

知的情報処理研究室 研究紹介

Intelligent information processing lab (IIPL).

2025

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

Artificial Intelligence

・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・超える
「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

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 (2025/4/1現在)

教員1名 (いやとみ) 博士研究員 2名

博士課程 3名

修士2年生 11名 修士1年生 5名

学部4年生 12名

Laboratory policy

- ・ We trust and respect the individuals.
お互いを信頼し尊重します
- ・ We achieve our common goals through teamwork.
目標に向かってみんなでがんばります
- ・ We open the door.
いつでも相談どうぞ ドアは開いています

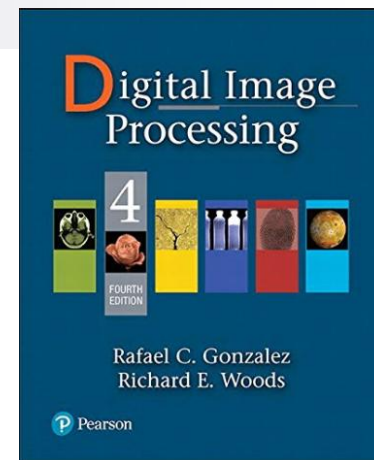
- ・ みんなで楽しくpower upできる研究室でありたい「よく学び よく遊べ」
- ・ 1人1人が対外的に発表できるレベルの成果を生み出せる研究室でありたい

研究を行うためのいい環境および機会(動機づけ、人的、設備面での)があれば、きっとみんな頑張りいい成果が得られると思います。いやとみは、これらを提供するために最大限努力します。

この研究室を巣立っていく学生さんが、研究能力はもちろん、英語を含めた発表スキル、またネットワークシステム構築、管理などのIT基礎力、人間力などを高め、社会で幅広く活躍することを目指し、Laboratory policyを掲げ、力を注いでいます

情報工学ゼミナール & 実験IIIについて

【ゼミナール】 (春)2024年度は火曜3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。

PyTorchを用いた機械学習モデル(画像認識、文書分類等)の構築

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

・Linuxによるシステム構築 & 管理実習

2024年度は火曜1限

＝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)
- ネットワークの構築の仕方 (TCP/IP, セキュリティの基礎)

- ・DB, 認証を含むweb applicationの作成

・機械学習研究をはじめるための準備

- ・githubなどの利用
- ・データセット構築、研究室のGPUサーバの活用方法
- ・研究室内competitionの実施 (In-lab Kaggle)

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月頃実施。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+reasonable (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



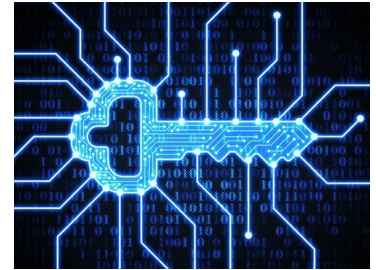
basic

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 language linguistics
 learning processing
 interaction
 automatic linguistic

MACHINE LEARNING
 deep learning
 NEURAL NETWORKS
 STATISTICAL LEARNING
 RECOGNITION
 CLASSIFIER
 ACTION UNLABELED
 ENVIRONMENT PERFORMANCE
 LOGIC DISTRIBUTION
 TIME PROVIDED IMAGES PARSELY



@security

Movie analysis

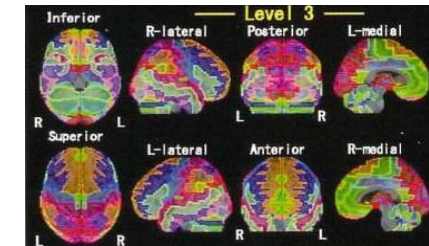


plant

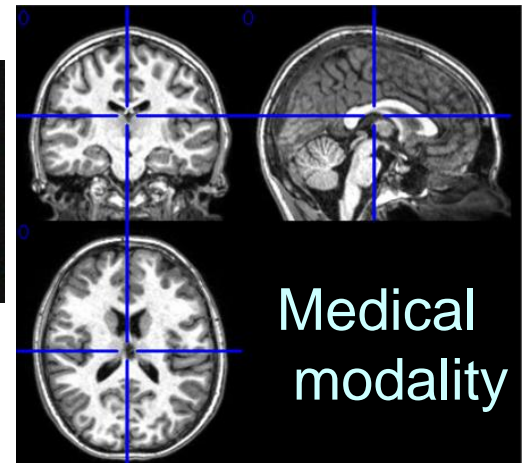
@diagnosis



cancer



@medical app



Medical modality

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～

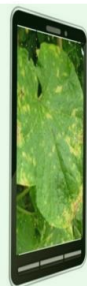
→ ここで得られた世界最大規模のデータと知見を基に
植物病自動診断研究を農研機構・各府県・企業と継続

Machine Learningを用いた植物病自動診断

Machine 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！



smart phoneの
カメラで葉を撮影



smart phone内部
で自動識別



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

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)

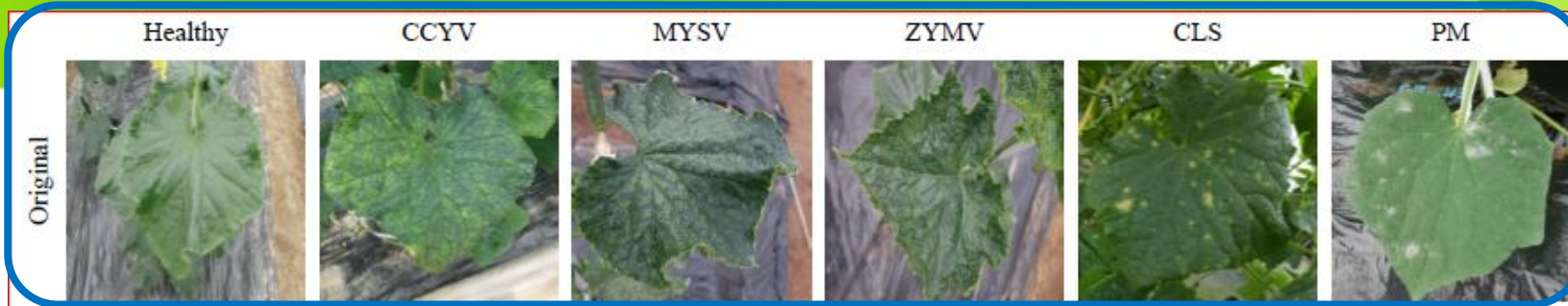
ZYMV(generated)



↑ 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

“生成AI”による、より多様な学習用画像の生成



キュウリCCYV感染葉

最先端の58億枚の画像と、
対応する言葉を学習したモデルでも
工夫せずに生成すると・・・

“Photo of Cucurbit chlorotic yellow virus (CCYV)”

→
Stable diffusion
text-to-image



(全然違う)

本当はこういう画像が欲しい

“cucumber leaf”



with sunlight



in a flowerpot



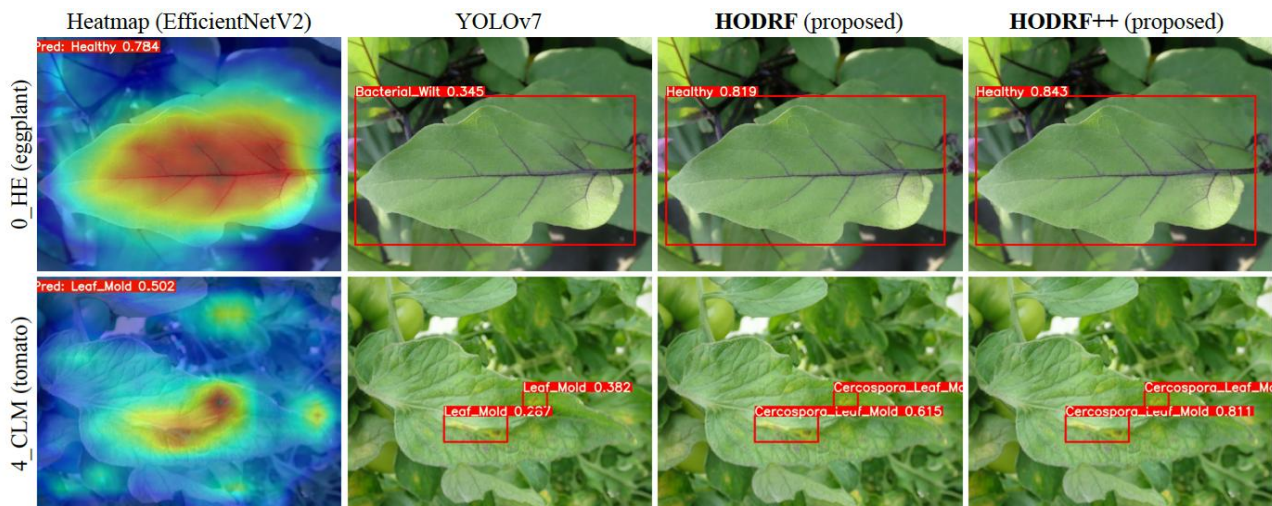
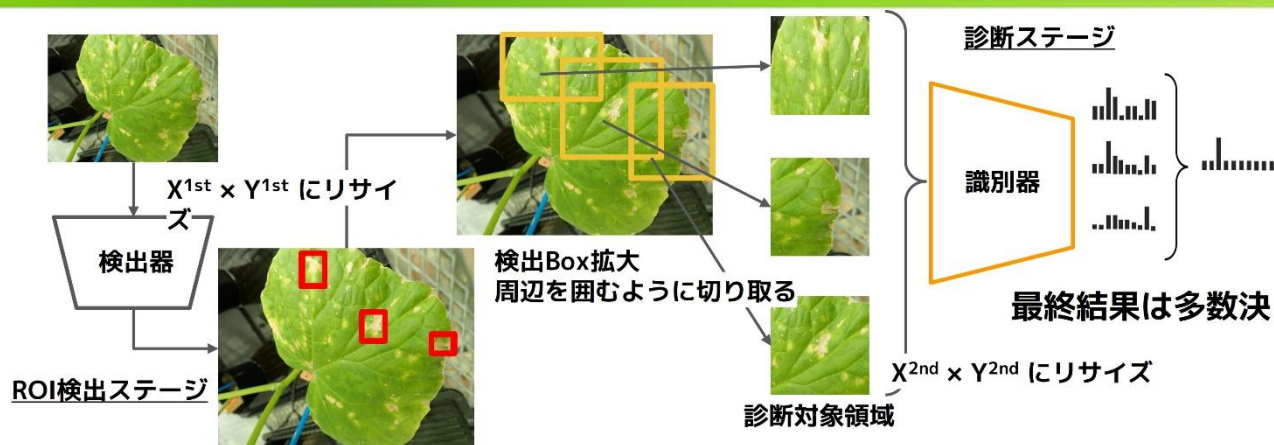
on the soil



StableDiffusion+DreamBooth+独自の工夫
で極めて高精細かつ多様な画像を生成

新しい高精度な診断技術の開発

Hierarchical Object Detection and Recognition Framework (HODRF)



従来型の識別器と物体検出モデルの効果的な統合
低学習コスト かつ高精度な識別の実現

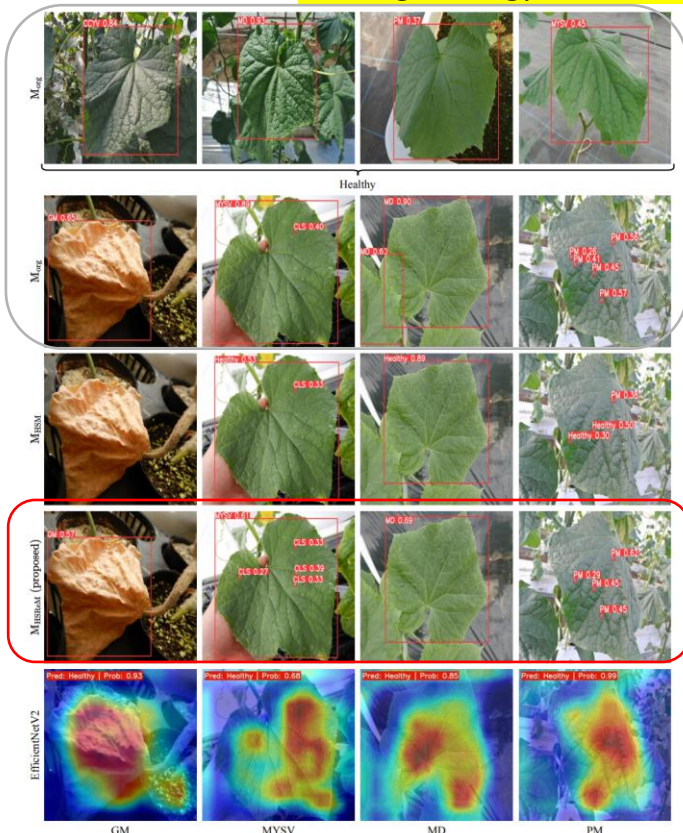
新しい高精度な診断技術の開発

Bounding box型識別器の新しい学習法の提案

Computers and Electronics in Agriculture 2023

(top journal)

training strategy for healthy (negative) samples



YOLOv7 (cutting-edge object detection)
for healthy cases: **failed**

(falsely detected)

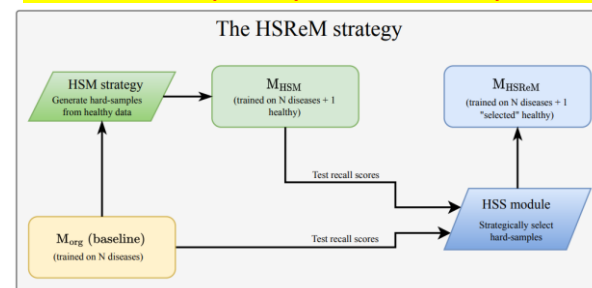
but

YOLOv7 (cutting-edge object detection)
for infected cases: **success**

Proposed: HSReM successfully identified!
HSReM also show good performance
for healthy cases

Object detection model (e.g. YOLOv7)
+ High detection performance
— High annotation cost

— Cannot explicitly learn healthy cases



EfficientNetV2 (cutting-edge CNN) **failed** (falsely undetected)

Model	CCYV	CLS	DM	GM	MYSV	MD	PM	HE	Avg.
Baseline	95.02	88.51	88.26	66.29	69.50	59.99	85.57	44.58	74.71
+ HSM	95.34	87.54	87.86	53.99	58.80	64.01	77.28	69.91	74.34
+ HSReM (proposed)	97.11	85.93	87.86	67.84	69.32	68.88	85.29	75.90	79.76
EfficientNetV2	94.19	69.98	76.92	66.67	60.83	49.77	57.35	57.28	66.62
Two-stage	95.68	86.21	90.12	66.26	51.05	46.26	54.11	56.89	68.32

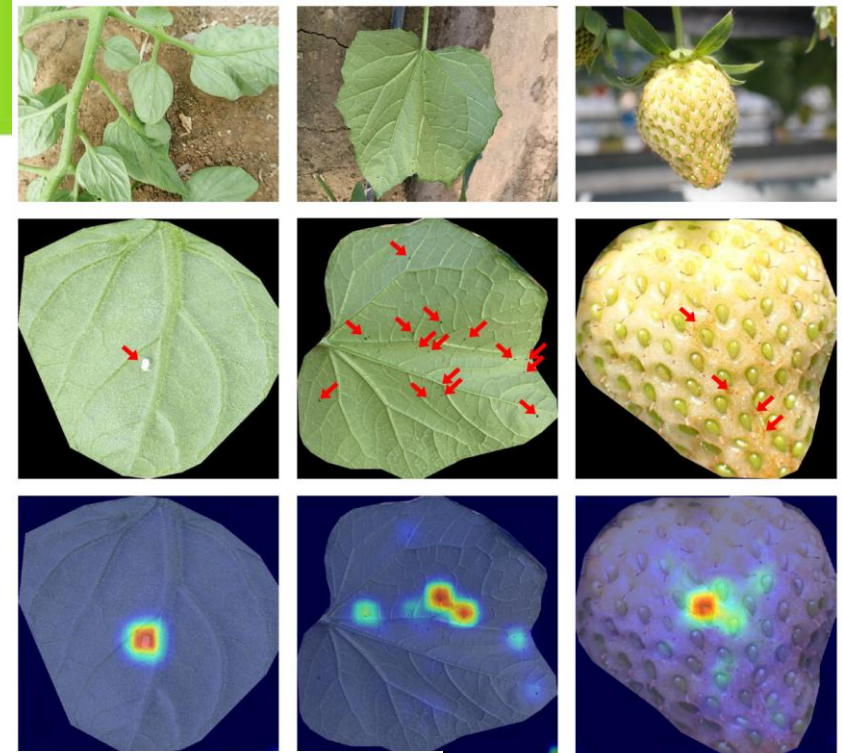
超高精細植物虫害診断

Computers and Electronics in Agriculture 2024

世界最大規模の取り組み (32万枚)

虫害の証拠は、病害の証拠より遥かに小さい虫体が小さく目に見えないものも多い

- ・識別器の注意を小さい虫へ向けさせる
- ・効果的な虫害種の統合による精度向上



(a) Kanzawa spider mite



(b) Twospotted spider mite



(c) Cotton aphid



(d) Greep peach aphid

1 (7)

(c) Thrips (10)

32万枚、4作物、3部位、20種の虫害に対して識別精度F1=85.5%を達成
(これまで全くない規模で、世界最高レベルの精度)

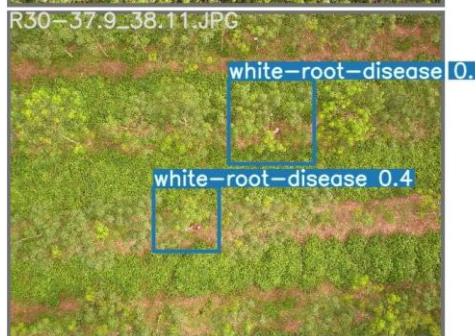
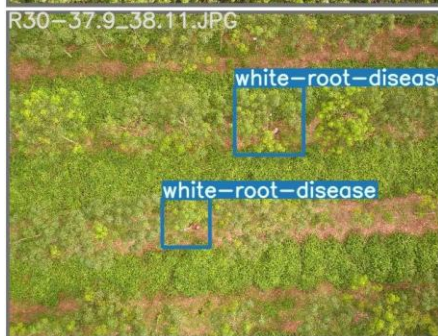
パラゴムノキの根白腐病の ドローンを用いた自動診断

石油由来の合成ゴムに代わり、破壊・疲労特性やタイヤの補強材との接着性が優れている天然ゴムの重要性増加が見込まれる

→パラゴムノキに最も被害を与えている根白腐病の対策が必要

- 熟練者が目視で葉を確認 →約70%が誤診
- 根を掘って確認する必要がある
→診断できる木の本数が少ない

精度が高く、迅速に判断する方法が求められている

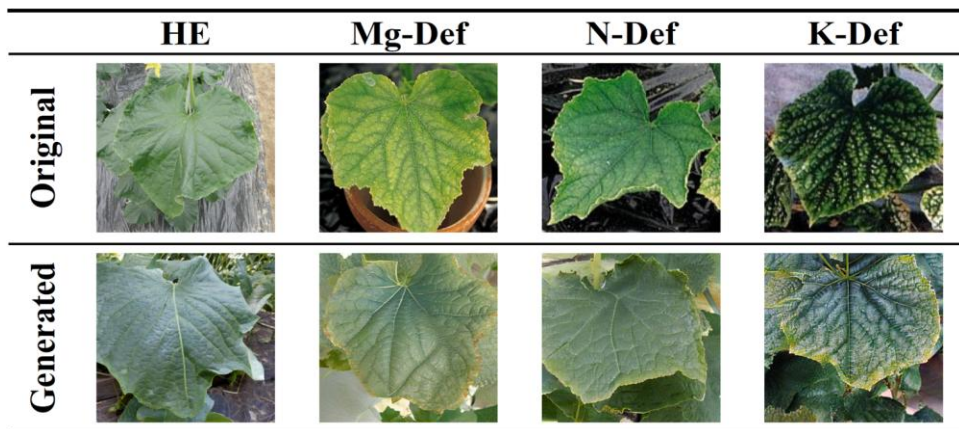


最先端の物体検出手法を活用することで
8割の病気の木を自動検出！
(F1=80.9%)

これまでにない植物病“生理障害”の画像生成

病気でないが健康でない。(欠乏、過剰など)

✦ ウイルス病は生理障害と類似した病徴を持ち両者間の識別は困難である場合が多い
 自動診断技術が求められるが、データがほとんどない！
 → なんとかしたい → 生成する



Class	Sample Size		
	Train	Test	Total
Healthy (HE)	16,023	5,576	21,599
Magnesium Deficiency (Mg-Def)	65	28	93
Nitrogen Deficiency (N-Def)	135	58	193
Potassium Deficiency (K-Def)	37	16	53
Cucubit Chlorotic Yellows Virus (CCYV)	5,969	179	6,148
Melon Yellow Spot Virus (MYSV)	17,239	1,004	18,243
Mosaic Virus (MV)	26,861	1,626	28,487
Total	66,329	8,487	74,816

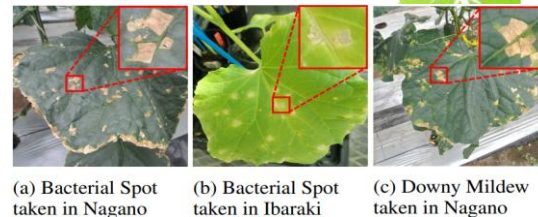
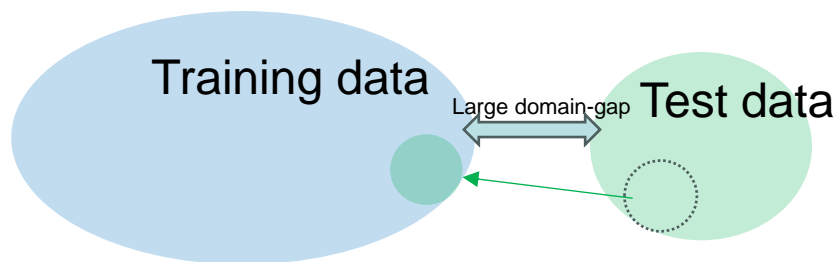
Dataset	F1-Score [%]								
	HE	Mg-Def	N-Def	K-Def	CCYV	MYSV	MV	Micro avg	Macro avg
Baseline	70.28±0.90	70.56±7.75	88.53±3.70	51.74± 6.42	79.34±4.65	72.07±0.81	51.62±0.83	68.61±0.46	69.16±1.48
Add-Top500	71.89±0.95	81.48±9.28	88.11±2.10	67.96± 7.02	83.02±3.76	74.59±0.66	52.90±2.08	71.26±0.78	74.28±1.40

特に難しいカリウム欠乏の識別率が+16ポイント、全体で約5ポイントの改善

完全に未知の環境の画像の診断はとても難しい 一少しだけ相手先の情報を知ることができるなら...

AAAI2025

極めて少ないデータの有効活用法



ID_Name	training	test
00_HE	16,023	5,576
01_PM	7,764	1,898
02_GM	643	167
03_ANT	3,038	77
08_DM	6,953	2,579
09_CLS	7,565	1,813
17_GSB	1,483	374
20_BS	4,362	2,648
22_CCYV	5,969	179
23_MD	26,861	1,676
24_MYSV	17,239	1,004
Total	97,900	17,991

ID_Name	baseline	all-train	fine-tuned	.proposed
00_HE	77.7	76.0	78.3	79.5
01_PM	69.1	81.2	78.0	80.0
02_GM	3.8	62.5	67.6	85.4
03_ANT	34.6	44.6	35.0	65.0
08_DM	67.9	82.8	84.4	86.8
09_CLS	60.6	69.8	81.1	78.7
17_GSB	30.5	60.6	64.0	79.2
20_BS	1.7	56.7	77.0	78.9
22_CCYV	61.6	68.5	59.7	79.3
23_MD	58.9	52.1	58.0	65.9
24_MYSV	58.1	58.7	69.5	70.0
	47.7	64.9	68.4	77.2
		(+17.2)	(+20.7)	(+29.5)

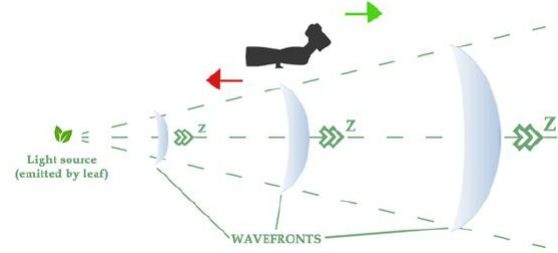
たった病気ごと10例学習に使うと
精度は大幅向上
(普通に活用すると+17ポイント)

うまい使い方をすると
+30ポイントも改善!

物理学(光学)を、機械学習へ適用 全く新しいデータ増強手法の提案

IEEE Access 2025

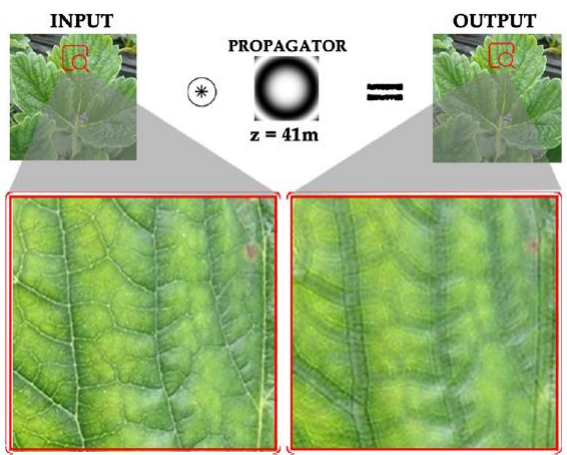
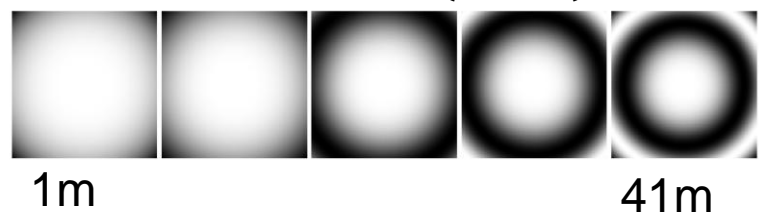
“Waveshift” augmentation



$$\nabla^2 \Psi - \epsilon_0 \mu_0 \frac{\partial^2 \Psi}{\partial t^2} = \left(\frac{\partial^2 \Psi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \Psi}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \Psi}{\partial z^2} \right) - \epsilon_0 \mu_0 \frac{\partial^2 \Psi}{\partial t^2} \quad (1)$$

$$S_z(u, v) = S_0(u, v) \exp\left[-\frac{j2\pi^2}{k}(u^2 + v^2)z\right] = S_0(u, v) W(u, v, z) \quad (5)$$

Propagator in Fourier domain $W(u, v, z)$



CROP_NAME	DA employed	Classification performance in F1 (%)		
		w/o WS	with WS	Improvement
TOMATO (10 classes)	Geometric	77.59	78.32	0.73
	Geo + CLAHE	72.53	75.47	2.95
	Geo + AugMix	73.60	72.93	-0.67
	Geo + RandAug	74.42	78.53	4.11
STRAWBERRY (4 classes)	Geometric	83.53	85.57	2.04
	Geo + CLAHE	86.56	84.48	-2.08
	Geo + AugMix	77.98	78.41	0.43
	Geo + RandAug	83.36	85.91	2.55
CUCUMBER (10 classes)	Geometric	56.96	57.68	0.72
	Geo + CLAHE	53.99	55.43	1.44
	Geo + AugMix	51.72	54.56	2.84
	Geo + RandAug	53.56	54.97	1.41
EGGPLANT (6 classes)	Geometric	82.68	83.35	0.68
	Geo + CLAHE	81.82	84.79	2.97
	Geo + AugMix	83.52	84.82	1.30
	Geo + RandAug	83.62	86.76	3.15
OVERALL				1.54

DATASET_NAME	DA employed	Classification performance in F1 (%)		
		w/o WS	with WS	Improvement
OCULAR DISEASE (2 classes)	Geometric	76.88	78.18	1.30
	Geo + CLAHE	77.40	78.70	1.30
	Geo + AugMix	76.36	77.40	1.04
	Geo + RandAug	77.14	77.40	0.26
SKIN CANCER (9 classes)	Geometric	64.41	65.25	0.84
	Geo + CLAHE	65.25	65.25	0.00
	Geo + AugMix	59.32	64.41	5.09
	Geo + RandAug	66.95	67.80	0.85
CUB-200-2011 (200 classes)	Geometric	66.78	67.11	0.33
	Geo + CLAHE	68.11	68.95	0.84
	Geo + AugMix	70.78	70.78	0.00
	Geo + RandAug	71.29	71.45	0.16
OVERALL				1.00

GISデータを活用した新しい農業

2017年以降、松義台地(群馬県)では地理情報システム(GIS)を利用して圃場ごとに実地調査記録や地理的情報を保存している

→ 根腐病の発病状況、土地の利用状況、その他の情報 (全1742区画)



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	ID	面積	2020Crop	2020Dis	2021Crop	2021Dis	2022Crop	2022Dis	xcoord	ycoord
2	48-7	3201	コンニャク	1	コンニャク	1	コンニャク	1	138.8398762	36.28526347
3	47-4	2018	不耕作	5	コンニャク	3	コンニャク	1	138.838936	36.28603583
4	39-10	1990	飼料作物	5	飼料作物	5	耕作放棄		138.8370282	36.28476707
5	39-7	1107	水稲	5	水稲	5	飼料作物		138.8362261	36.28569655
6	18-10	450	緑肥	5	不耕作	5	不耕作		138.7928646	36.2989666
7	18-8	325	農地以外	5	農地以外	5	農地以外		138.7927988	36.29914426
8	18-9	899	農地以外	5	野菜等	5	野菜等		138.7926179	36.29884298
9	15-1	819	緑肥	5	不耕作	5	緑肥		138.7889842	36.30081152
10	15-3-2	692	緑肥	5	緑肥	5	緑肥		138.788594	36.30006806
11	14-16	3922	コンニャク	1	コンニャク	1	コンニャク	1	138.7884168	36.30057412
12	14-14	3658	緑肥	5	コンニャク	1	コンニャク	1	138.7877567	36.30080714
13	14-13	6872	緑肥	5	コンニャク	1	コンニャク	1	138.7873019	36.3010269
14	17-7	949	コンニャク	1	コンニャク	1	耕作放棄		138.7929488	36.30004989
15	17-2	739	野菜等	5	不耕作	5	耕作放棄		138.7925683	36.30017719
16	17-1	1085	耕作放棄	5	不耕作	5	耕作放棄		138.7922952	36.30030144

人手の調査

**GISのデータを活用することで、
周辺圃場からの影響も考慮した発病予測モデルの実現を目指す**

空からの画像データも使って高精度な予測がしたい！

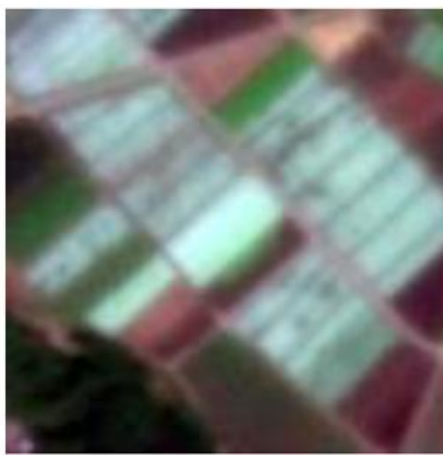
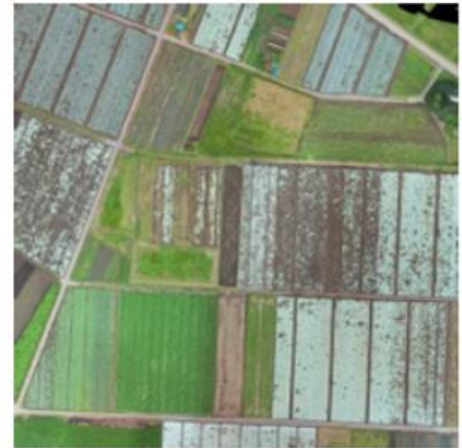
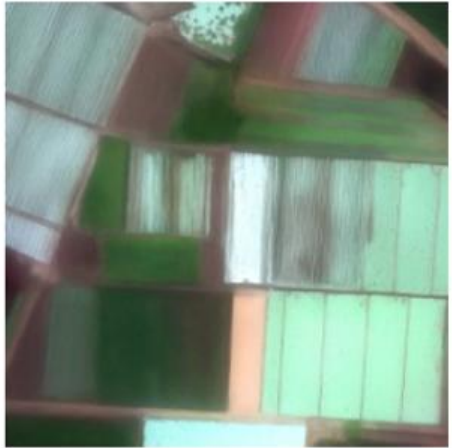
→ しかし衛星画像は安価に入手できるが解像度が極めて低い

GISデータを活用した新しい農業 安価で多く利用できる衛星画像を

ドローンで撮影した画像に匹敵する画質に大幅改善



(撮影時にズレあり)



超解像結果
安価

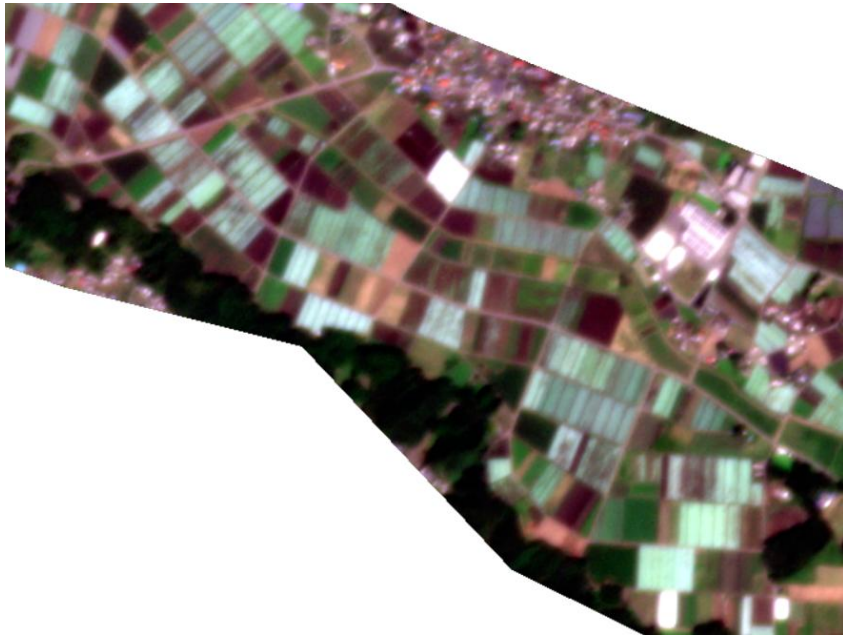
衛星画像
安価

ドローン画像
高価

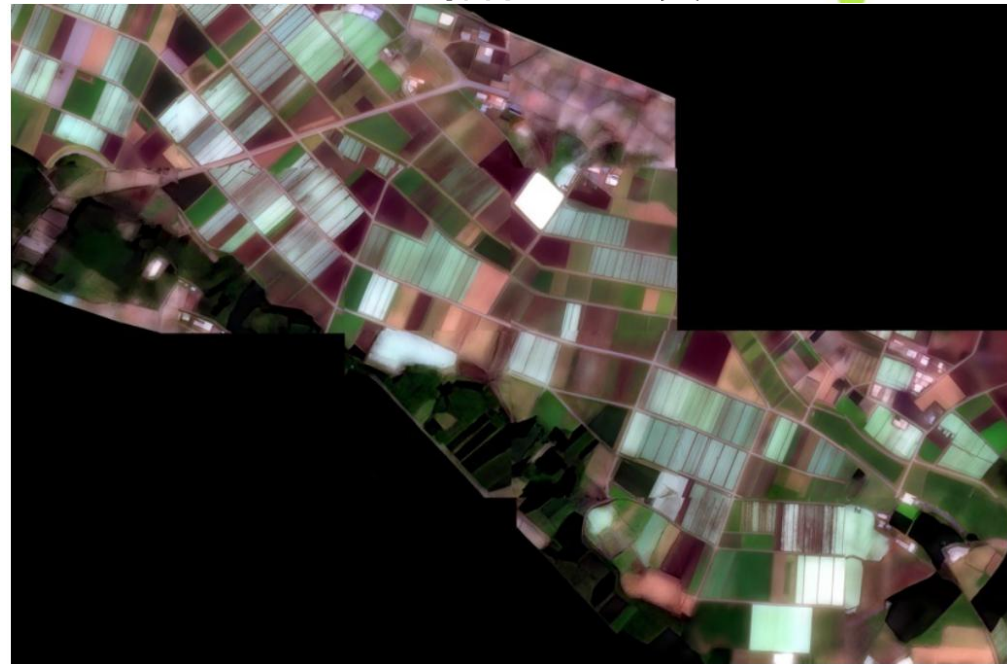
GISデータを活用した新しい農業



衛星写真



超解像した写真



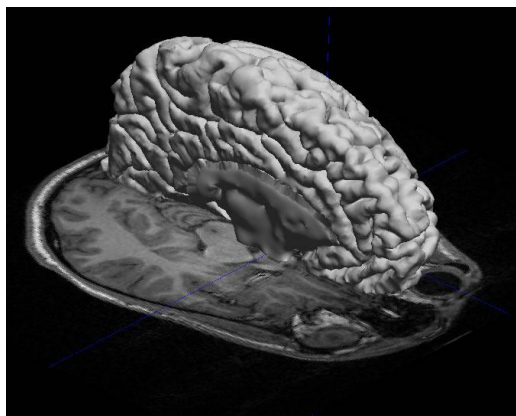
安価な衛星画像を超解像化することで、安価に高解像画像を入手可能
この画像を元に人手の調査なしに高精度な病気の発生予測を実現へ

“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！



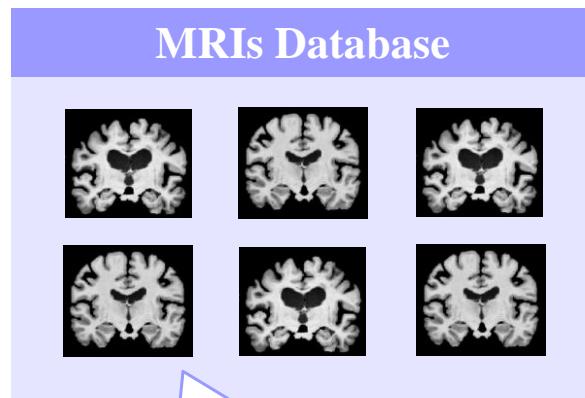
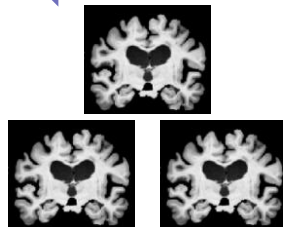
キーワード

例) 心室拡大



User

該当データ



MRI Database

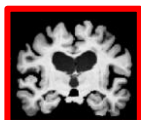
問題点2

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

IEEE Access 2023
Human Brain Mapping 2025

- ・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

Posture correction skull-stripping (PCSS)/ OpenMAP-T1 の提案

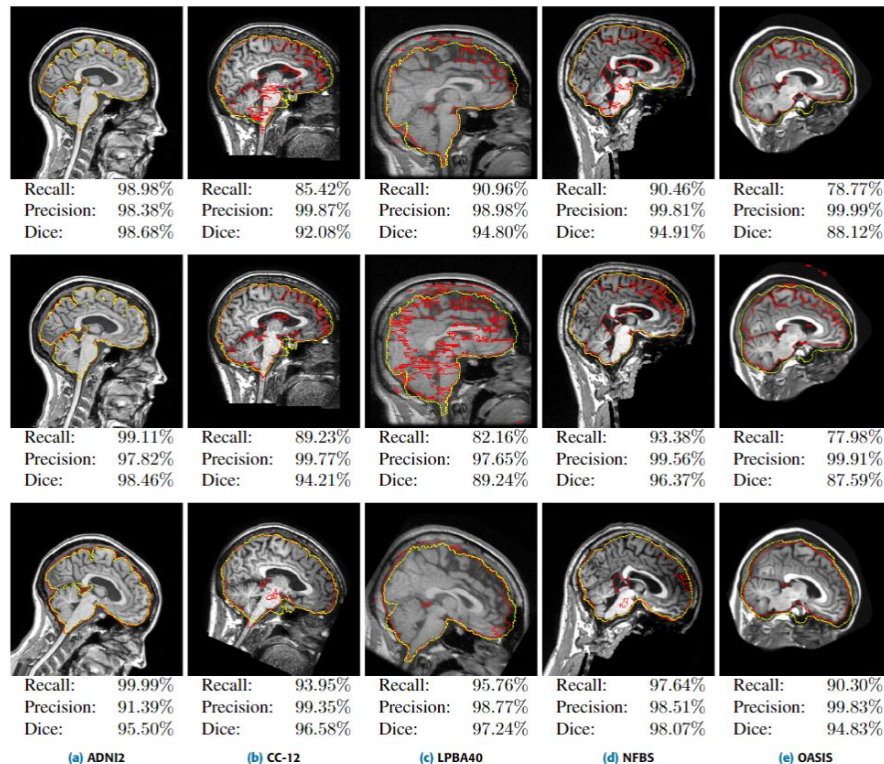
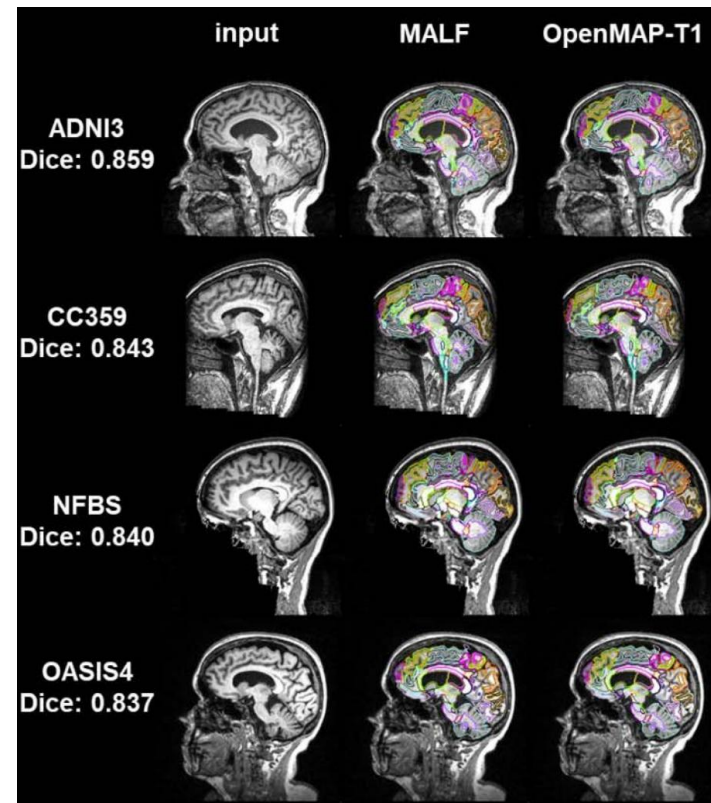


FIGURE 10. Example of SS results by PCSS; from top to bottom, SS results for U-Net, Auto-U-Net, and PCSS-3.



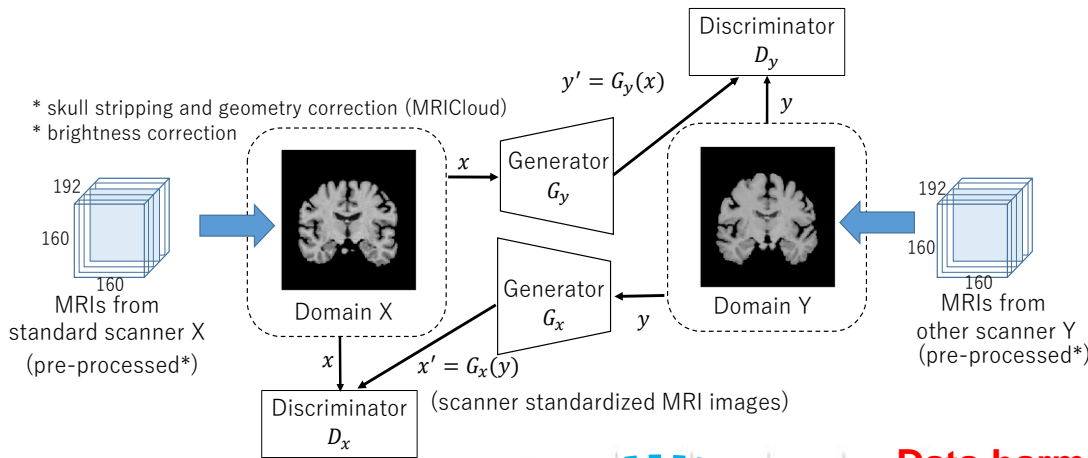
- ・世界最高水準の精度＋高速性を実現
- ・脳領域を医学的に意味のある(JHU space)280領域に分割

MRIスキャナ(ベンダなどの環境)の違いの標準化

画像の調和

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



dataset #1

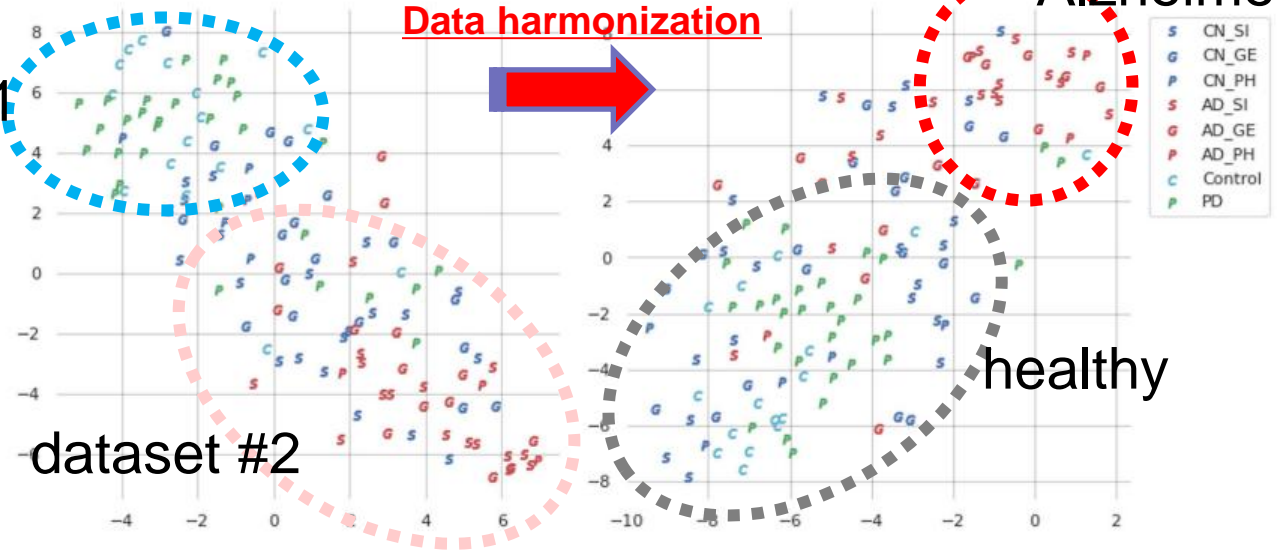
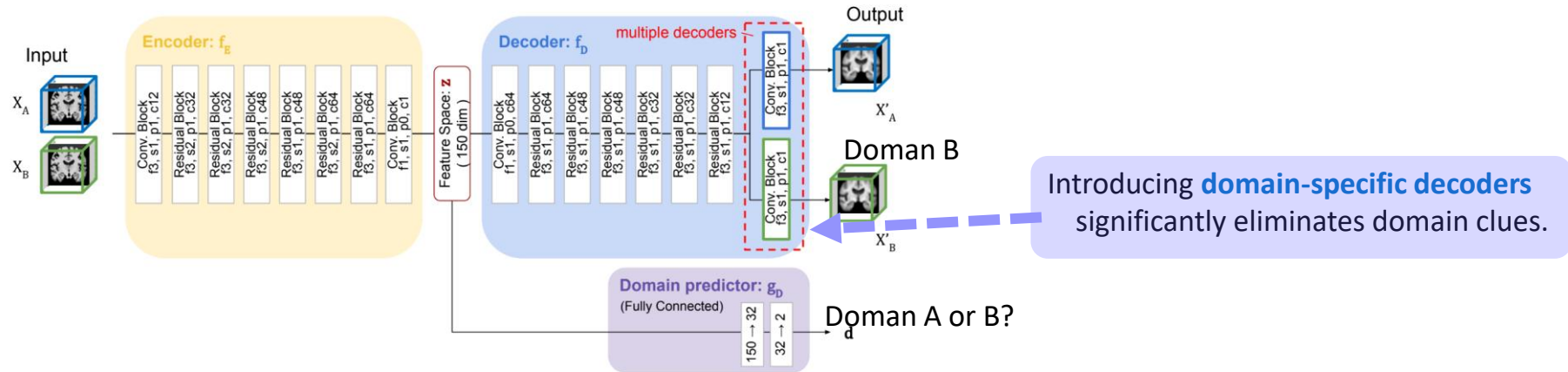


FIGURE 7. Distribution of embedding visualized with t-SNE [31]: (left) baseline (3D-CAE + metric learning), (right) baseline with PSS.

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！

MRIスキャナ(ベンダなどの環境)の違いの標準化

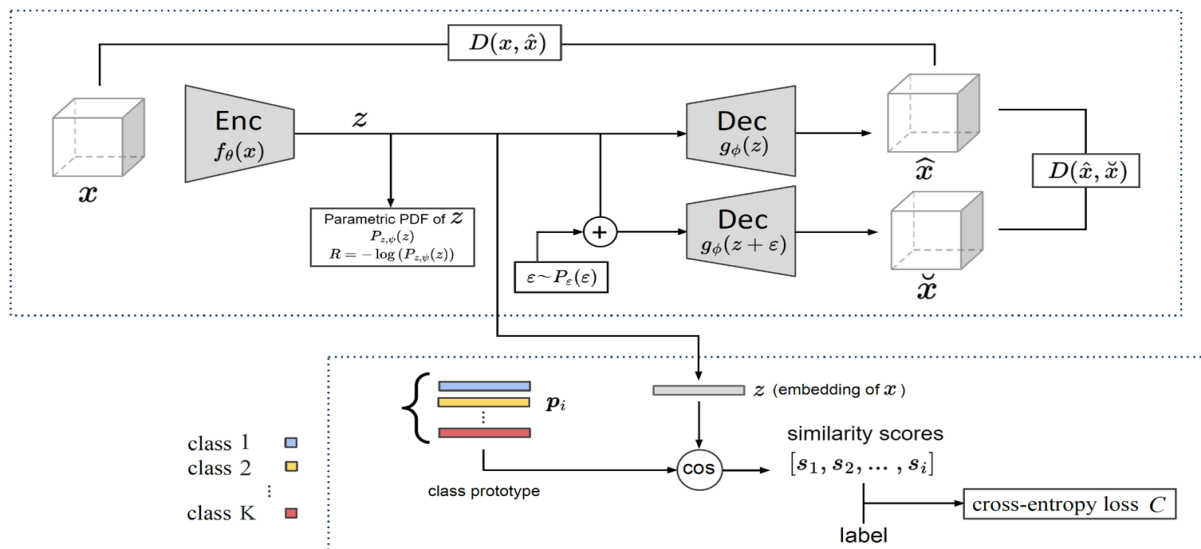
Fig. 1. Architecture of MD-ADA (two domain; f : filter size, s : stride size, p : padding size, c : output channel size).TABLE II
COMPARISON OF EACH SCORE FOR EACH METHOD.

	(1)Reconstruction (RMSE) \downarrow	(2)Domain F1 \downarrow		(3)Diag F1 \uparrow	(4) $D_{CN-Ctrl} \downarrow$
		Logistic-L2	g_D		
A) 3D-CAE (baseline)	0.0853	0.942	0.954	0.762	1.030
B) + Combat [10]	-	0.524	-	0.730	0.971
C) + Noise (SD: 0.01)	-	0.953	-	0.753	1.031
+ Noise (SD: 0.03)	-	0.918	-	0.737	1.009
+ Noise (SD: 0.1)	-	0.820	-	0.637	1.010
D) + ADA	0.0868	0.795	0.584	0.753	0.861
E) + MD-ADA	0.0861	0.702	0.558	0.775	0.847

脳画像の低次元表現から、ドメインの情報を除去することに成功
病気の検索能の向上！

わかりやすい 類似症例検索のための低次元表現の獲得

Isometric Feature Embedding for Content-based Image Retrieval (IE-CBIR)



(1) Data reconstruction ↓

(2) Data retrieval capability ↑

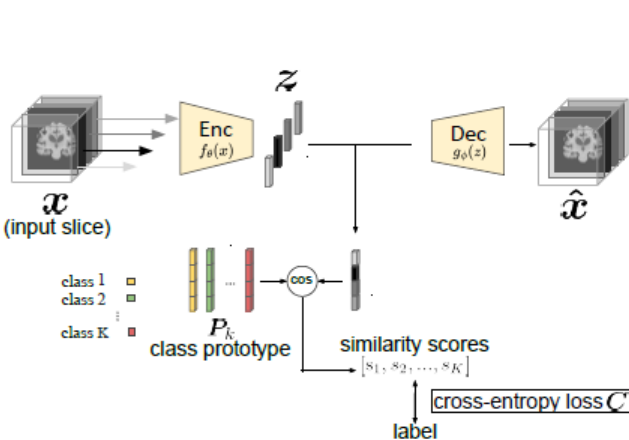
	RMSE	SSIM	Recall	Precision	macro F1
A) 3D-CAE	0.0649	0.922	0.690	0.658	0.777
B) 3D-VAE	0.0786	0.880	0.573	0.485	0.607
C) RaDOGAGA [15]	0.0775	0.882	0.599	0.577	0.749
D) DDCML [6]	0.0902	0.836	0.786	0.891	0.874
E) IE-CBIR	0.0758	0.887	0.802	0.867	0.888

External classification models are required.

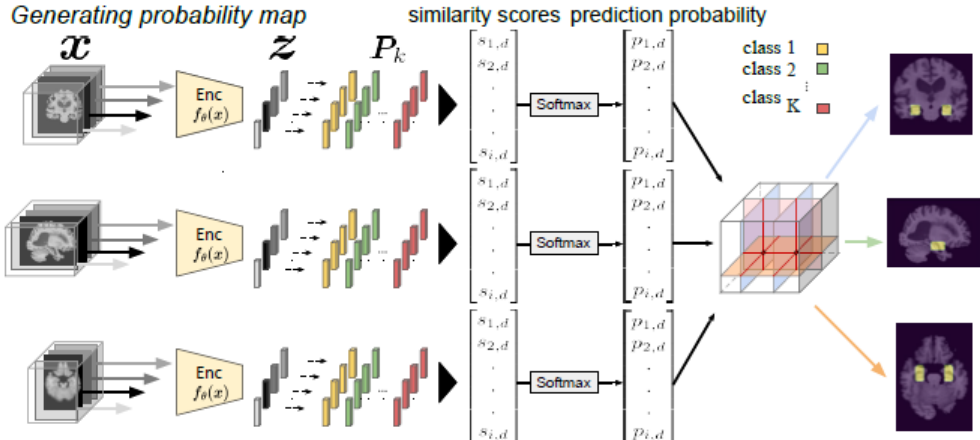
‡ 91.5% in accuracy

- ・患者の脳構造を保存し60万次元→1400次元に圧縮した表現を獲得
- ・外部の識別器を必要とせず世界最高レベルの診断能を達成

より解釈可能な類似症例検索



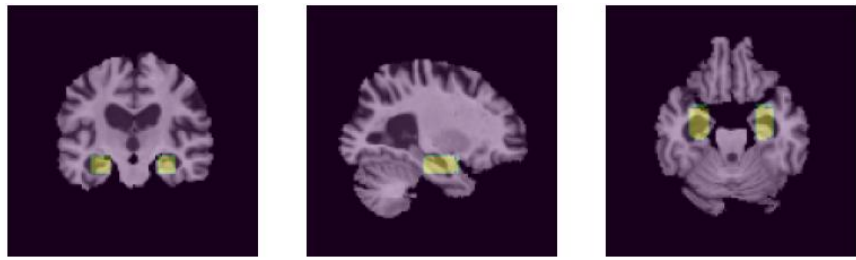
(a) Architecture of iCBIR-Sli



(b) Generation of probability maps

Figure 1: Architecture of iCBIR-Sli and probability map generation for result interpretation.

3次元のMR画像を2次元スライスの集合として類似症例検索を実行
→ より解釈性の高い検索が可能に



アルツハイマー病の根拠として可視化された領域

Figure 2: Visualization of probability maps at each cross-section ($\xi_d = 0.8$).

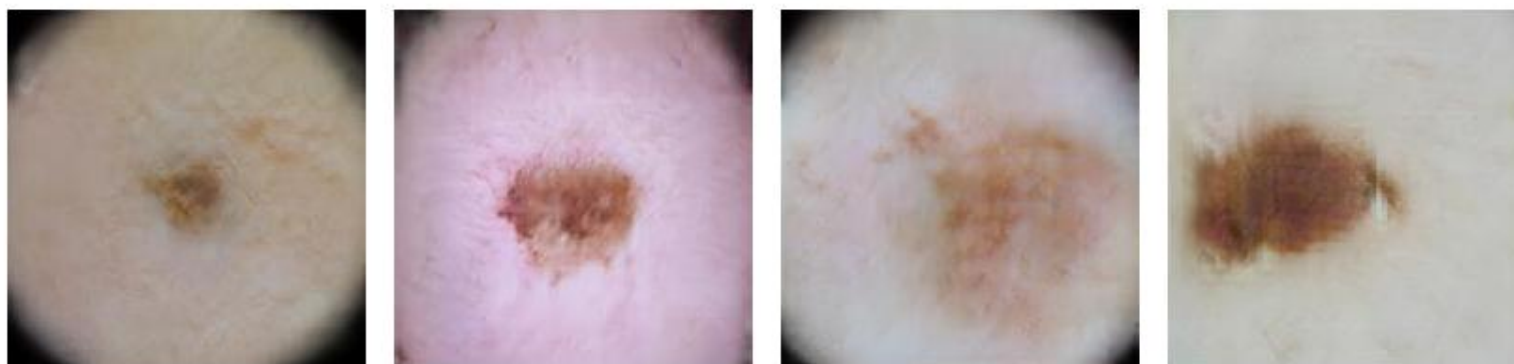
少ない学習用画像を増やす！

臨床で重要なメラノーマ(皮膚がん)診断特徴である 画像生成+スタイル変換

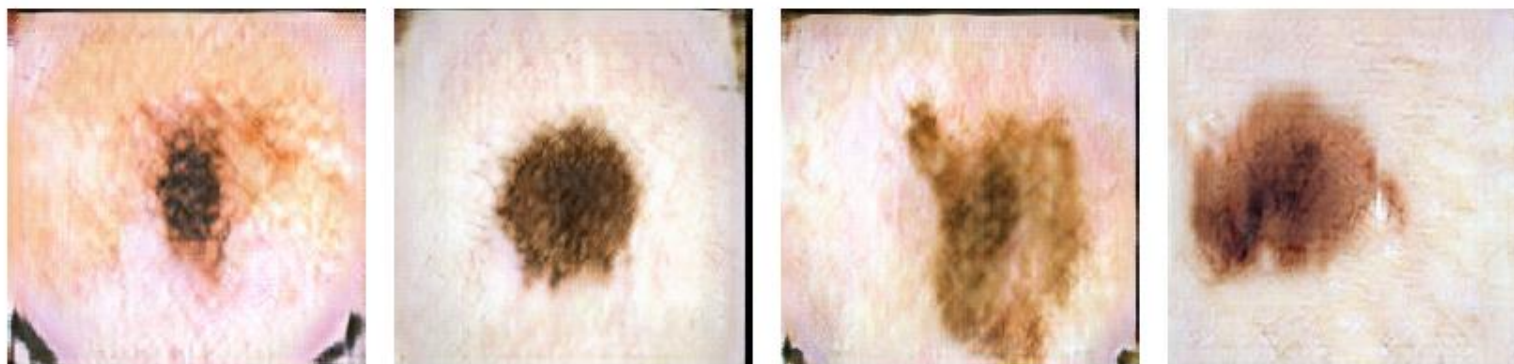
Atypical pigment network特徴を有する画像の“生成”

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)

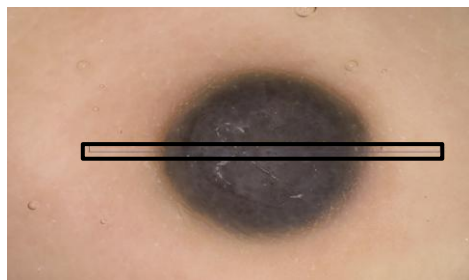


APN_nevusG

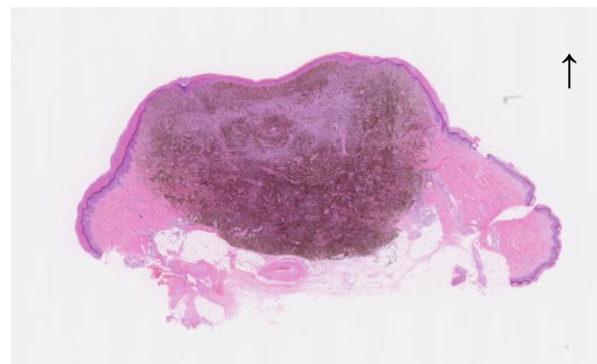
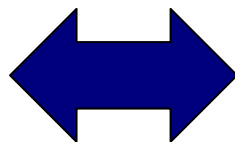


生成した画像を学習に追加することで、
同特徴を有する画像の検出能大幅向上 (AUC+20%)

皮膚ダーモスコピー画像と、病理画像の対応付けの研究



ダーモスコピー画像



病理画像 (皮膚断面)

皮膚がんなどの診断に用いられるダーモスコピー画像と、
確定診断が可能な病理画像の対応付けに関する独創的な研究

もしダーモスコピー画像から、病理画像を推定できれば
非侵襲の画期的な診断支援が可能に！

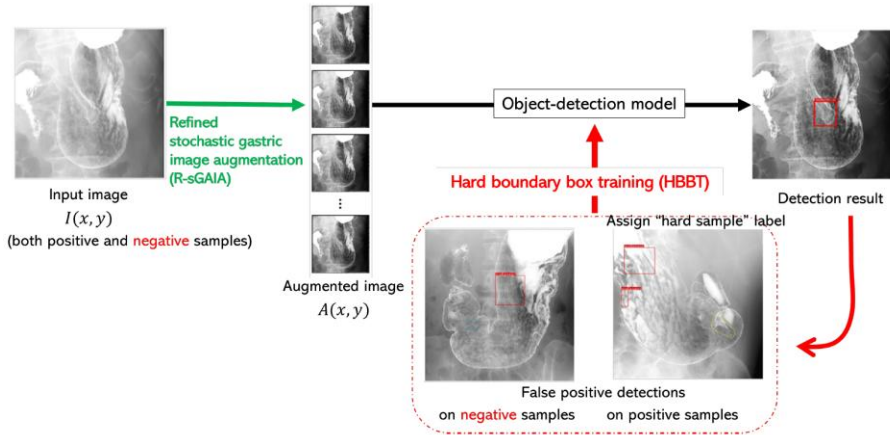
検診による胃部X線画像を用いた胃がん自動診断システム

- ・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

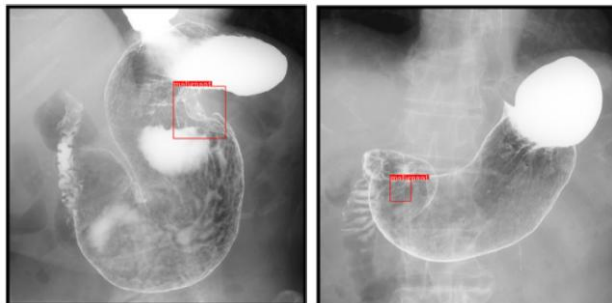
Refined Stochastic gastric image augmentation (R-sGAIA) Hard boundary-box training (HBBT)

の提案



recall=90.2% @ precision=42.5% 達成

- ・医師より高いがん検出能(>85%)
&
5つの検出の内2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

文章の解釈のために重要な部分は何だ？

IEEE Access 2021
Applied Intelligence 2022

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

→さらにその半教師あり学習への拡張(2022)

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 (さらに向上2022)

文書の書き手と読み手の感情認識の違い

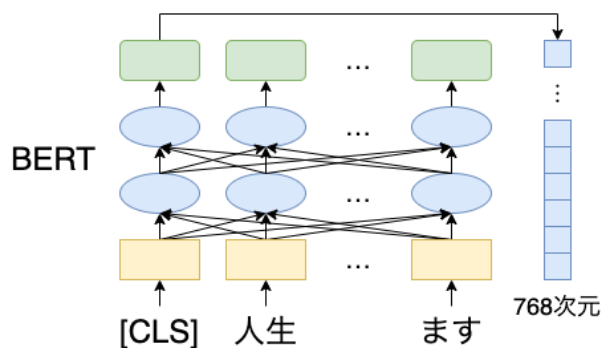
書き手の感情を読み手は正確に読み切れないことが多い

どんな文章は、書き手の感情を読み解きにくいのか？

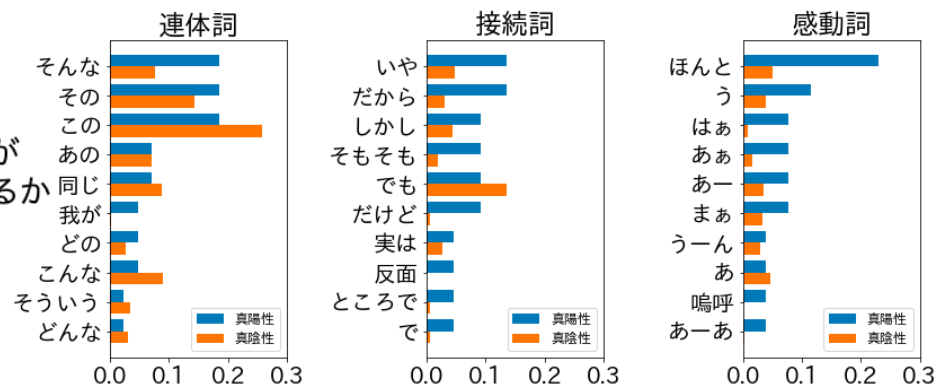
約43,200件の感情情報付与付きTwitterを解析

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



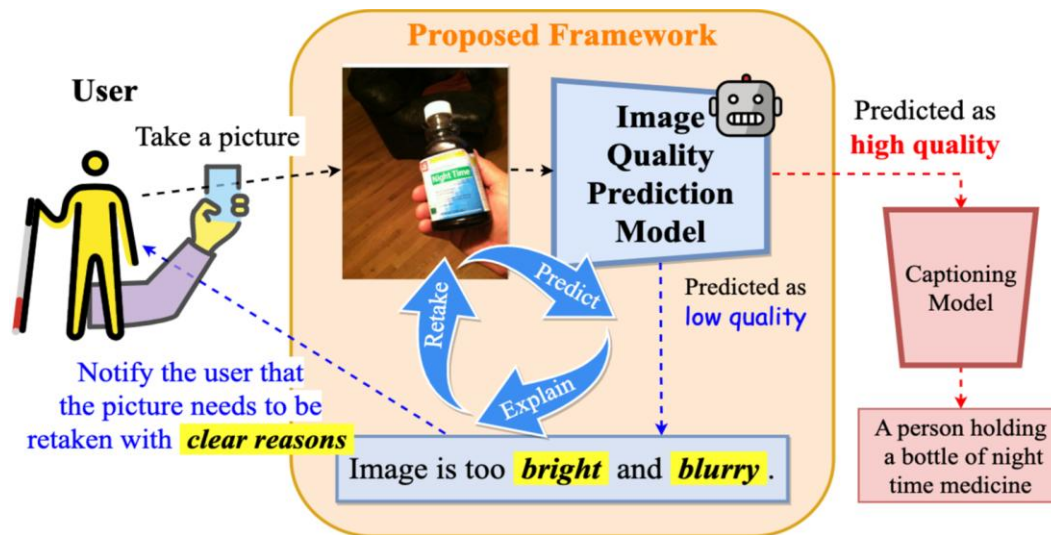
入力された文章が
隠れ怒り文章であるか



→ “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



うまくいく例: はっきりしている



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.

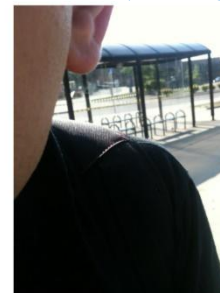


Bunk bed with a narrow shelf sitting underneath it.

うまくいかない例: ボケ、対象物の欠損などなど



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

高品質な画像は、そのままcaption生成。
低品質な画像に対しては、その理由を提示し
写真の撮り直しを要請

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

カテゴリのデータ数に大きな偏りのある時の効果的な学習方法の開発

IEEE Access2025

Simple and effective learning strategy for data imbalance

- Majority or minority loss (MoM loss)

$$\mathcal{L}_{\text{sentence}}(\mathbf{y}^{(n)}, \mathbf{p}^{(n)}) = \lambda \cdot \mathcal{L}(\mathbf{y}^{(n)}, \mathbf{p}^{(n)}) + (1 - \lambda) \cdot \mathcal{L}_{\text{MoM}}(\mathbf{y}^{(n)}, \mathbf{p}^{(n)})$$

Simply add a loss term from majority class.

Input

TEXT	The	WBC	took	place	in	Florida
T (GT)	B-ORG	I-ORG	O	O	O	B-LOC

$\mathcal{L}(\mathbf{y}^{(n)}, \mathbf{p}^{(n)})$

T (GT)	B-ORG	I-ORG	O	O	O	B-LOC
P (Pred)	B-ORG	I-ORG	I-ORG	O	O	O

$\mathcal{L}_{\text{MoM}}(\mathbf{y}^{(n)}, \mathbf{p}^{(n)})$
Proposed

T (GT)	B-ORG	I-ORG	O	O	O	B-LOC
P (Pred)	B-ORG	I-ORG	I-ORG	O	O	O

	Lang.	# train	# val	# test	# class	# O-sample	# entities	sample	ρ_O
CoNLL2003 [5]	En	14,041	3,250	3,453	9	248,818		53,993	0.8217
OntoNotes5.0 [6]	En	75,187	9,603	9,479	37	1,441,685		190,310	0.8834
KWDL [13]	Ja	12,836	1,602	1,613	17	236,290		16,694	0.9340
NER Wiki [14]	Ja	4,274	535	534	17	80,944		17,552	0.8218

	CoNLL2003			OntoNotes5.0			KWDL			Stockmark NER Wiki		
	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1
RoBERTa	89.93	91.56	90.74	88.24	90.00	89.11	77.11	81.66	79.31	81.07	84.45	82.72
w/ WCE-1	85.86	91.31	88.50 (-2.24)	59.55	82.59	69.20 (-19.91)	46.85	77.38	58.31 (-21.00)	39.51	49.58	43.98 (-38.74)
w/ WCE-2	89.88	91.94	90.90 (+0.16)	86.61	90.49	88.51 (-0.60)	68.86	77.23	72.80 (-6.51)	75.72	81.19	78.36 (-4.36)
w/ FL	90.97	91.11	91.04 (+0.30)	88.35	90.09	89.22 (+0.11)	80.12	82.44	81.28 (+1.93)	81.41	85.07	83.24 (+0.52)
w/ MoM (proposed)	91.11	91.27	91.19 (+0.45)	88.34	90.16	89.25 [†] (+0.14)	81.10	82.60	81.85 (+2.54)	81.85	85.23	83.54 (+0.82)

hyperparameter = # class
Tuning of them is cumbersome.

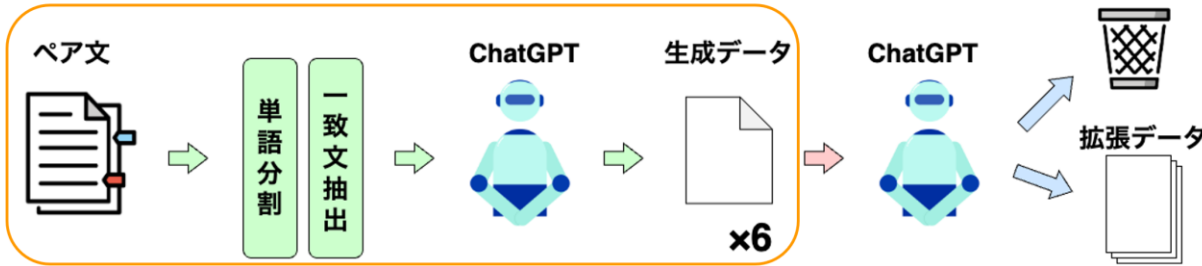
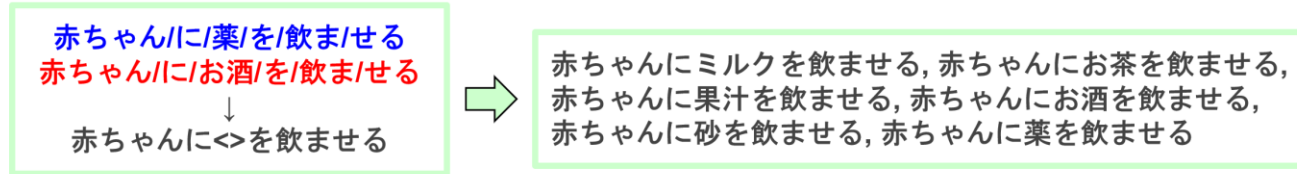
Available only for two class classification.
(in this test, we extended)

- Very simple and effective
(only one hyper-parameter!)

極めてシンプルかつ効果的な学習手法を実現

文化に依存する常識・道徳データの拡張とその解析

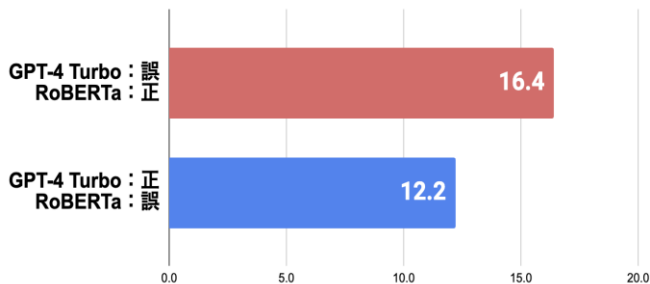
CIKM2024



道徳的に許容できる内容かの判断

	Accuracy	Precision	Recall	F1
RoBERTa (元データセット)	0.848	0.849	0.822	0.835
RoBERTa (拡張データセット)	0.864	0.853	0.858	0.855
ChatGPT (GPT-3.5 Turbo)	0.838	0.778	0.916	0.841
GPT-4 Turbo	0.938	0.936	0.931	0.934

データを約2.2倍に拡張することでRoBERTaの精度約2ポイント向上。ただし、総合的な分類能ではLLMであるGPT4には及ばない



日本文化を含む文の評価

しかし、日本文化を含む文においてはRoBERTa(3億パラメータ)はGPT4(約2兆パラメータ)に近い性能を実現！

GPT-4 の学習データの偏りや人間のアノテーターの価値観や社会文化が影響 → 今後のモデルの改善の余地を示唆

画像生成AIのknown problemに対する対応への挑戦

生成対象が存在しにくいもので、複数ある場合にうまく生成できない



“a red car and white sheep”

特徴が混ざる



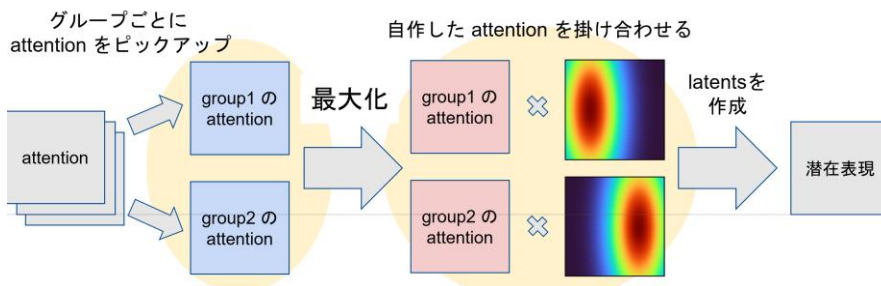
“a brown bench sits in front of an old white building”

特徴が混ざる



“a blue back pack and a brown elephant”

一方の物体が描画されない



[\[2212.05032\] Training-Free Structured Diffusion Guidance for Compositional Text-to-Image Synthesis \(arxiv.org\)](https://arxiv.org/abs/2212.05032)

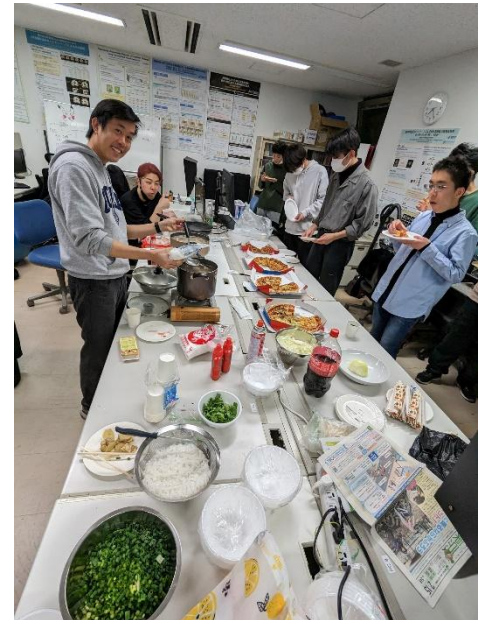
鋭意取り組み中！



↑ 研究室(S603)広角

↓ 全体会の様子 (In-lab competition発表会)





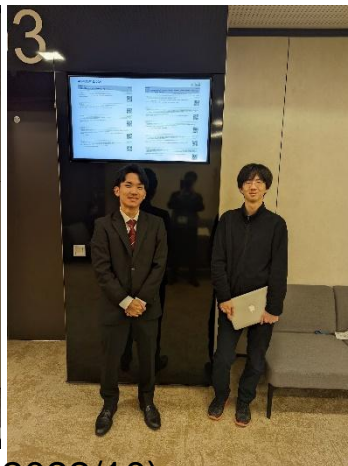


Intelligent Information Processing Lab. (IIPL@Hosei)

学会発表の様子 (International Conference)



IEEE SMC2022 (Prague, Czech: 2022/10)



CIKM 2022 (Atlanta, USA: 2022/10)

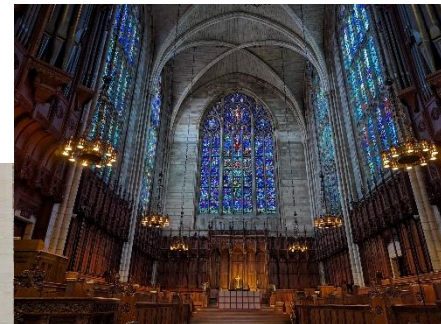
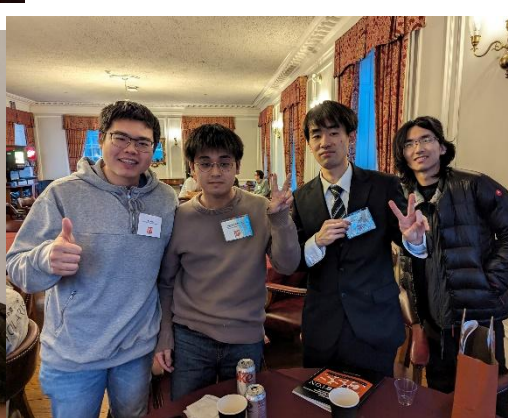
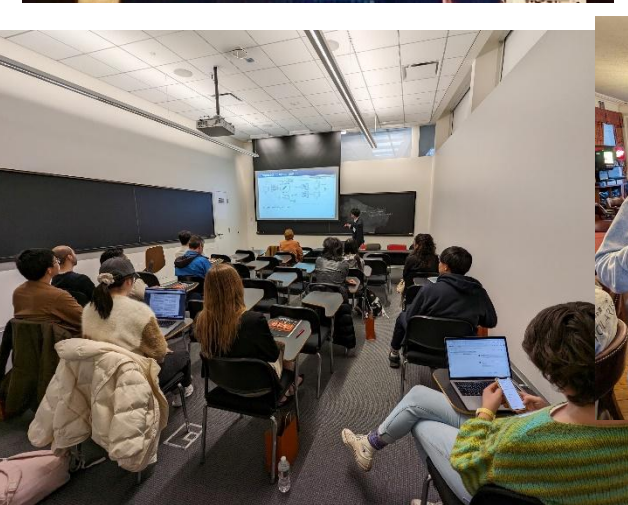


IEEE HONET 2022
(Atlanta, USA: 2022/12)





IEEE SMC2023 (Hawaii, USA: 2023/10)



CISS2024 (Princeton, USA: 2024/3)

近年の受賞

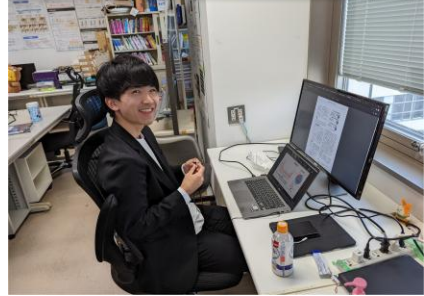
2025/3 +3件
2024/3 +1件

学生奨励賞 (x2)

- “3次元脳画像の類似症例検索実現に向けた高いデータ保存性を持つ低次元特徴表現の獲得”
村木隼人, 彌富 仁
- “ドメイン適応による撮影環境に対して頑健な植物病害診断システムの構築”
工藤渉真, 鍵和田聡, 彌富 仁 [情報処理学会](#) 2023年3月

学生奨励賞 (x3)

- “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
- “物体検出・認識技術を効果的に組み合わせた2段階の植物病害診断法の検討”
岩野滉平, 澁谷将吾, 鍵和田聡, 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
[\(ISCI2018\)](#) 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 Nvidia RTX A6000 (48GB) × 24
GeForce RTX3090 (24GB) × 32
RTX2080Ti(12GB) × 25程度
順次更新予定

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

AMD EPYC 16cores x2

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

その他

南館 学科管理のGPU RTX3090(24GB)x24



研究室の対外的な活動

現時点までの対外的成果（2025/3月現在）

原著論文	:	69件（うち英文誌51件）
国際会議論文	:	97件
国内研究会などでの発表	:	180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）

「脳MR画像のdomain gapの調和および説明可能な類似症例検索技術の開発」（令和6年～令和8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」

「自由記述回答部分に対する機械学習を用いた分析手法の研究」

これまで他に

科研費9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

・慈恵会医科大学 耳鼻科学教室

・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）

・情報通信研究機構(NICT), ・愛媛大学

・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

のようになりたい。。。という人も是非！

南館603(研究室) 南館604(いやとみ)

<http://iyaomi-lab.info>