

知的情報処理研究室 研究紹介

Intelligent information processing lab (I IPL).

2021

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

<http://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

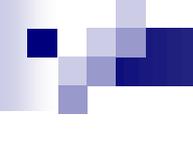
- ・コンピュータによる高度知的情報処理の実現
「学習するコンピュータ」 人間に近づく
「人間のような判断ができる」 etc.
- ・人間には難しい問題に対して、支援を行うシステムの開発
人間を支える
- ・世の中を変える新しい技術の開発
 - ・各種画像処理
 - ・生命を模倣した新しい情報処理
 - ・ネットワーク技術などを切り口にして **新しい価値の創造を目指す！**

構成人数 (2021年度)

教員1名 博士課程2名 (D3/D1)

大学院2年生 5名 大学院1年生 5名 (+秋入学の留学生)

学部4年生 10名



研究室説明についてのスケジュールについては、
研究室webに随時公開します。

いやとみによる研究室紹介と、
先輩による研究室紹介を

一部対面とOnlineで行う予定です。
Onlineのmeetingのアクセス先については後日
Hoppiiを通じて連絡します。

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

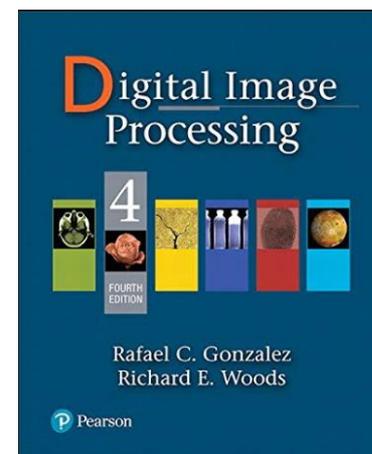
Peason, R.C.Gonzalez著

を1年かけて輪読します。

秋学期は、各章ごとpresentationしてもらいます。

(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



【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+自習

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

実践的なセキュリティが学べます。

・各種サーバの構築

gateway

webサーバ (apache) NFSサーバ

LDAPサーバ

DNSサーバ

メールサーバ

の各構築

遠隔でも行うため、一部の内容をDB構築を含めたwebシステム構築や基礎的な機械学習内容に変更します。

研究室年間スケジュール

(平常時)

	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						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

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。最近で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)

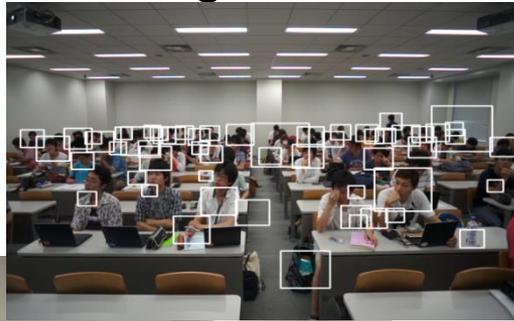
学会発表: 4年最後の3月に大きい学会で成果発表。(院進学者+希望者)

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



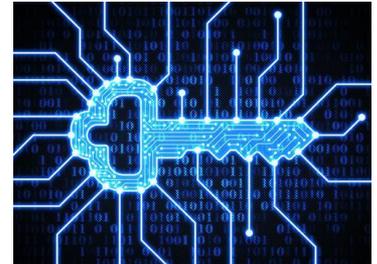
basic

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
 text automatic linguistics
 language interaction
 learning processing
 public processed download computer retrieval tag typo
 understanding analysis discourse analysis job
 input layout data evolution science intelligence cloud
 programming technology automated evaluation statistical
 summarization networks connect artificial machine media
 communication simulation keywords telecommunication systems
 operating topography information human

MACHINES LEARNING
 DEEP LEARNING
 NEURAL NETWORKS
 STATISTICAL LEARNING
 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
 COMPUTATIONAL BOUNDARIES
 MACHINE LEARNING
 KNOWLEDGE MAPS PREDICTION OUTPUT UNDERSTANDING
 CLASSIFICATION CASES ABILITY INDUSTRY
 GENERALIZED ANALYSIS SYNTHESIZED CLUSTER
 UNSUPERVISED ASSUMPTIONS



@security

Movie analysis

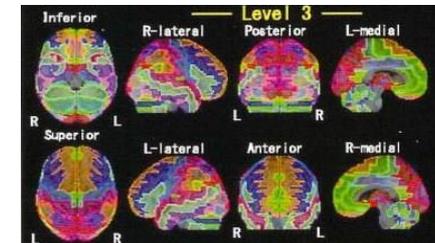


plant

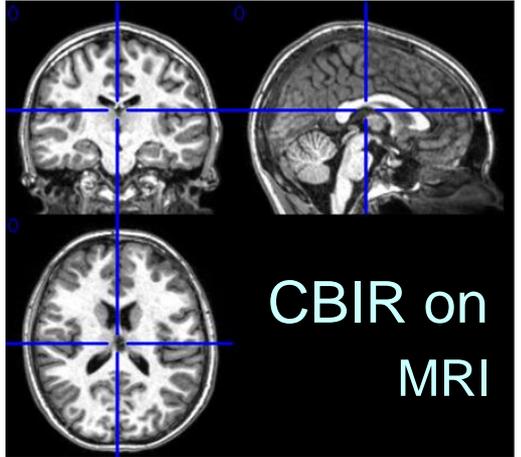
@diagnosis



cancer



@medical app

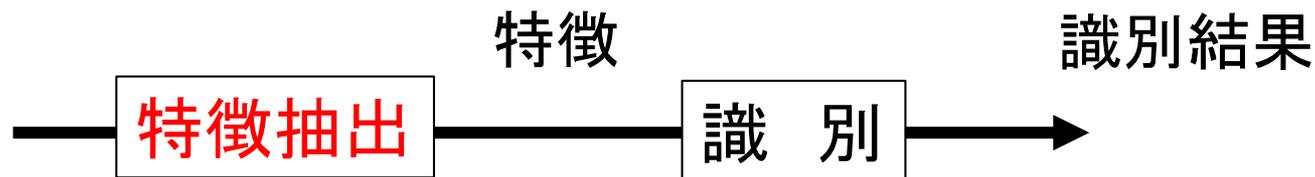


CBIR on MRI

機械学習における手法の劇的変化

2010年代初頭までの識別システム

入力



- × 手動で設計
- × 面倒な前処理が必要
(領域抽出など) とても大変
- ・ 各種識別モデル

深層学習 (deep learning)



平たく言うと・・・

入力(画像やデータ)と結果(ラベル)だけそろえればOK

人工知能未来農業プロジェクト

AIを活用した病虫害診断技術の開発」(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

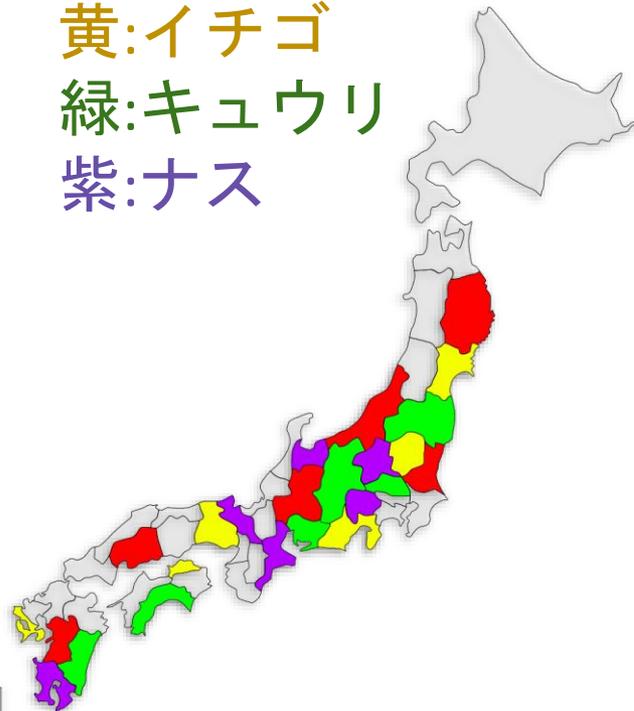


Northern
system service



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

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

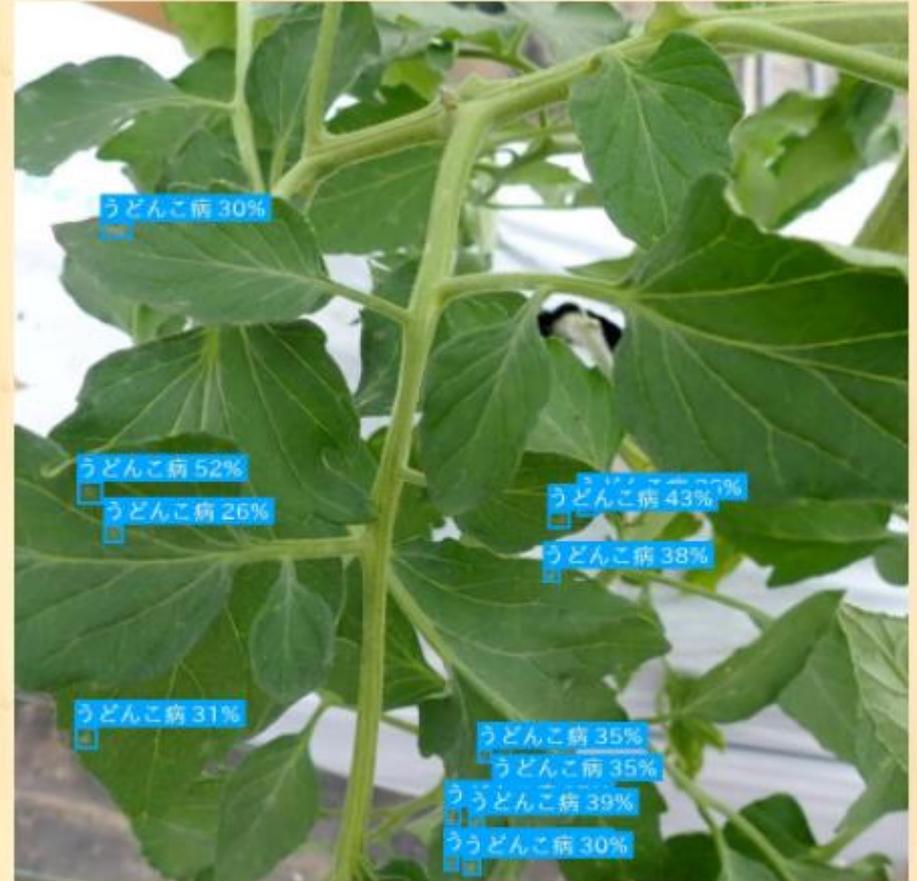
識別

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**

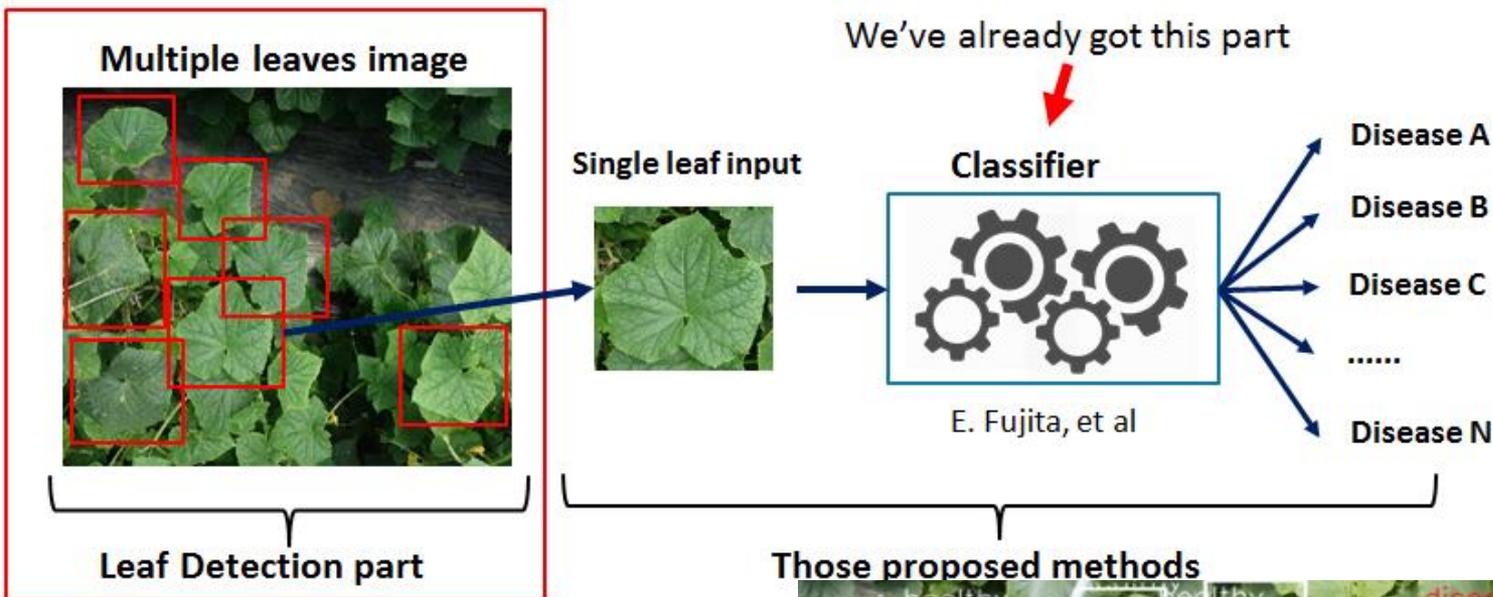
灰色かび病感染スコア: **0.0**

葉かび病感染スコア: **0.0**

健全感染スコア: **0.0**

より実践的なシステムへ: 広範囲な写真から一括して診断したい!

(IEEE BigData2019)



Those proposed methods



深層学習と
画像処理を用いた
高速な葉領域抽出
84% in mAP @5fps

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 / 農研情報研究センター / (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(はおもて)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を農水省のシステムとして公開

Super-resolution (超解像) 技術による高精細画像の生成

→ 植物病自動診断システムの高精度化



入力: 低解像度画像

Super-resolution

未知の高解像度画像

低い解像度のみの画像から、極めて自然な高解像画像の生成を実現

画像を用いた病気の診断精度

65%程度



92%程度

95%程度

それらの高解像度画像を用いることで診断精度 大幅向上!

過学習防止のための取り組み 注目部位へのfocus

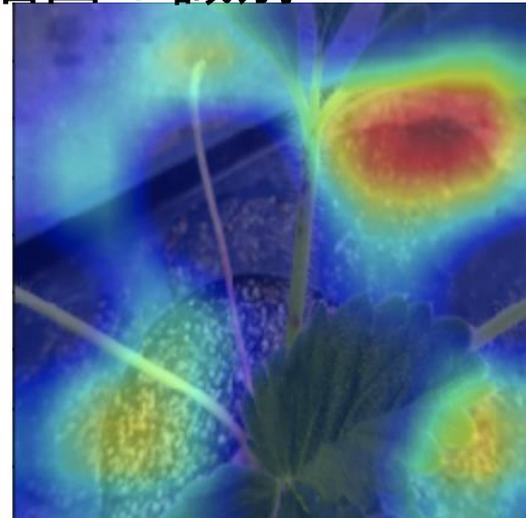
病気が発生している茎部位の自動抽出＋識別

(例:いちご炭疽病)

この病気を見つけない

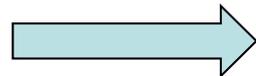


注目領域(茎)の
切り抜きなし

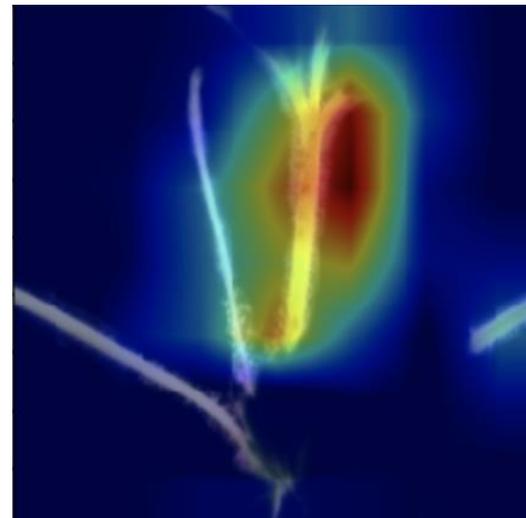


普通の深層学習
による
診断根拠部位

関係ない部分に
着目



切り抜きあり



赤い部位を
診断根拠に

3 class 平均正答率 57.3% → **76.0%**
(for validation data: 96.9%)

Saikawa, Iyatomi et al.. "AOP: An Anti-overfitting Pretreatment for Practical Image-based Plant Diagnosis," IEEE Proc. BigData, pp.5177-5182, 2019.

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！

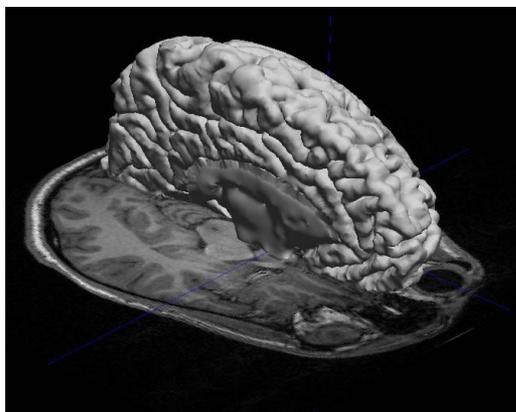
学習画像が少ないカテゴリのデータに対して、こうした技術を用いて補う。

“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！



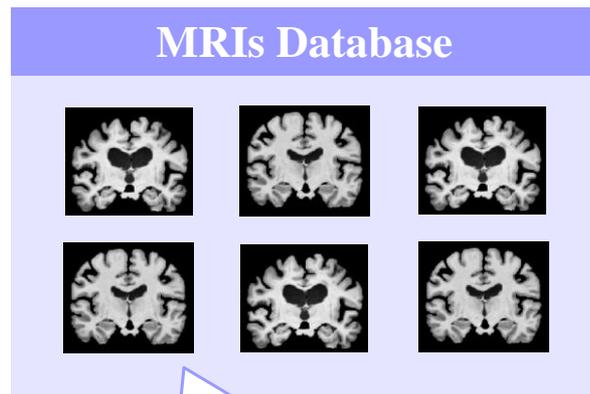
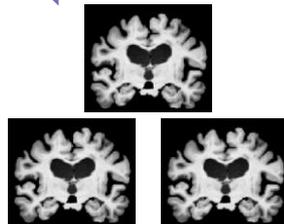
キーワード

例) 心室拡大

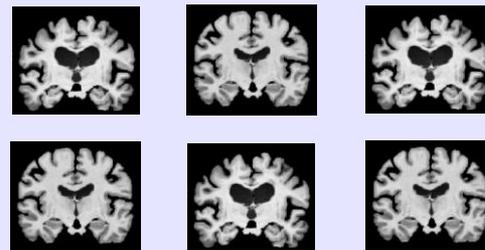


User

該当データ



MRI Database



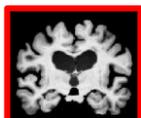
問題点1

条件指定には多大な知識と経験が必要

問題点2

画像特性に注釈を付けることが困難

患者の画像をkeyとする類似症例検索手法がほしい



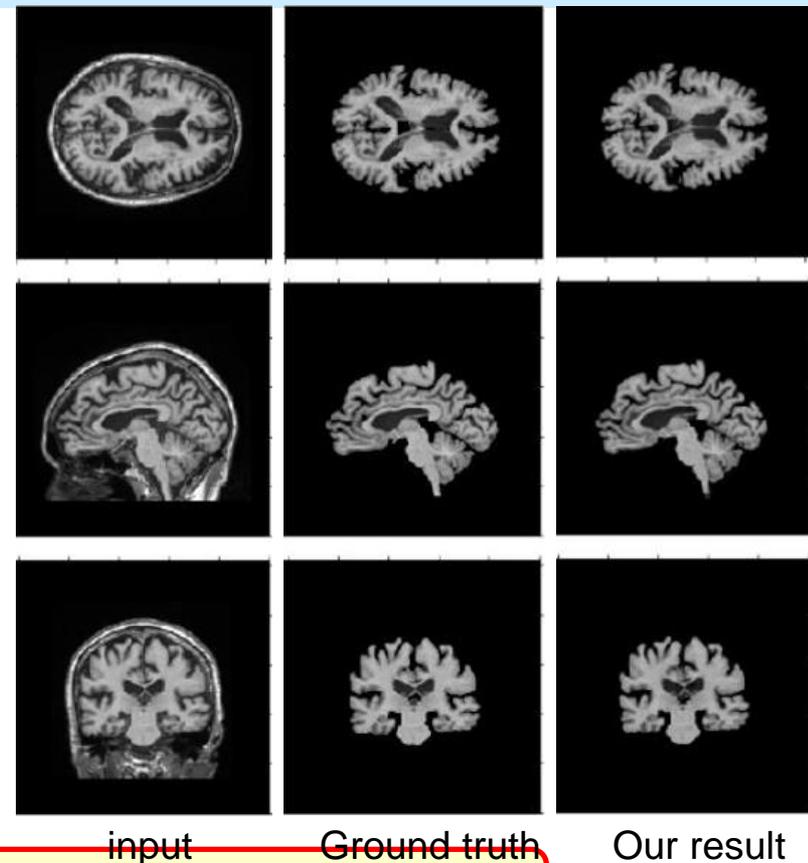
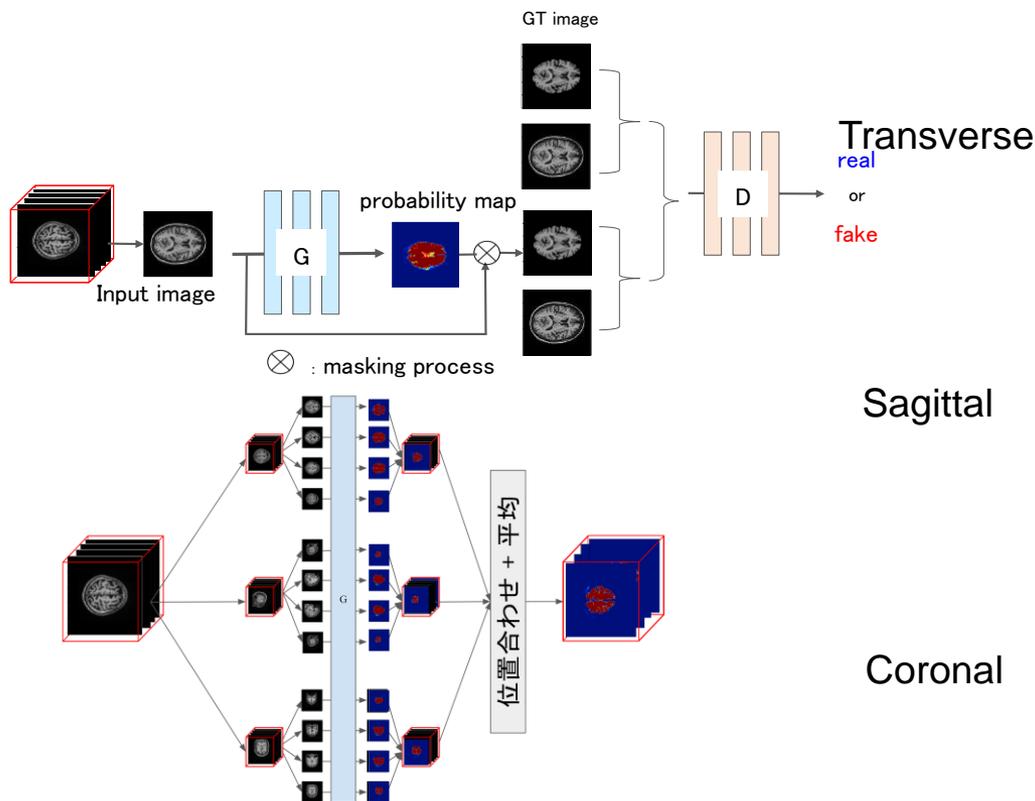
→診断支援に利用

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

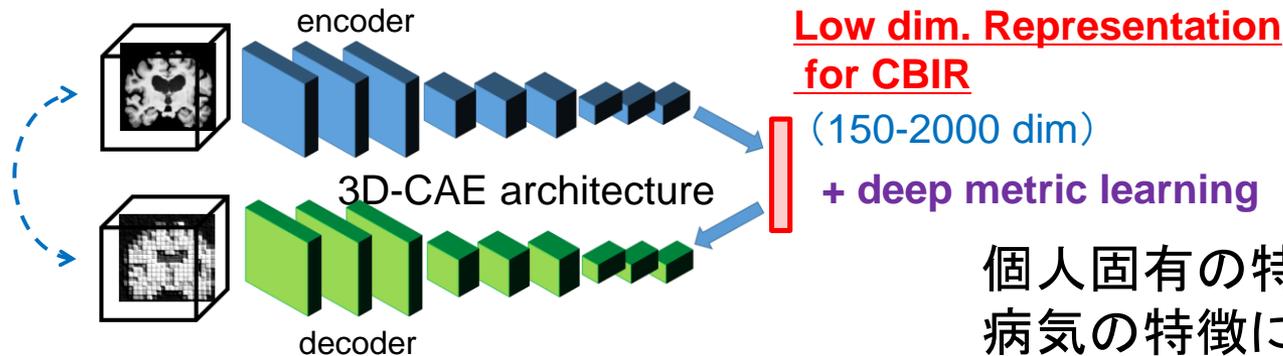
→ 2つの深層ネットワークの敵対的学習と各断面のアンサンブル学習を応用



従来より大幅に高速で、より精度の高い手法を開発

3D-convolutional autoencoders (3D-CAE)と距離学習を用いた

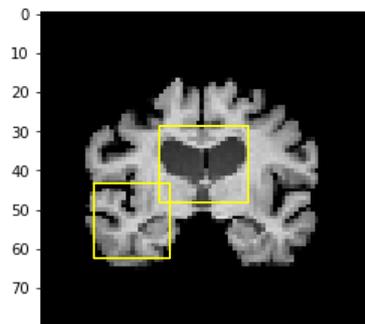
Input MRI image (approx. 5-16M dim) **病徴特徴をよく捉える低次元表現の獲得**



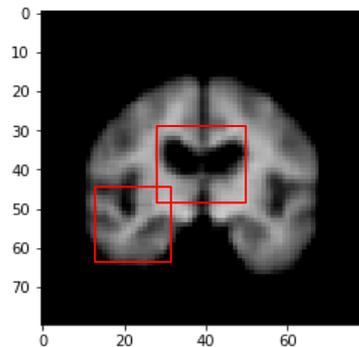
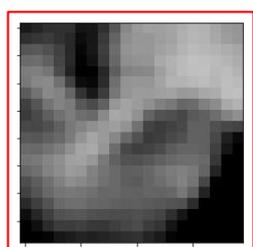
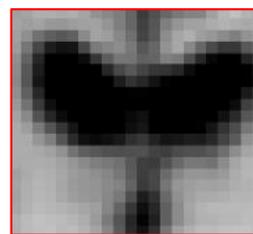
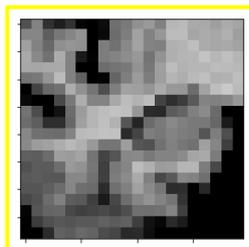
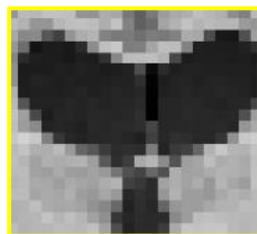
個人固有の特徴ではなく、
病気の特徴に依存する
脳MRI画像の低次元表現を獲得

Reconstructed MRI image

(approx. 5-16M dim)



元画像 (≒614K要素)
(coronal断面)



150次元に圧縮した後の
の復元画像

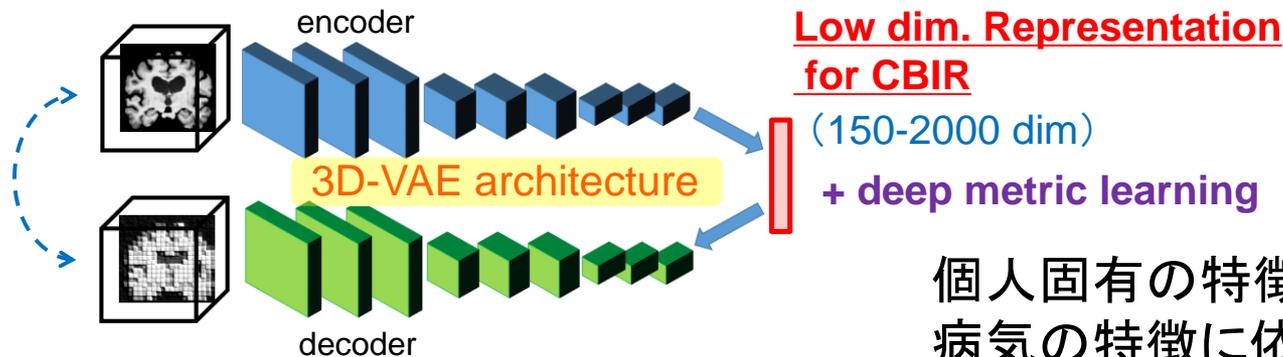
(1/4096に圧縮)

診断に必要な情報を保持したままたった150次元で表現!

150次元まで圧縮後の再構成画像: RMSE約8%を実現

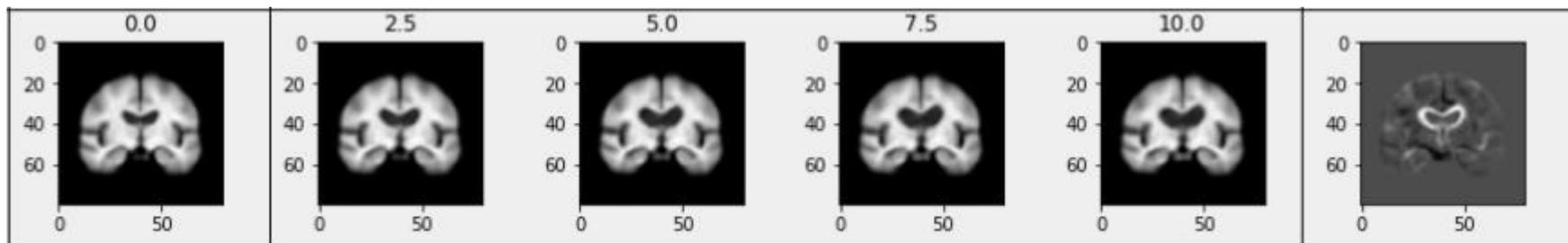
3D-variational autoencoders (3D-VAE)と距離学習を用いた

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



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

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



健常者

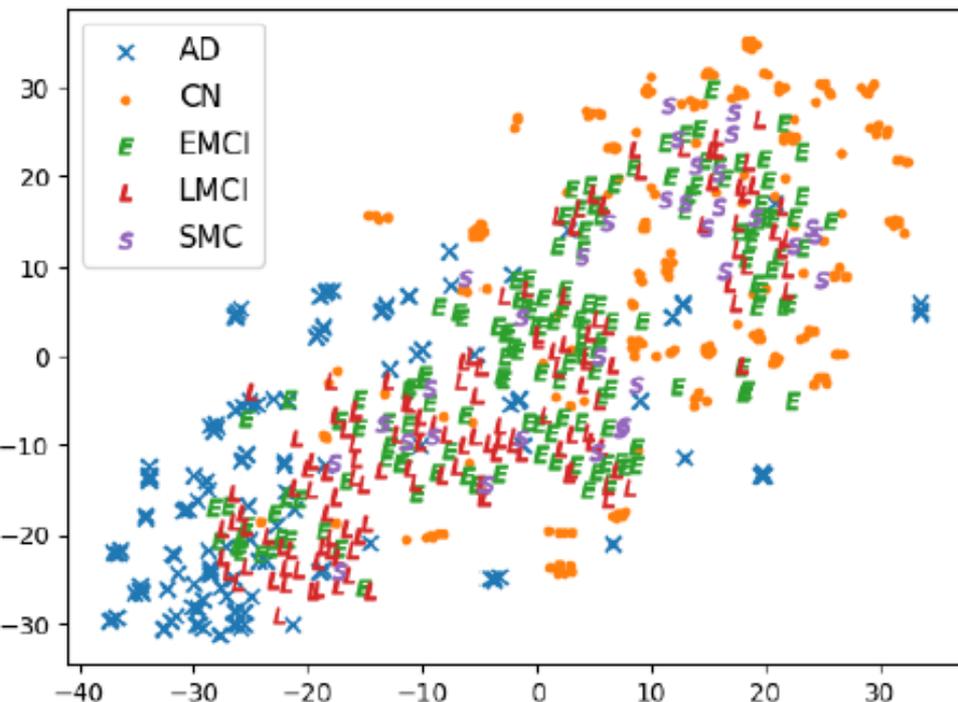
→ → ある特定の次元の値を増やすとアルツハイマー病特有の画像に変化

* 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。

150次元に圧縮したMRI画像特徴の可視化（さらに2次元に圧縮）



AD: Alzheimer病
CN: 健常者
EMCI: 早期軽度認知障害
LMCI: 後期軽度認知障害
SMC: 主観的記憶低下（医学的問題なし）

学習に利用

→低次元空間でも適切に
AD(アルツハイマー)とCN(健全)
がうまく分かれている。

学習していないのに重症度に応じて、低次元表現が適切に並んでいる

CN ≍ SMC ≤ EMCI ≤ LMCI ≤ AD

健全 → 認知機能障害あり

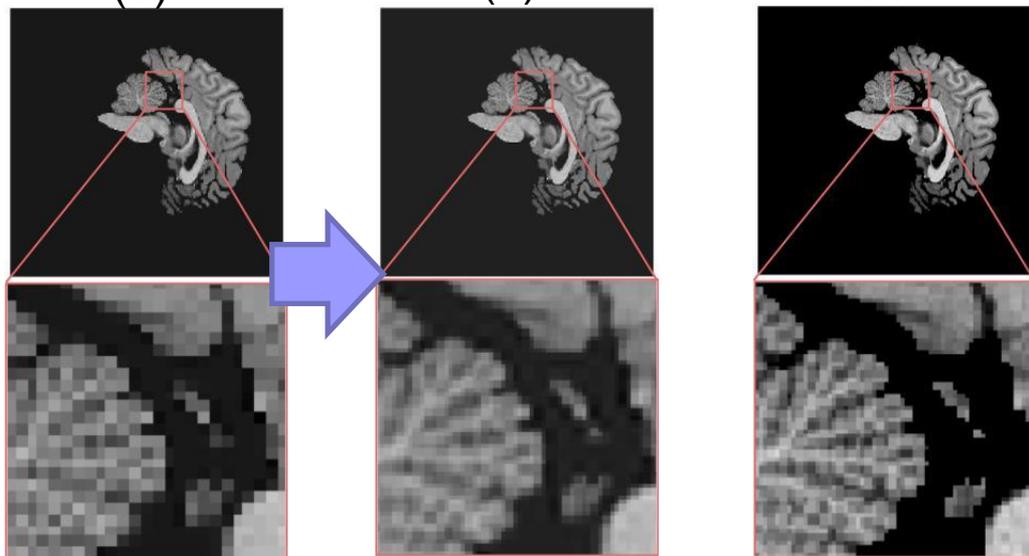
学習に利用していないケース(EMCI, LMCI, SMC)も、
適切に分布する低次元表現の獲得に成功

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

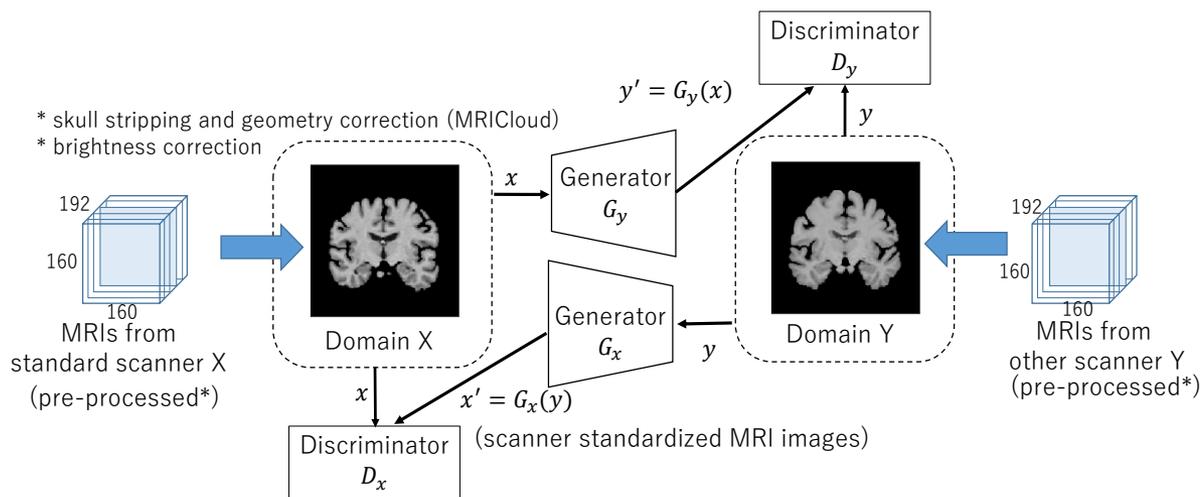


(a) Original image (by 3T scanner)
(b) super-resolution image
(c) target high-resolution image
(by 7T scanner)

たった18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)

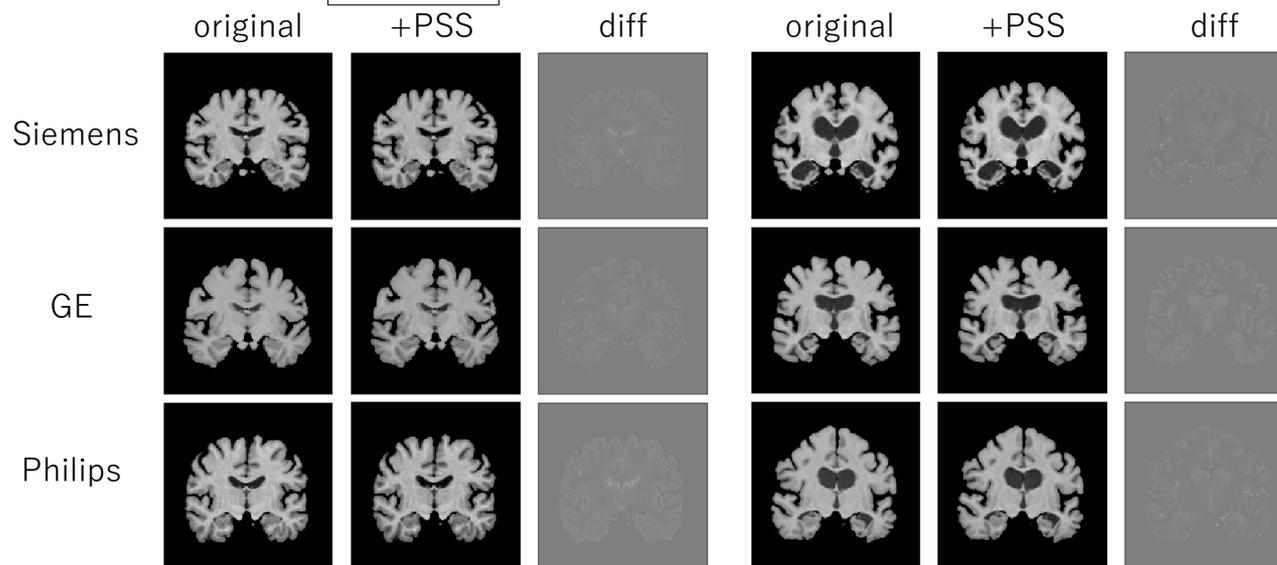
MRIスキャナ(ベンダなどの環境)の違いの標準化



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！

Deep metric learning

学習データと

テストデータのクラス(種類)が
全く異なる **zero-shot learning**

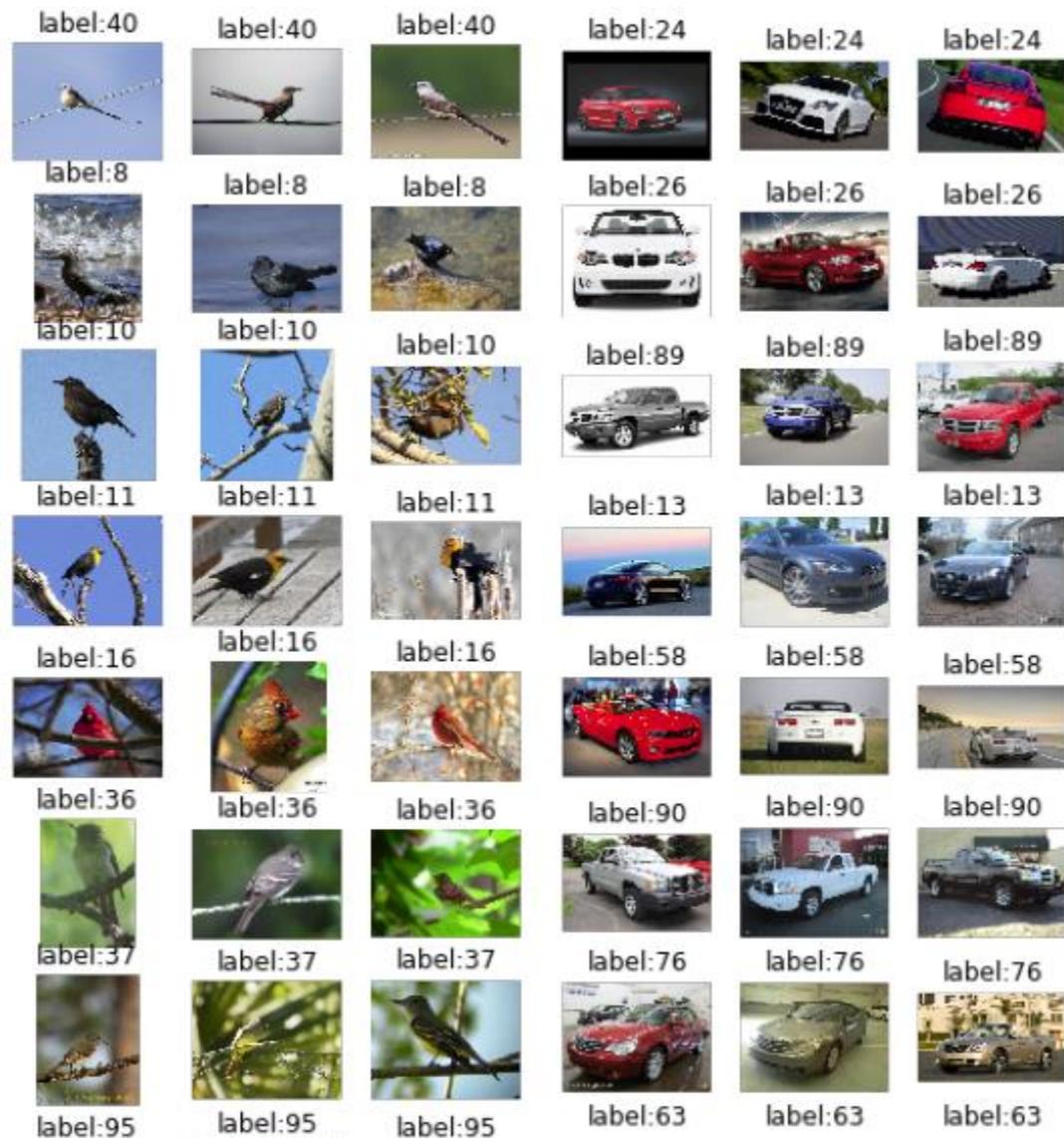
= 全く見たことのない
種類のデータの分類

→ 100種類の鳥を学習して
違う100種類の鳥を識別

独自の距離学習手法導入で
世界中で利用される
公開ベンチマークで
最高記録達成

CUB-200-2011	68.8%
Cars-196	88.2%

(VGG16-BN model)



CUB200-2011 dataset

Cars196 dataset

(100class学習/未知100classテスト) (98class学習/未知98classテスト)

教師なし学習のみで高精度の画像分類能を実現 1000 images / class

極めて似通ったImageNetの20種類の分類問題で、約76%の分類能



教師なし学習: 答えが何かを教えない

各カテゴリのデータ(横軸)が、対角線上に正形状の分布を構成

→同じカテゴリのデータが特徴空間上で同じグループにまとめられている

深層学習を用いた独創的な

自然言語処理(NLP:natural language processing)研究

日本語は、使う文字種類がとても多い



形態素解析を用いても、文章を適切に分離するのは難しい



SankeiBiz

官房長官、対北朝鮮「さらに厳しい対応とる」NSC 開催

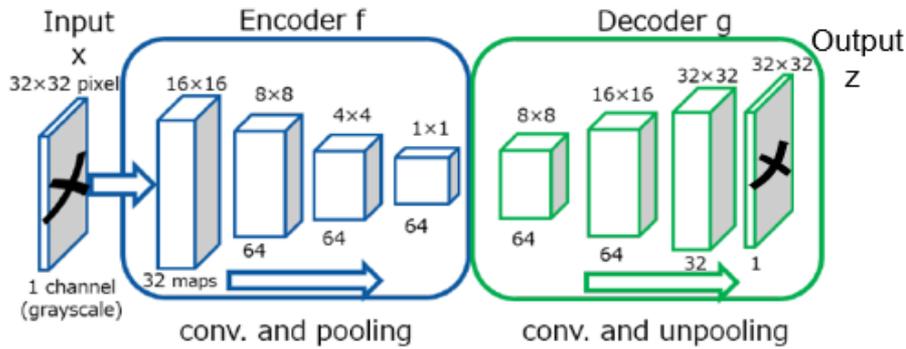
日本経済新聞 - 59 分前



北朝鮮による弾道ミサイルの発射を受け、日本政府は6日午前、首相官邸で国家安全保障会議（NSC）を開いた。菅義偉官房長官は記者会見で、北朝鮮への制裁強化について「度重なる制裁が科されている中でも、全く無視する形で挑発行動を続けている。国連としてさらなる ...

リアルタイムの

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

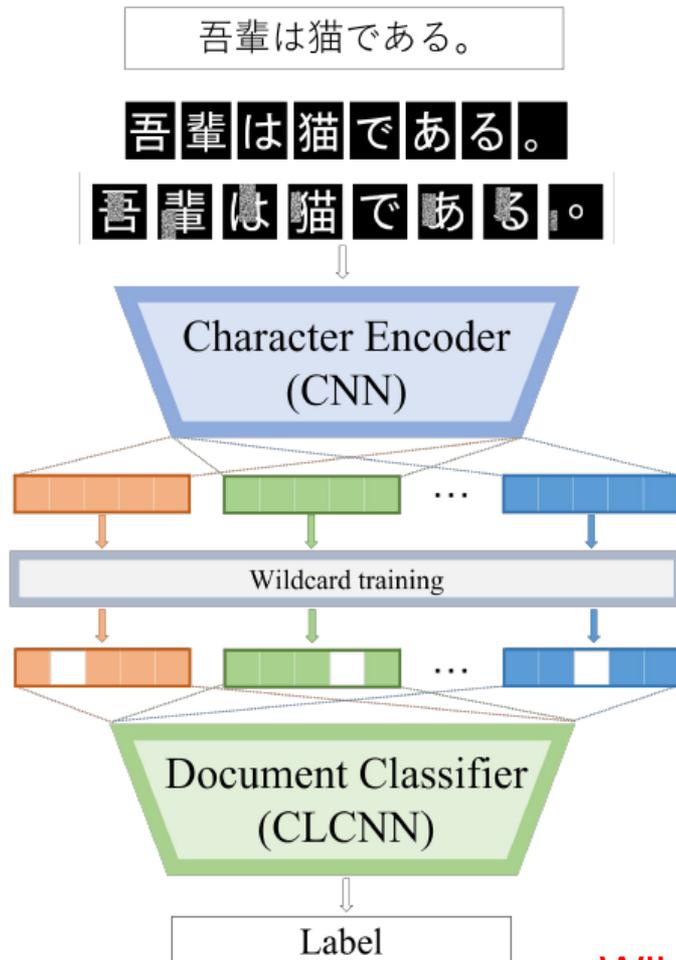


提案手法 従来手法

→ これらの優れた低次元表現を用いて文書の解析を行う

さらに発展させて、文章の各文字を画像群と表現、
文章から識別までend-to-endで行うモデルの開発

Character encoder character-level convolutional neural network (CE-CLCNN)



- ✓ 画像空間と、各文字の特徴空間の両方で data augmentation 可能
- ✓ 画像処理で得られた知見を文書処理に応用可能
- ✓ CNNベースなので高速、並列化が容易

Method	Accuracy [%]
CE-CLCNN + RE + WT	58.4
CE-CLCNN + RE	58.0
CE-CLCNN + WT	55.3
CE-CLCNN	54.4
CLCNN + WT [Simada+ 2016]	54.7
CLCNN [Simada+ 2016]	36.2
VISUAL model [Liu+ 2017]	47.8
LOOKUP model [Liu+ 2017]	49.1

Wikipediaタイトルカテゴリ分け問題(206Kデータ、12クラス)
で世界最高記録を達成

報道内容の違いの客観的な評価に向けて・・・

		prediction(件)			
		読売新聞	朝日新聞	毎日新聞	産経新聞
actual(件)	読売新聞	582	63	8	65
	朝日新聞	41	962	12	139
	毎日新聞	4	15	1569	28
	産経新聞	31	61	19	1237

2017年度：
識別精度 90.0%

新聞記事の特徴的な部分の可視化

産経新聞社とFNN（フジニュースネットワーク）が9、10両日に実施した合同世論調査で、安倍晋三内閣の支持率は51・8%となり、一昨年12月の第2次安倍内閣発足以降、最低だった前回調査（7月19、20日）より6・2ポイント回復した。不支持率は36・3%だった。集団的自衛権を限定的に容認する閣議決定や、滋賀県知事選における与党推薦候補の敗北が影響した前回調査より持ち直した。朝日新聞が慰安婦問題をめぐり「強制連行した」との証言に基づく記事を取り消し、自社の過去の報道を検証する記事を掲載したことについては、「検証は十分だと思わない」とする回答が70・7%を占め、「十分だと思う」（11・9%）を大きく上回った。女性はどの年代も「十分だ」とする回答が1割に届かず、男性よりも厳しかった。安倍首相が、9月第1週に行う予定の内閣改造・自民党役員人事で女性を積極登用する姿勢を示していることについては、75・1%が「評価する」とした。首相が新設する方針の安全保障法制や地方創生の各担当相に関し「期待する」と答えたのはそれぞれ55・4%、59・2%だった。冷え込んだ日中、日韓関係の改善を求める声も多く、「首脳会



新聞社の特徴を表す部分が赤色に

安倍晋三首相は22日、豪州のアボット首相と電話で会談し、イスラム過激派組織「イスラム国」に日本人2人が拘束された事件をめぐり、情報収集などで協力を求めた。アボット氏は「豪州としても、国際社会と共に出来る限りの協力をしたい」と応じた。電話はアボット首相側からあり、約15分間行われた。外務省などによると、安倍首相は「『イスラム国』により、邦人の殺害予告動画が配信された。人命を盾にとって脅迫することは許し難い行為で、強い憤りを覚える」と「イスラム国」を非難した。その上で「テロに屈することなく、国際社会によるテロとの戦いに貢献していく。事実関係に関する情報収集、邦人の早期解放に向けた協力などでご支援をいただきたい」と要請した。アボット氏はこれに応じる考えを示し「日本政府及び国民は、この困難を乗り越えるものと確信している」と語った。両首相は、アボット首相が年内に訪日できるよう調整を進めることでも一致した。安倍首相は22日夜、英国のキャメロン首相とも電話で会談し、人質事件で協力を求めた。キャメロン首相は「日本が困難な時期にある中で、自分は日本と共にあり、情報協力を含め、できる支援はすべて行う考えだ



文章の解釈のために重要な部分は何だ？

(ArXiv2020)

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.						
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

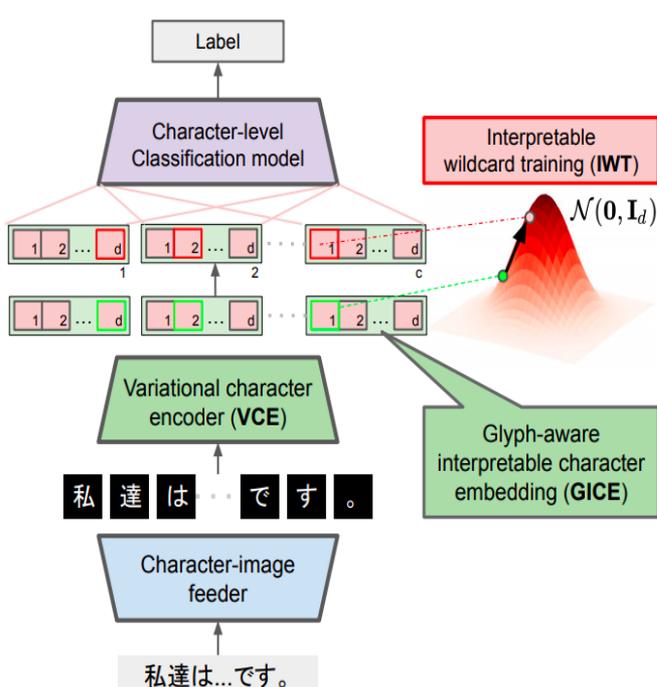
attentionと**gradient**が高く相関するようになり、
様々なタスクで大幅に精度向上

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！

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

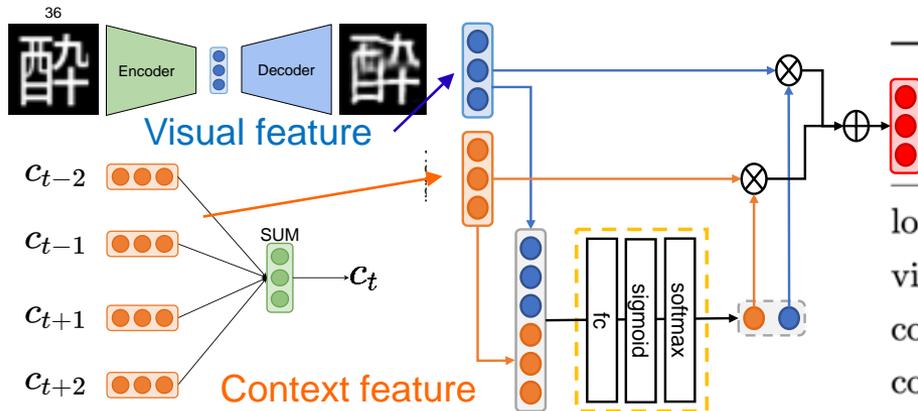
✖ “犬” “大” 似ているが、意味が異なる文字。

✖ “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 \uparrow	MSE \downarrow	R ² \uparrow	
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

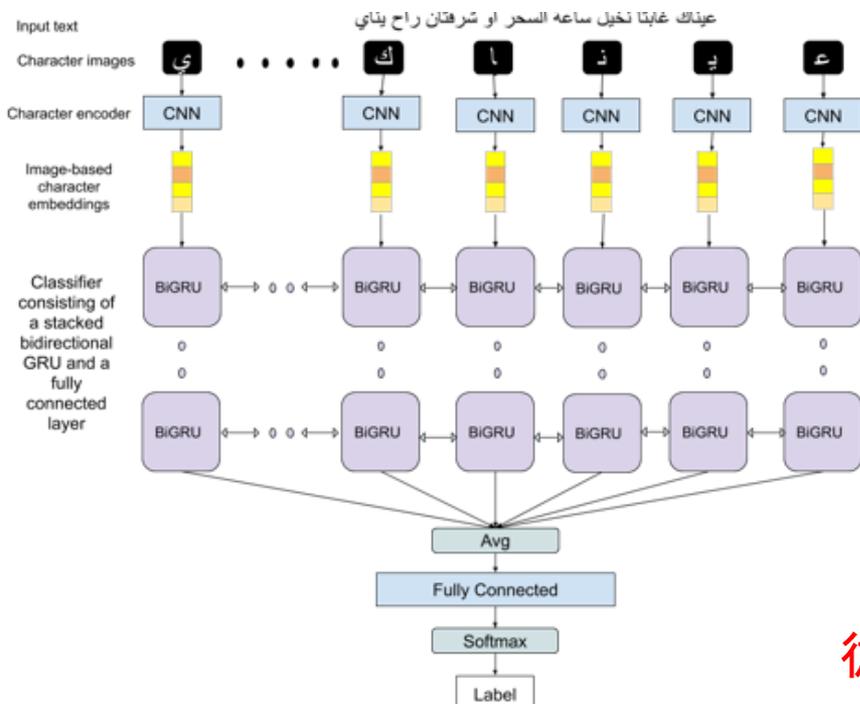
世界で初めての深層学習(+文字情報を用いた)

アラビア語に対する大規模自然言語処理

- ・アラビア語は、26か国で話される、5番目にメジャーな言語
- ・同じ文字でも、位置や単語で、4つの形がある。
- ・日本語のように、単語分割が極めて難しい
- ・これまで大規模自然言語処理技術がなされていない

Characters	Alone	Beginning	Middle	Ending
س	س	سـ	سـ	سـ

AraDIC: Arabic document classification using image-based character embedding
 各文字を画像として扱い、end-to-endで文書分類が行える新しい枠組みの提案



Model			F-Score			
	Embedding	Classifier	Arabic Wikipedia Title (AWT) Dataset		Arabic Poetry (AraP) Dataset	
			Micro [%]	Macro [%]	Micro [%]	Macro [%]
Word Level	Unigrams	SVM	45.47	26.60	52.80	34.83
	AraVec	CNN	45.02	25.05	69.28	41.95
Character Level	One-hot Encodes	CLCNN	42.76	18.71	68.24	37.72
	AraDIC	CLCNN (- CB Loss)	47.47	26.85	74.86	45.61
		CLCNN (+ CB Loss)	49.49	30.55	74.03	48.65
		BiGRU (- CB Loss)	55.71	39.04	78.93	59.88
BiGRU (+ CB Loss)		57.76	44.54	79.53	65.00	

従来の手法より格段に良好な精度実現！

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.



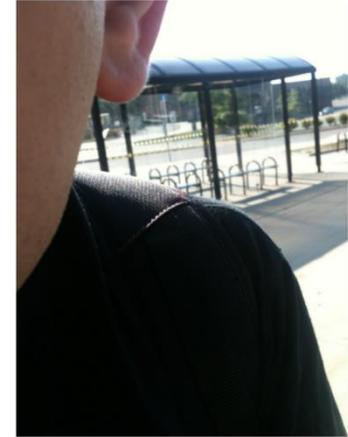
A horse carrying a large load of hay and two people sitting on it.



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

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

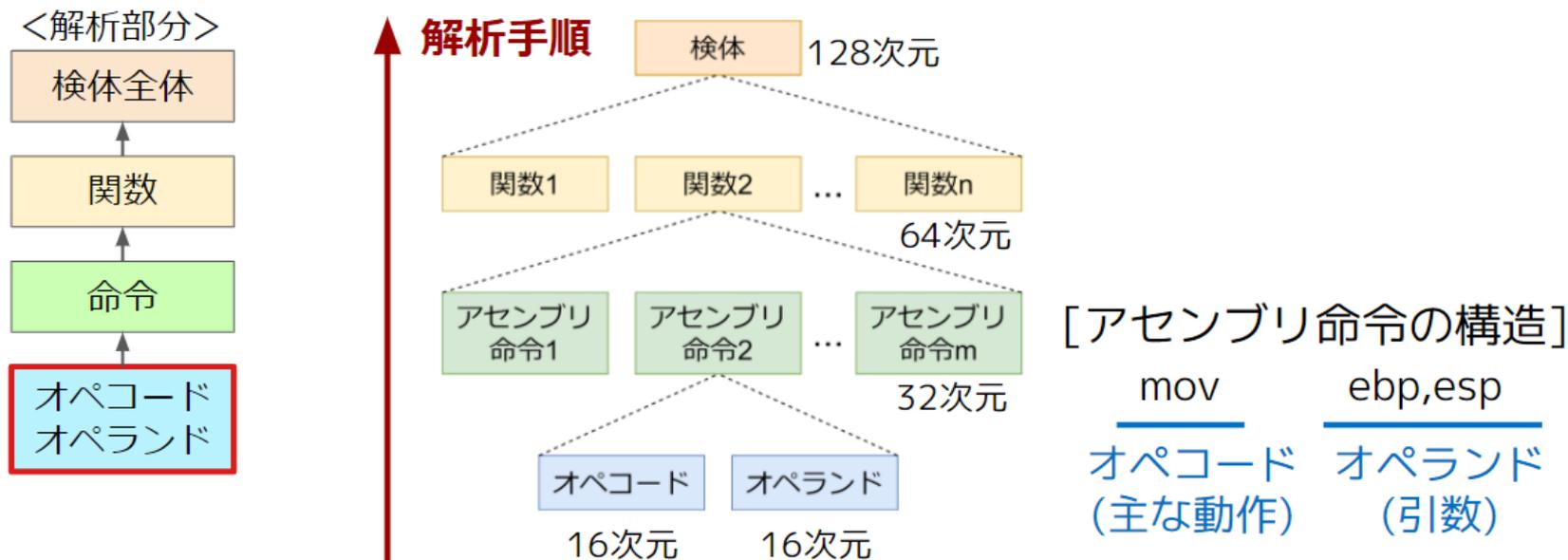
こうした画像については、利用者の支援となるような適切なcaption生成が困難。

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

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

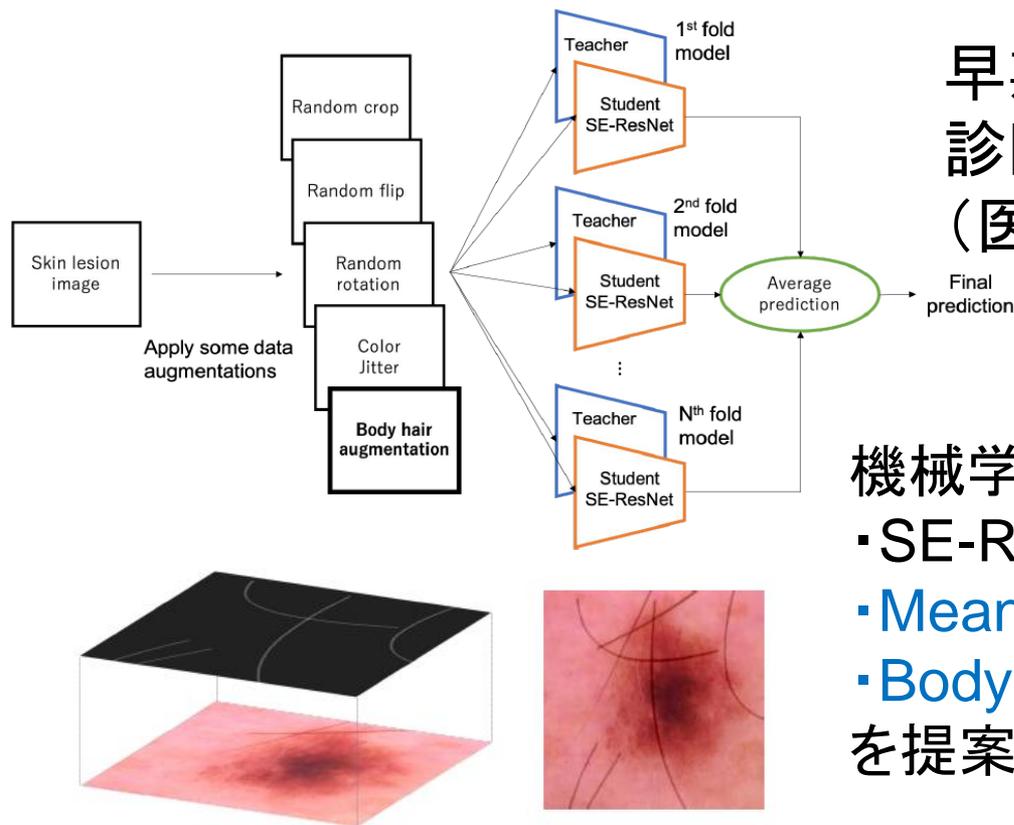
→ 頑健で、妥当性が検証できるモデルの提案



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

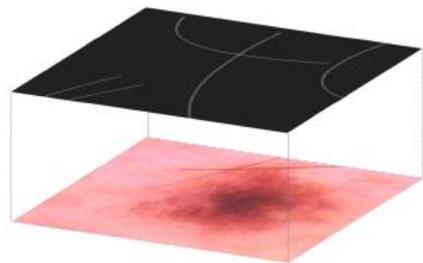
メラノーマ(致死性の高い皮膚がん) 自動診断システム

早期発見が大切だが
診断が難しいメラノーマ診断支援
(医師の診断精度: 75-84%程度)



機械学習で最先端の

- ・SE-ResNet101 (101層CNN)をベースに
 - ・Mean Teachers (半教師あり学習)
 - ・Body hair augmentation (増毛！)
- を提案。



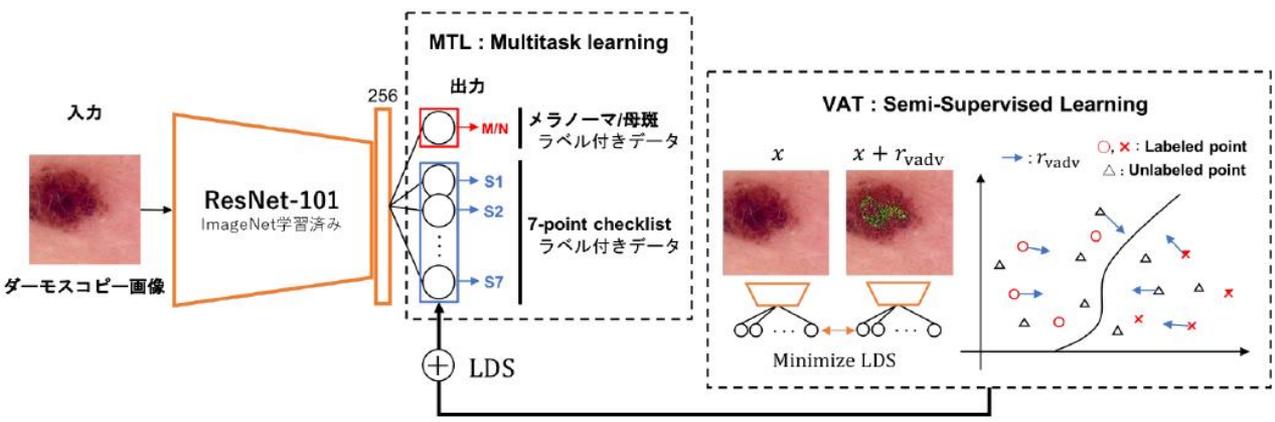
ISIC2018 competition の公式データセット (7class 約9000枚学習)

→ 90.6%の診断精度実現 (SE-ResNet101のみの精度+4.1%)

“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！

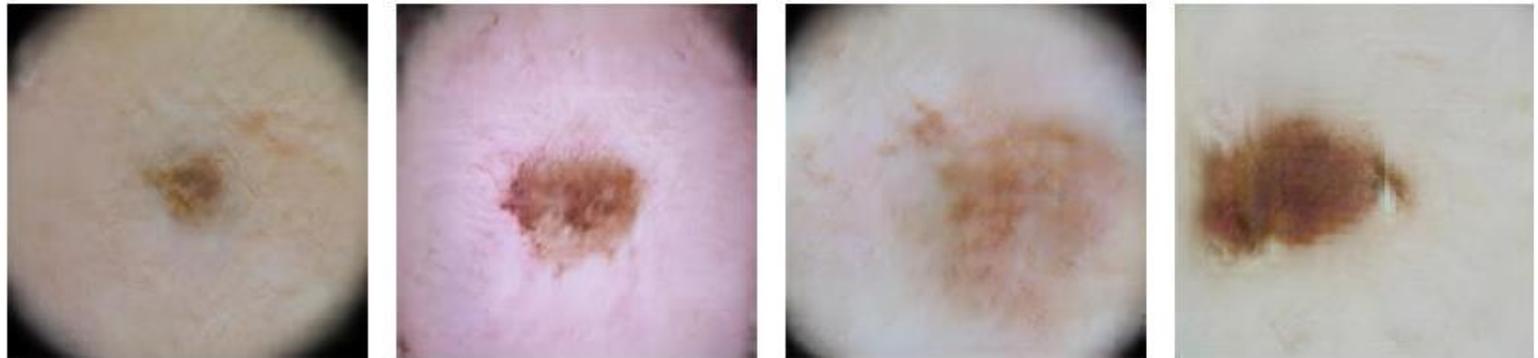
臨床で重要なメラノーマ診断特徴である

画像生成+スタイル変換

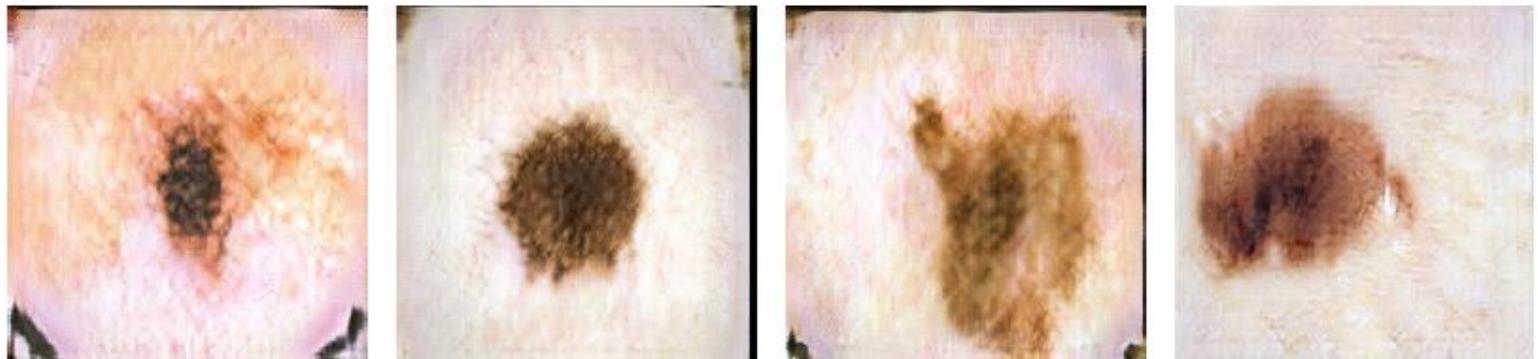
Atypical pigment network特徴を有する画像の“生成”

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%)

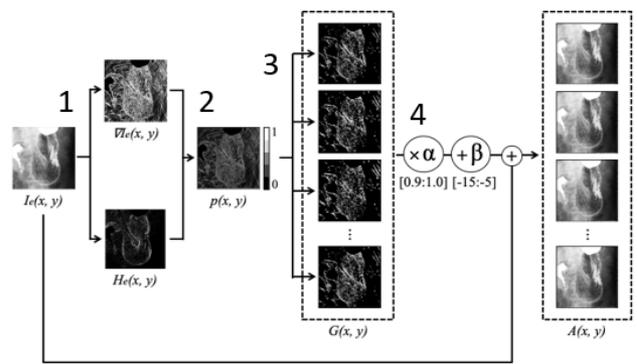
検診による胃部X線画像を用いた胃がん自動診断システム

- ・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

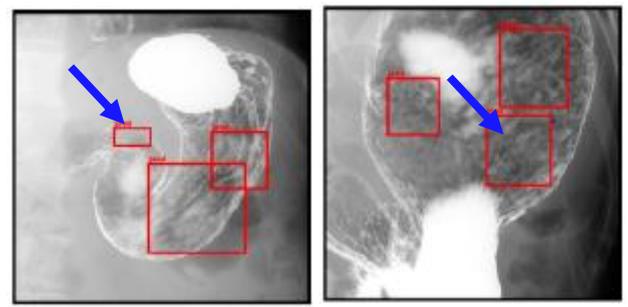


recall=92.3% @ precision=32.4% 達成

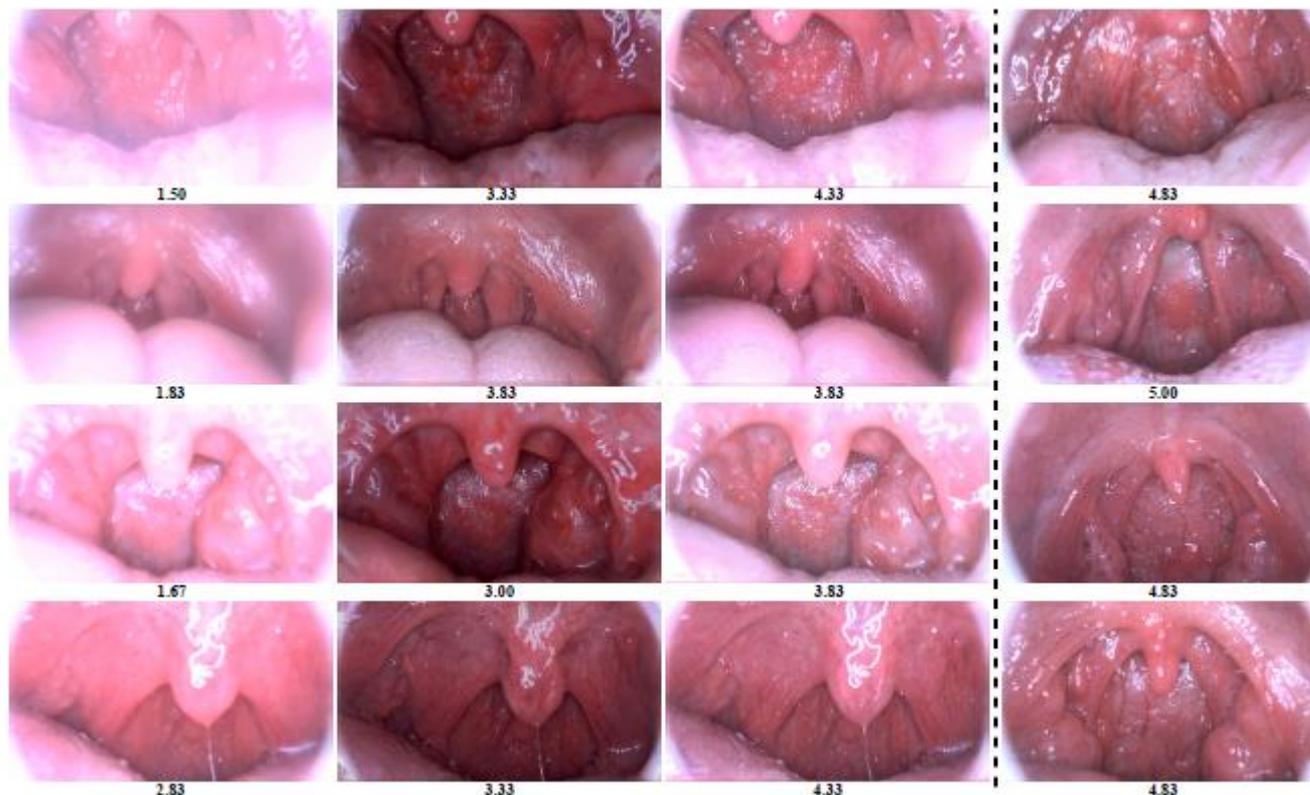
- ・医師より高いがん検出能(>85%)
&
3つの検出の内1つはがん として検出

・高速・低コスト

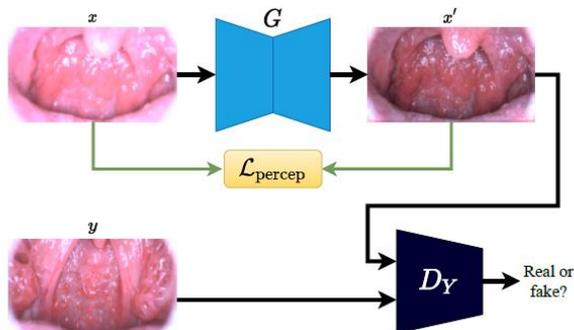
→見逃し防止に非常に効果的



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)



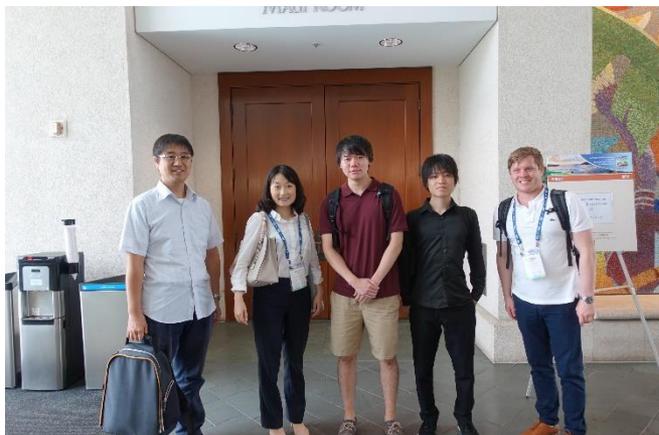
	Original LQ	CycleGAN generated	(proposed) MIINet generated	HQ
MDOS	2.36±0.54	3.83±0.62	4.11±0.50	4.76±0.20

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

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＋西館サーバールームで管理

GPUs Quadro RTX6000 (48GB) × 8
GeForce RTX3090 (24GB) × 16
RTX2080Ti(12GB) × 40
GTX1080Ti (11GB) × 10

nVidia Tesla P100, RTX Titan

研究室内に1台/人 以上の計算用マシン

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

60TB 7.2Krpm RAID-6 Disk array
(upto 144TB)

(2021年度中に
RTX6000, RTX3090を2080Tiと交換し導入)



研究室の対外的な活動

現時点までの対外的成果 (2021/3月現在)

原著論文	:	50件 (うち英文誌34件)
国際会議論文:		79件
国内研究会などでの発表:		140件+

現在の外部研究資金: project

- ・農林水産省 受託プロジェクト「AIを活用した病害虫診断技術の開発」(平成29年～平成33年)
 - ・内閣府 官民研究開発投資拡大プログラムPRISM(平成31年～平成33年)
 - ・各民間企業からの寄付研究
- これまで他に
科研費6件、JST(科学技術振興機構)の研究助成6件、企業からの受託・寄付研究

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
- ・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)
- ・国立研究開発法人 農研機構
- ・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

南館603(研究室) 南館604(いやとみ)

<http://iyaomi-lab.info>