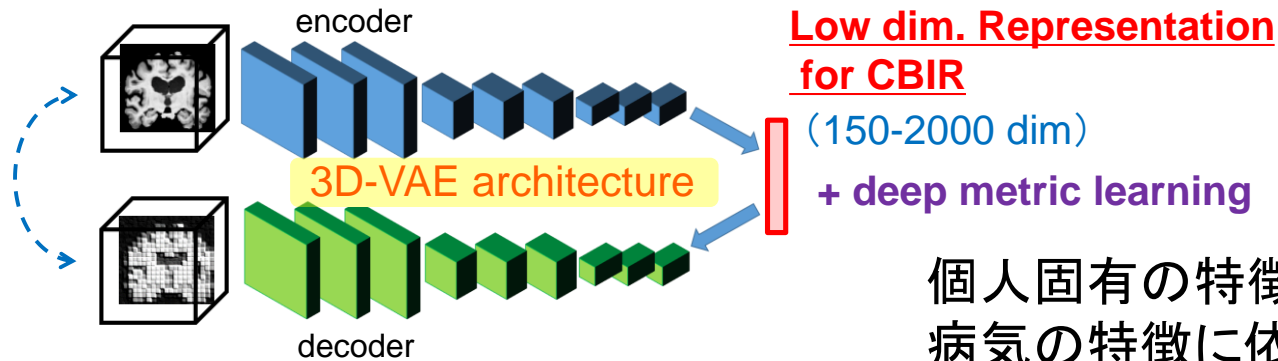


機械学習分野の重要事項

スキャナやプロトコルの違いによる見た目には気が付かない差を補正することで多拠点データを公平に扱えるようになる！

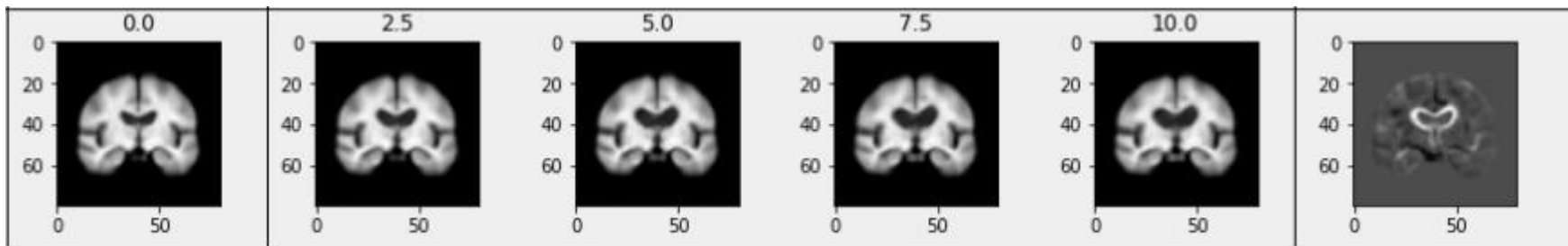
3D-variational autoencoders (3D-VAE)と距離学習を用いた

Input MRI image (approx. 5-16M dim) 病徴特徴をよく捉える低次元表現の獲得



個人固有の特徴ではなく、
病気の特徴に依存する+説明できる
脳MRI画像の低次元表現を獲得

Reconstructed MRI image
(approx. 5-16M dim)



健常者 → → ある特定の次元の値を増やすとアルツハイマー病特有の画像に変化

* 60万要素の脳MRI画像を、150次元の正規分布に従う低次元表現で再現

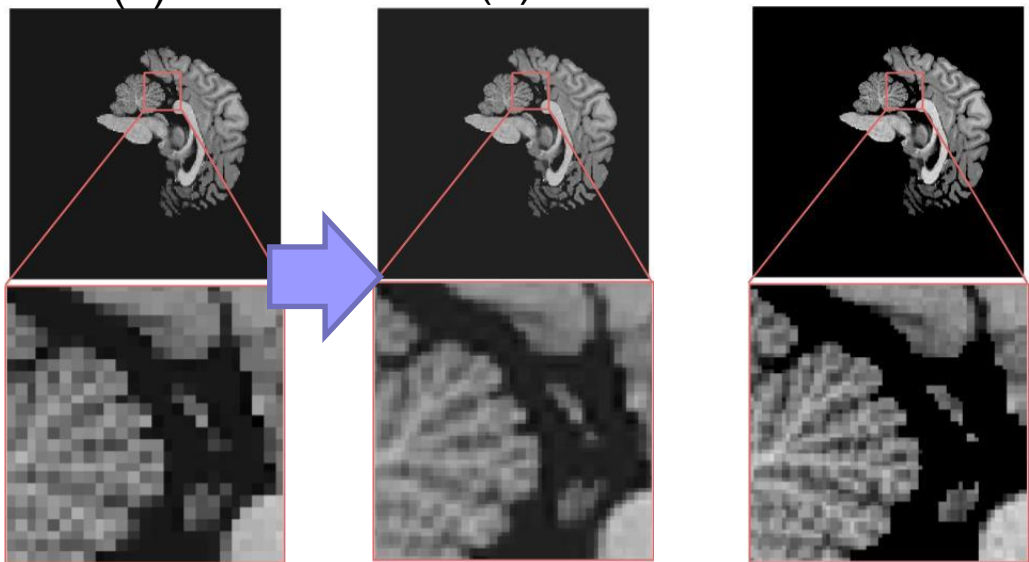
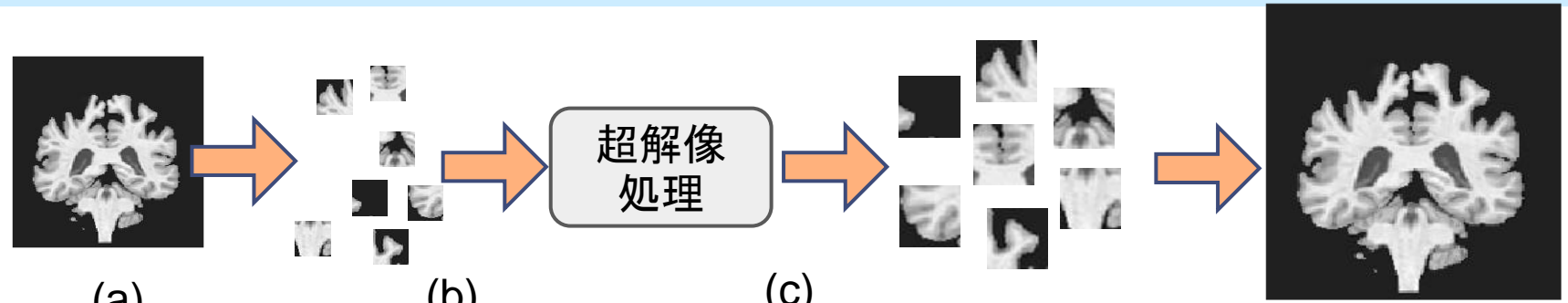
* 各次元は、役割が解釈できる

→ この次元を操作すると、健常者の脳からアルツハイマー型固有の脳の画像に変化する。

極めて学習データが少ない状況における、3次元脳MRIのsuper resolution

高価な7Tスキャナ(日本ではまだ未承認)のように、超解像技術で高精細化したい
→しかし多くの学習データが必要だが、利用できるデータが極めて少ない

Geometry-guided-patchwise学習 の提案:
脳MRIを小さいvoxelに分割位置情報を保持しながら、
敵対的生成ネットワークを応用して超解像を実行

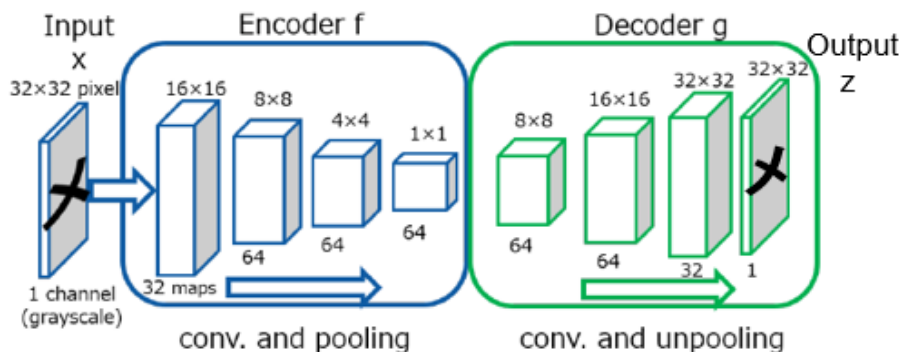


(a) Original image (by 3T scanner)
 (b) super-resolution image
 (c) target high-resolution image (by 7T scanner)

たった30枚の画像の学習で、超解像実現

(ESRGANでは通常数千枚の学習が必要)

日本語、中国語などの表意文字を 画像として扱う言語処理モデル



各文字 (32x32画像) を64次元の
特長ベクトルに圧縮。

それを再構成したときの画像

たった64次元に圧縮しても
元の文字の特徴をほぼ保存

Original image Encoded images
by CAE by PCA



提案手法 従来手法

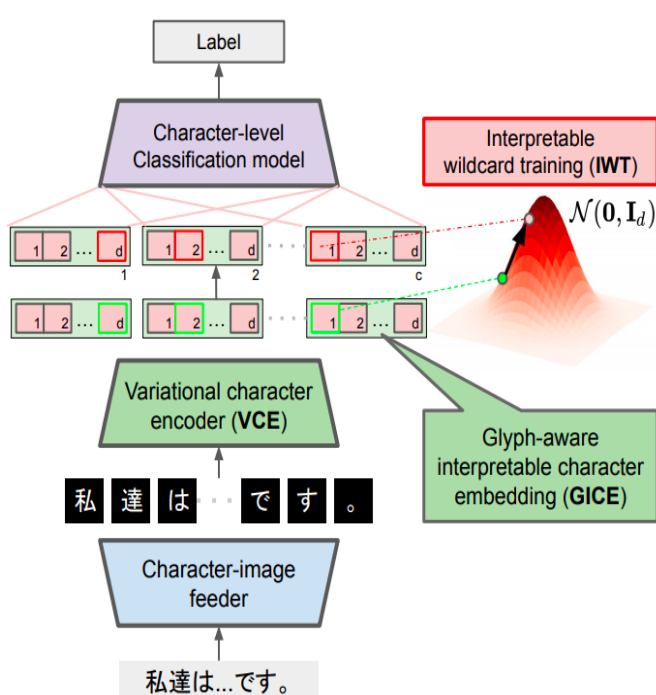
→ これらの優れた低次元表現を用いて文書の解析を行う

文字単位の【解釈可能な】data augmentation(学習データの疑似的な増加)

- ・解釈可能な人工知能技術はとても重要 (なぜそうなのか?)
- ・自然言語処理において、data augmentationは意味の考慮が必要で難しい

→ Glyph-aware interpretable character embedding (GICE)の提案

- ・文章中の文字を画像として扱い
- ・各文字表現の低次元表現が、正規分布に従うようにVAE*で学習
→ 各文字をたった10次元の正規分布で表現 * Variational auto-encoder
- ・その低次元表現は、文字の「偏」や「つくり」に対応。
これを変化させることで解釈性のあるdata augmentationに



特定の次元の値を変化させることで別の文字表現に

	Accuracy [%]			
	+ CLCNN	Vanilla	+ WT	+ IWT (Ours)
VCE(Ours)		81.27	83.11	84.00
CAE		78.32	83.27	81.97

解釈性を担保しつつ、文書識別能も向上！

文章の解釈のために重要な部分はどれだ？

(IEEE Access2021)

言語処理研究でよく用いられる、文章内の単語・文字の重要度の指標

- attention**: 単語や文字の低次元表現に対する重要度の重み
- gradient**: 分類器、予測器の学習の際の誤差を減らす勾配の大きさ

これらが大きい文節、単語、文字が、重要と考えられてきた

➡しかし、これらはしばしば違う傾向を示す

文章の中で、目的(分類、予測、翻訳など)のために

open issue

重要な文節・単語・文字はどれなのかを求める統一的な手法は？

Attention iAdvTの提案

attentionと**gradient**が似るように

attentionの学習に、敵対的(間違えやすい意地悪な)なノイズを加えて学習

Model	SST		IMDB		20News		AGNews	
	F1 [%]	Corr.	F1 [%]	Corr.	F1 [%]	Corr.	F1 [%]	Corr.
Baseline (Jain and Wallace, 2019)	79.77	0.852	87.85	0.788	94.44	0.891	95.52	0.822
Word AdvT (Miyato et al., 2016)	79.60	0.647	89.65	0.838	95.56	0.892	95.87	0.813
Word iAdvT (Sato et al., 2018)	79.57	0.643	89.67	0.839	95.54	0.893	95.84	0.809
Attention AdvT (Ours)	79.53	0.852	89.86	0.819	95.63	0.868	95.06	0.835
Attention iAdvT (Ours)	82.20	0.876	90.21	0.861	95.87	0.897	95.77	0.891

attentionと**gradient**が高く相関するようになり、
様々なタスクで大幅に精度向上

画像特徴と、文脈特徴の効果的融合による文字表現による文書処理

文字の形状特徴を利用した (image-based) 低次元獲得

○ 学習データにない文字もうまく学習

○ “鯖” “鮭” “鮪” “(” “{” “[” など 似た形状の漢字に適した表現獲得可能

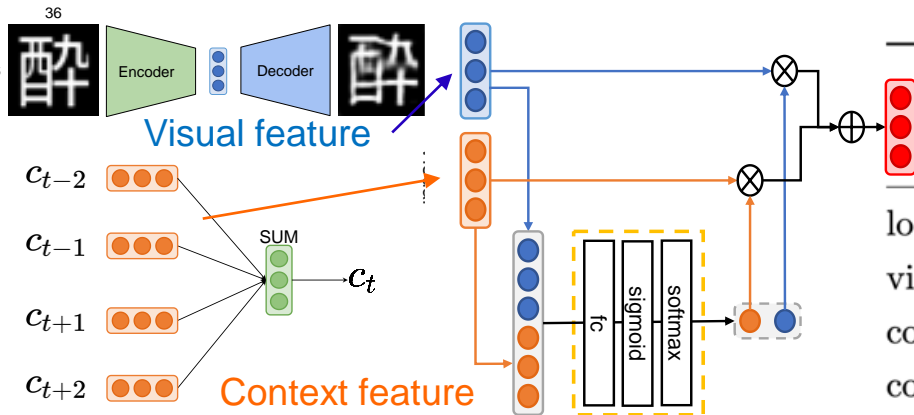
✖ “犬” “大” 似ているが、意味が異なる文字。

✖ “俺” “僕” 意味は似ているが形状が違う文字あり。

→ 従来の表現の方がいい

→ 文字体系を考慮した script-aware embedding (SAE) の提案

visual feature と context feature のうまい組み合わせで、より効果的な文書解析モデルを構築する



	二値分類タスク		回帰タスク	
	Accuracy ↑	MSE ↓	R ² ↑	
lookup only (dim=64)	0.926	0.729	0.636	
visual only (dim=64)	0.928	0.653	0.674	
concatenate (dim=64)	0.932	0.627	0.687	
concatenate (dim=128)	0.933	0.618	0.691	
(ours) SAE (dim=64)	0.933	0.626	0.687	

効果的な融合により、低次元表現でありながら高い文書分類能の実現

文書の書き手と読み手の感情認識の違い

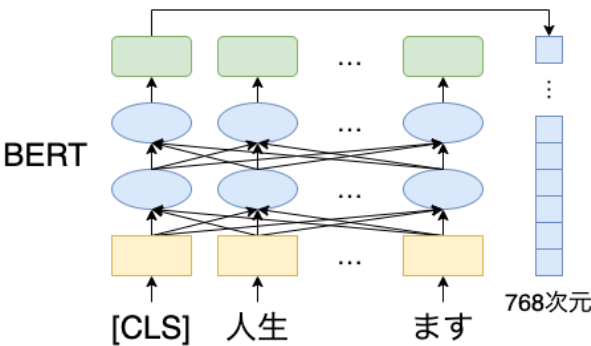
書き手の感情を読み手は正確に読み切れないことが多い

どんな文章は、書き手の感情を読み解きにくいのか？

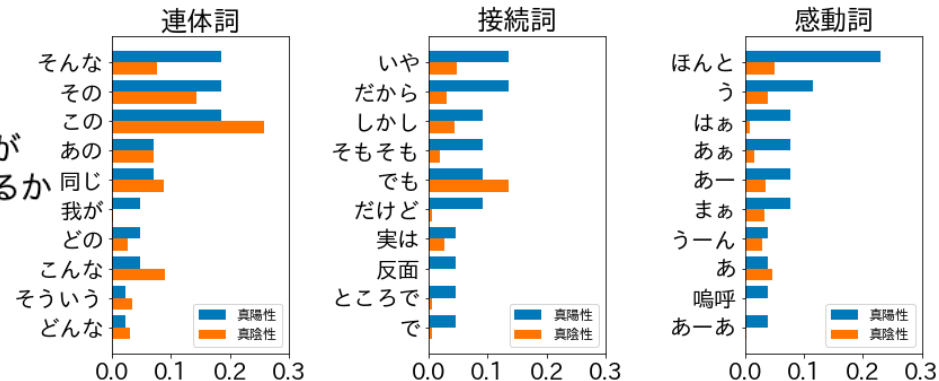
約43,200件の感情情報付与付きTwitterを解析

怒り感情強度(0-3) と 読み手によるその推定

文章	書き手	読み手 1	読み手 2	読み手 3
草取りと朝マラソンと持久走大会だけは ほんと 解せなかった。	3	0	0	0
マックでハンバーガーを注文したら店員に「ハンバーガーは無いです」と言われたので、 そんな わけ無いでしょと思いつつもチーズバーガーを注文した	2	0	0	0
いや 、まじで「Go To Travelキャンペーン」なんてやらないで、観光業に潰れないように保証で直接金配った方がいいやん。	3	2	0	0



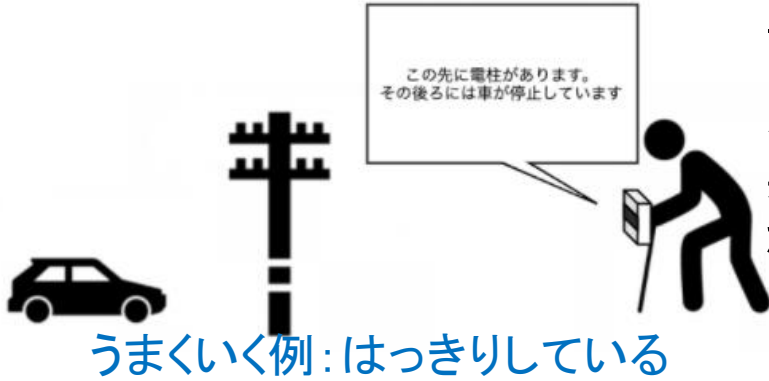
入力された文章が
隠れ怒り文章であるか



→ “隠れ怒り文書”を推定するモデルを構築 (AUC=0.772)

→ 直接怒りを表す語ではないが、こうした文書に特徴的に表れる表現を抽出

Image captioning技術を利用した視覚障がい者への支援



高品質な画像(左)については、かなり良好なキャプション(説明文)生成できるが、実際の場面では、ピンボケ、対象物が欠けているなど適切な説明文の生成が困難なものも多い。

うまくいかない例: ボケ、対象物の欠損などなど



The man at bat readies to swing at the pitch while the umpire looks on.



A large bus sitting next to a very tall building.



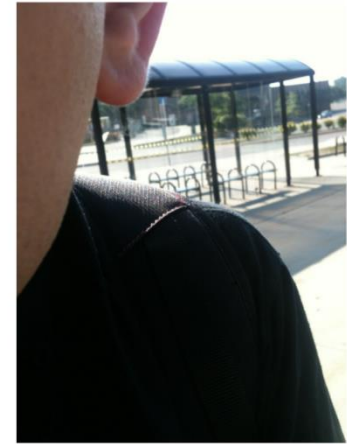
A horse carrying a large load of hay and two people sitting on it.



Bunk bed with a narrow shelf sitting underneath it.



CIDEr 0.0
correct:
a calendar shows the month of october with an image of a location.
predict:
a computer monitor with a screen on it on a table



CIDEr 10.0
correct:
a person wearing a black shirt is standing near a bus station.
predict:
a person is sitting in a vehicle with a chair in front of a vehicle

こうした画像については、利用者の支援となるような適切なcaption生成が困難。

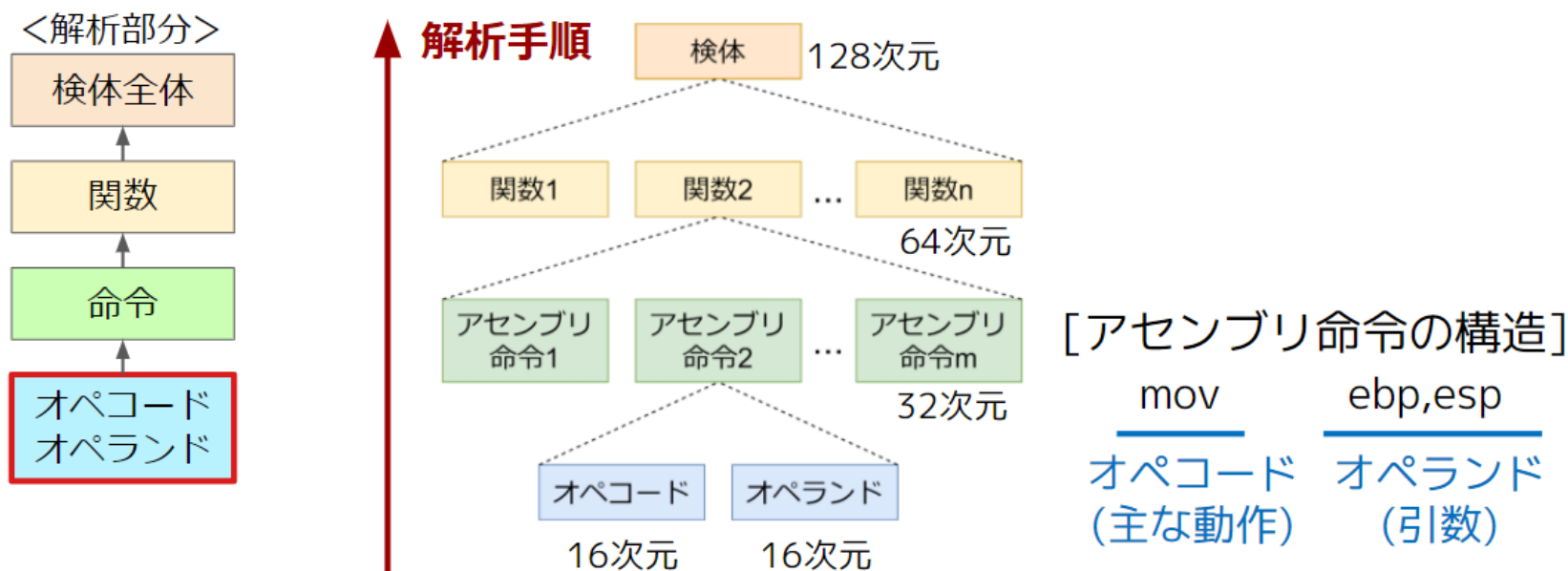
視覚障がい者支援のための
すぐれたcaption生成のための実践的な研究

対象物が明確な画像は
深層学習技術で
良好なキャプション生成が可能

診断根拠が提示可能な、Malware検出にむけて

既存のmalware検出手法は、ブラックボックスであり
データセットへの過学習のため見た目のみ精度が高い

→ 頑健で、妥当性が検証できるモデルの提案

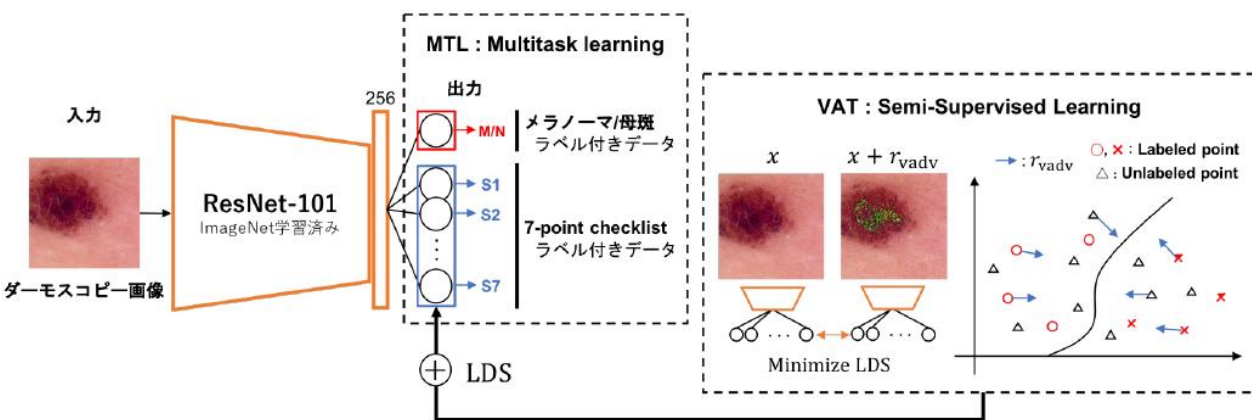


階層的なアーキテクチャによるEnd-to-end学習により
どこの部分にmalwareのコードが含まれるかの提示が期待できる

“説明できる” メラノーマ自動診断システム

- ・自動診断はブラックボックスー結果の根拠が欲しい
- ・しかし、そのための教師データはコストが高く、そもそもとても少ない

- 臨床での医師の定量的な診断指針に基づくスコアの提示（説明可能性）
- 仮想敵対的学習(VAT:virtual adversarial training)による半教師あり学習の導入
- 同時に類似したタスクをこなすMLT: multi-task learningによる精度向上



7-point checklist

Major Criteria	
S1.	Atypical pigment network
S2.	Blue-whitish veil
S3.	Atypical vascular pattern
Minor Criteria	
S4.	Irregular streaks
S5.	Irregular pigmentation
S6.	Irregular dots/globules
S7.	Regression structures

	Diagnosis performance		
	Sensitivity [%]	Specificity [%]	AUC
1) Baseline	59.6	82.8	0.712
2) +VAT	63.6	92.3	0.780
3) +VAT +MTL	72.7	84.6	0.787
Dermatologists (gold standard)	76.0	80.3	0.781

極めて少ない教師ラベル付きデータに加えて多くのラベルなし、他ラベル付きのデータを学習に加えることで、
識別根拠の提示 & 診断精度向上

「説明可能性」「少量データによる学習」

少ない学習用画像を増やす！

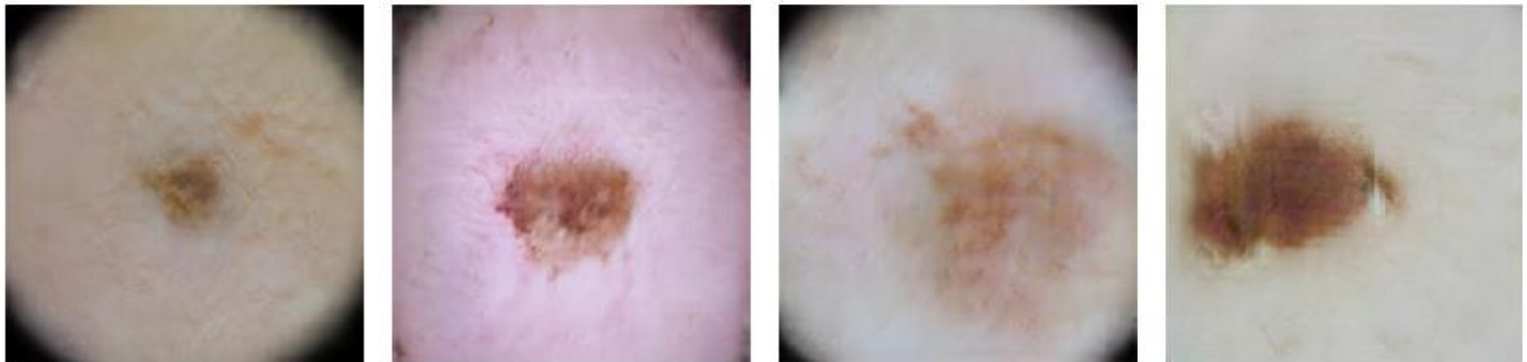
臨床で重要なメラノーマ診断特徴である

画像生成+スタイル変換

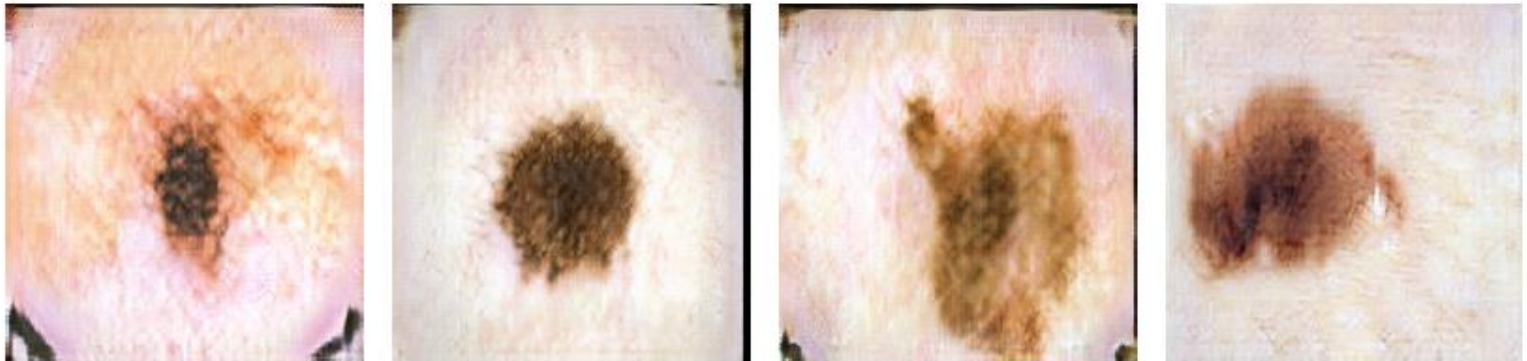
Atypical pigment network特徴を有する画像の“生成”

大量の母斑画像を生成して、そこに特徴を転写する。

Pseudo-nevus
(nevusG)



APN_nevusG



生成した画像を学習に追加することで、

同特徴を有する画像の検出能大幅向上 (AUC+20%)

検診による胃部X線画像を用いた胃がん自動診断システム

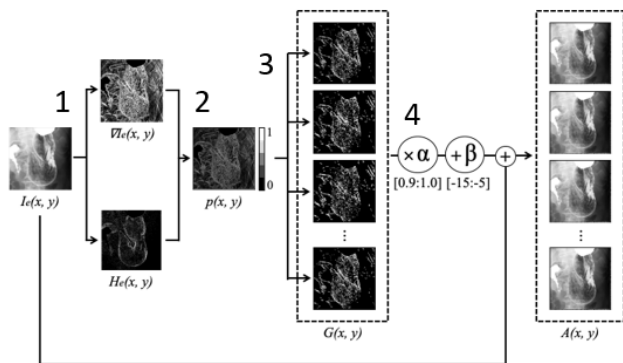
- ・胃がんは、3番目に罹患者が多く世界で78万人/年 死亡
- ・内視鏡検査による感度は約95%だが、数が限られる
- ・X線検査は簡単。ただし診断が難しい(85%)→自動診断が望まれる

検診で用いられる胃部X線画像を対象とした胃がん診断システム

→がんの部位を自動検出

深層学習の精度を高めるための工夫

Stochastic gastric image augmentation (sGAIA) の提案

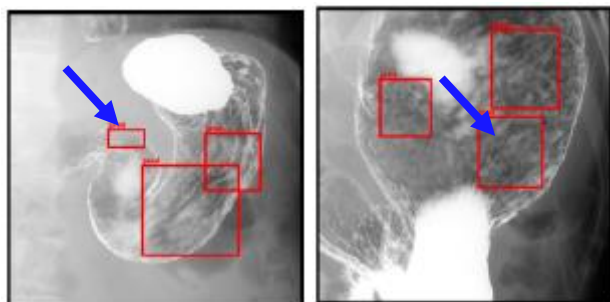


recall=92.3% @ precision=32.4% 達成

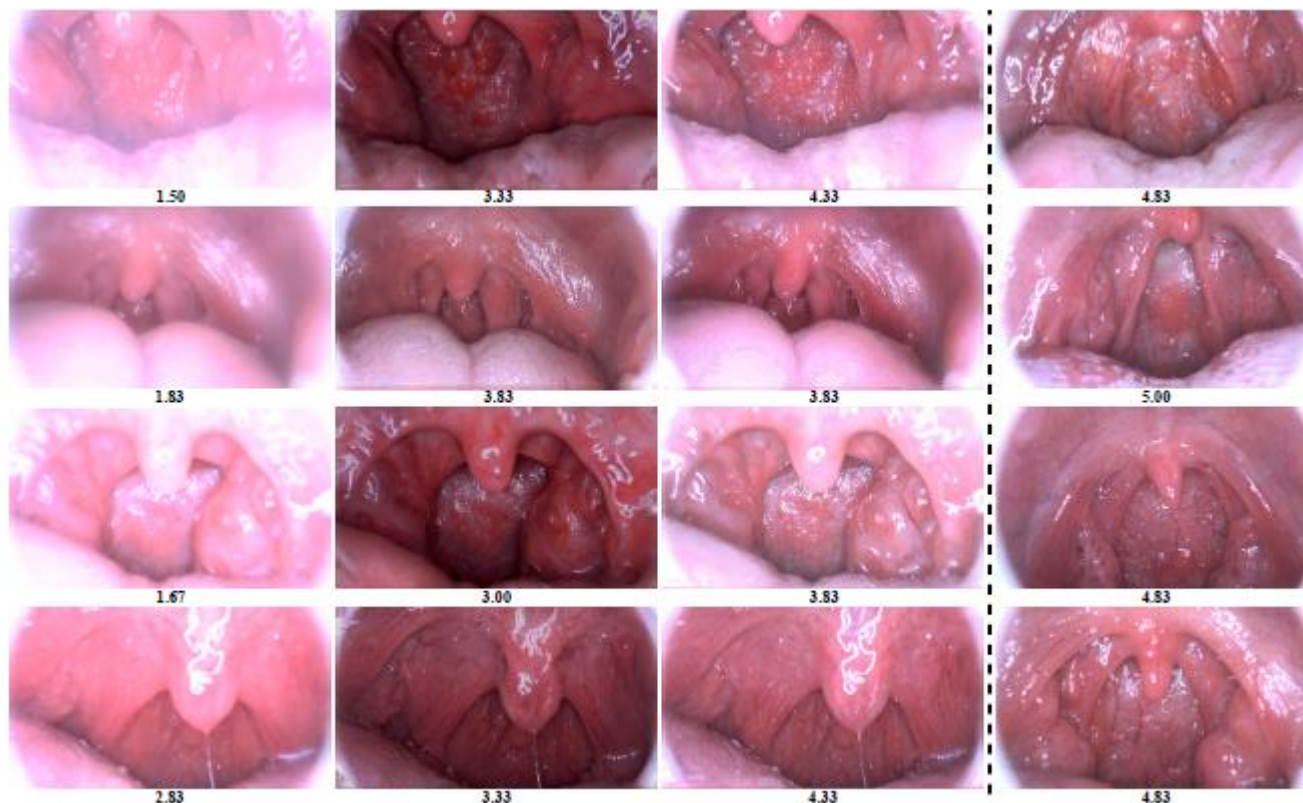
- ・医師より高いがん検出能(>85%)
&
3つの検出の内1つはがん として検出

- ・高速・低コスト

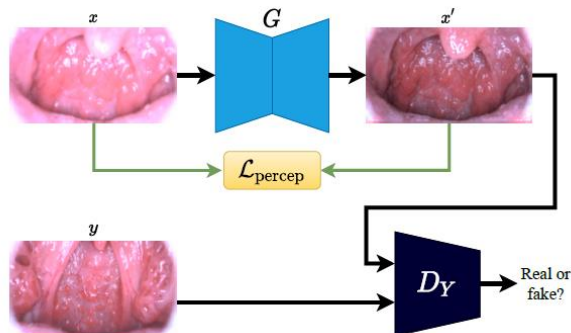
→見逃し防止に非常に効果的



診断のための 喉画像のdehazeと高精細化(超解像)



Original Input / CycleGAN / proposed / High Quality (as reference)



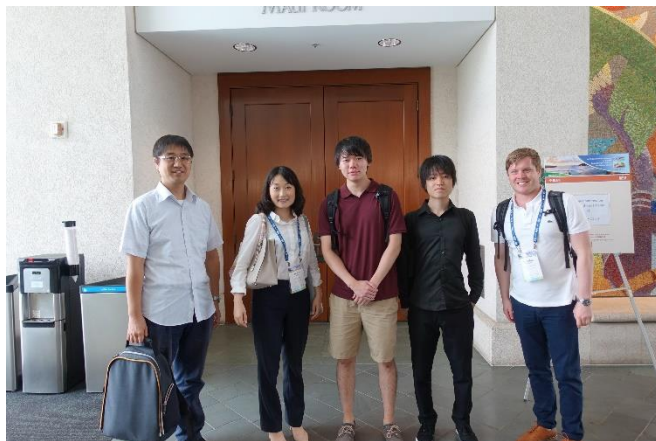
	Original LQ	CycleGAN generated	(proposed) MIINet generated	HQ
MDOS	2.36±0.54	3.83±0.62	4.11±0.50	4.76±0.20

提案手法は、元の形状、色を保持し、
高精細な画像を生成

学会発表の様子 (International Conference) Onlineでも負けずにやっています。



IEEE BigData 2016,
(Washington D.C, USA: 2016/12)



IEEE EMBC 2018,
(Hawaii, USA: 2018/7)



IEEE AIPR 2018,
(Washington D.C, USA 2018/10)



CISS2019, (Baltimore, USA: 2019/3)



IEEE CSPA2018,
(Penang, Malaysia: 2018/ 3)
Best paper award!



ACM SIGKDD 2019, (1st-tier conference)
(Anchorage, USA 2019/8)



IEEE BigData 2019,
(Los Angeles, USA: 2019/12)

近年の受賞

学生奨励賞 (x2)

- “類似症例検索のための3次元脳MRI画像における解釈性の高い低次元表現の獲得”
西牧 慧, 生田薫平, 彌富 仁
- “類似症例検索を目的とした3次元脳MRI画像における撮像環境に不変な特徴表現の獲得”
戸張柊也, 生田薫平, 彌富 仁 [情報処理学会 2022年3月](#)



Best Paper Award

“Bulk Production Augmentation Towards Explainable Melanoma Diagnosis”
K.Obi, Q.H.Cap, N.Umegaki-Arao, M.Tanaka, and Hi.Iyatomi
IEEE EMBC Conferences on Biomedical Engineering and Science 2020
[\(IEEE IECBES2020\) 2021年3月](#)

学生奨励賞 (x3)

- “2段階の画像生成を活用した偏りのあるデータセットに対する実践的なdata augmentation”
菅野 怜, 鍵和田聡, 宇賀博之, 彌富 仁
- “茎部に発生する植物病害自動診断装置の提案”
塩田大河, 鍵和田聡, 宇賀博之, 彌富 仁
- “Patch-wise 学習を用いた少量データによる脳 MRI 画像の超解像”
生田薫平, 彌富 仁, 大石健一 [情報処理学会 2020年3月](#)



奨励賞

- “解釈性向上のための注意機構と損失勾配に対する関連損失の導入”
北田俊輔, 彌富 仁 [YANS2019 2019年8月](#)

学生奨励賞 (x2)

- “脳MRI画像における3次元オートエンコーダーによる特徴抽出時の中間表現の改善”
音賀優颯, 藤山慎吾, 新井颯人, 茶山祐亮, 彌富 仁, 大石健一
- “頑健な皮膚腫瘍診断支援のためのbody hair augmentation”
北田俊輔, 彌富 仁 [情報処理学会 2019年3月](#)



Best Paper Award

“An end-to-end practical plant disease diagnosis system for wide-angle cucumber images”
Q. H. Cap, K. Suwa, E. Fujita, S. Kagiwada, H. Uga and H. Iyatomi
2018 International Symposium on Computational Intelligence and Application
[\(ISCIA2018\) 2018年7月](#)

Best Paper Award

“Web Application Firewall using Character-level Convolutional Neural Network”
Michiaki Ito and Hitoshi Iyatomi
14th IEEE International Colloquium on Signal Processing and its Application
[\(IEEE CSPA2018\) 2018年3月](#)



豊富な計算資源

研究室内＋西館サーバルームで管理

GPUs Nvidia RTX A6000 (48GB) × 24
GeForce RTX3090 (24GB) × 32
RTX2080Ti(12GB) × 25程度

Xeon 24cores x3, Xeon 28cores x4
with 1TB, 512GB, 256GB RAM

AMD EPYC 16cores x2

120TB 7.2Krpm RAID-6 Disk array
等の計算用マシン



研究室の対外的な活動

現時点までの対外的成果（2022/3月現在）

原著論文	:	54件（うち英文誌38件）
国際会議論文:		83件
国内研究会などでの発表:		150件+

現在の外部研究資金による研究project

・科学研究費補助金（基盤研究）

「診断支援を目的とした3次元脳MRI画像の病気特徴に着目した類似症例検索技術の開発」（令和3年～令和5年）

「上部消化管造影検査の自動診断ソフトウェアの開発」（令和4年～令和6年）

・国・企業等からの受託・寄付研究

「農業データアグリゲーションスキームの構築およびそれを活用した病害中診断AI技術開発の加速化」

「プラント画像のアノテーション支援技術の開発」

「ニュース・広告領域における人工知能技術の応用に係る研究開発」

「パラゴムノキの病害画像診断技術開発」

これまで他に

科研費7件、農水省、内閣府、JST(科学技術振興機構)の競争的研究助成8件、企業からの受託・寄付研究(複数)

共同研究先

・Johns Hopkins University, Radiological Science, US

・東京女子医科大学医学部 皮膚科学教室

・東海大学医学部 放射線科学教室

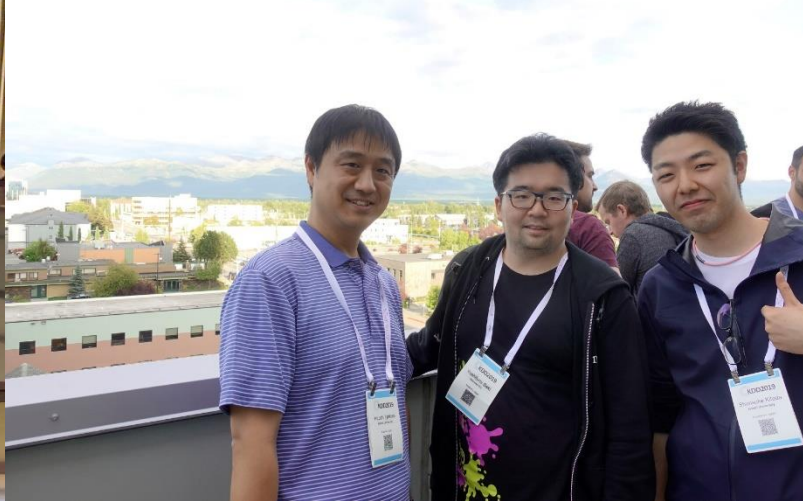
・国立研究開発法人 農研機構

・埼玉県農林総合研究センター（含む 計24府県の農業試験場）

・一般企業











Welcome!

研究はとても楽しいです！

一緒に世界を目指せる人を募集しています

こんな人は研究者に向いていると思います。

- ・「何かやってやろう！」と**頑張ろう**と思っている人
- ・目標達成のための過程を**楽しめる**人
- ・今、自分が何をしなければいけないかを考えて**自発的に行動**できる人
- ・**プラス思考**な人 **前向き**な人 **みんなと楽しく**したい人

そうなりたいな。。。という人も是非！

南館603(研究室) 南館604(いやとみ)

<http://iyaomi-lab.info>