RESEARCH SEEDS / 2026.11

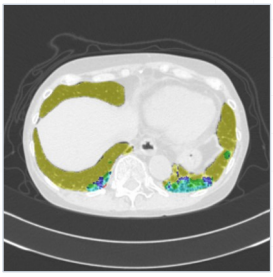
AI TRANSFORMATION FOR REAL-WORLD DATA

DX から AX へ

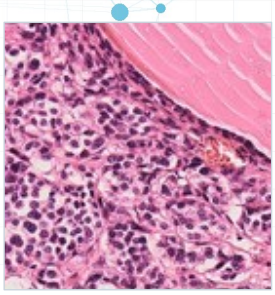
現場の課題を解く AI の見極めと実装

データが少ない・偏っている現場でも使える AI 技術

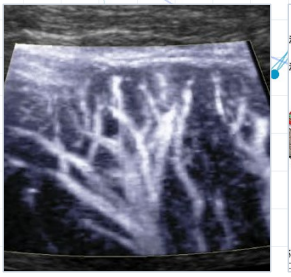
AX = AI トランスフォーメーション



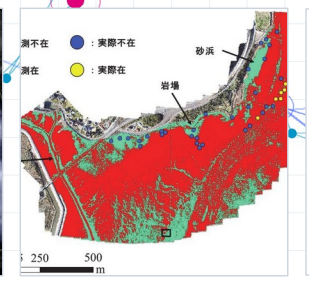
01 CT



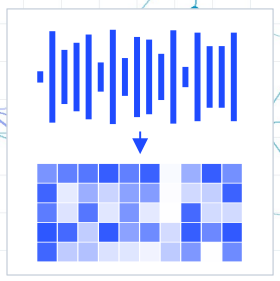
02 PATHOLOGY



03 ULTRASOUND



04 AERIAL



05 SOUND

代表的なモダリティ。手法は分野を問わず使える

INDEX ・ 7 SEEDS

00 **手法の見極め** — 深層学習・機械学習・統計を使い分ける

A / DATA データの課題	**C1** 少ない正解データで学習する	**C2** めったに起きない異常を捉える	**C3** 環境・拠点の違いに強くする	
B / TASK 作業の自動化	**C4** 画像から状態を判定する	**C5** 音・時系列信号を聞き分ける	**C6** 文書を読み解き，画像とつなぐ	**C7** 表データから予測し，要因を見つける

山口大学 大学院創成科学研究科 工学系学域 情報系分野

教授 間普（まぶ） 真吾（しんご）

PUBLICATIONS

学術論文 144 件 国際会議論文 214 件

01 — OVERVIEW

DX から AX へ

DX は土台，AX(AI トランスフォーメーション) は DX を加速するエンジン

DX

DATA AS FUEL

データが燃料

AX

土台·インフラ

データ蓄積，クラウド移行，業務プロセスの可視化

→ **効率化 : 作業を代替**

エンジン·高度化

意思決定の支援·自律化，新規インサイト，高度な UX 提供

→ **知能化 : 判断·予測を支援**

成果が DX の目標 (事業変革·競争優位) へ還元

02 — SEEDS INDEX

AI 適用の課題と研究シーズ

手法を見極め，データの課題を解決して AI を実装する

No.	現場の課題		研究シーズ	代表的な成果	P.
00	AI を使うべきか，どの手法がよいか分からない	→	**手法の見極め : 深層学習·機械学習·統計を使い分ける**	**表形式データの精査による分析手法の最適化**	03
	A / DATA — データの課題				
C1	正解ラベルを付ける人手がない	→	**少ない正解データで学習する**	**抽出精度 0.383 → 0.643**	04
C2	不良品·故障のデータがほとんどない	→	**めったに起きない異常を捉える**	**異常 10 枚の追加で AUC 0.667 → 0.927**	05
C3	装置や拠点が変わると精度が落ちる	→	**環境·拠点の違いに強くする**	**別拠点のデータで F1 値 39.9% → 58.0%**	06
	B / TASK — 作業の自動化				
C4	目視の判定に時間がかかり，人でぶれる	→	**画像から位置·範囲·状態を捉える**	**熟練者 81.6% に対し AI 83.8%**	07
C5	熟練者の耳や勘に頼っている	→	**音·時系列信号を聞き分ける**	**正常音だけで学び AUC 0.944**	08
C6	報告書や記録を読み切れない	→	**文書を読み解き，画像とつなぐ**	**文の自動仕分け PR-AUC 0.905**	09
C7	業務データを予測や要因分析に活かせない	→	**表データ (例 :Excel) から予測し，要因を見つける**	**決定木ベース 66.1% に対しニューラルネット 73.0%**	10

03 — ENTRY:SELECTING THE METHOD

データの性質から本質をつかみ, 手法を選ぶ

深層学習が本当に必要か。統計・機械学習・データマイニングを含めて, データに合う手法を見極める

01 データの性質を見る

MODALITY	VOLUME / LABELS	STRUCTURE	QUALITY	SHIFT
モダリティ	**量と正解**	**構造**	**品質**	**分布の変化**
画像・音・文章・時系列・表	サンプル数, 正解ラベルの量	空間・時間の並び, 要素間の関係	欠損・ノイズ・外れ値	拠点や時期で分布がずれる

02 本質をとらえ, 仮説を立てる

何が結果に効いているか。データがどんな構造を持つか

03 手法を選ぶ, または組み合わせて設計する

STATISTICS

統計

少数のデータで, 要因の効果を推定・検定する

根拠 係数と信頼区間

MACHINE LEARNING

機械学習

表データの予測 (勾配ブースティングなど)

根拠 SHAP , 特徴量の重要度

DEEP LEARNING

深層学習

画像・音・文章など, 構造を持つ大量のデータ

根拠 CAM , アテンション, SHAP

DATA MINING

データマイニング

隠れたパターンやルールの発見

根拠 相関ルール, 決定木

C1

部分教師あり学習と領域抽出

正解が一部しかなくても学習する

課題 専門家による正解付けは高価で, 正解が付いたデータはごく一部しかない

FIG.1a 学習に使う正解 :1 枚に 1 種類だけ, 一部の領域に

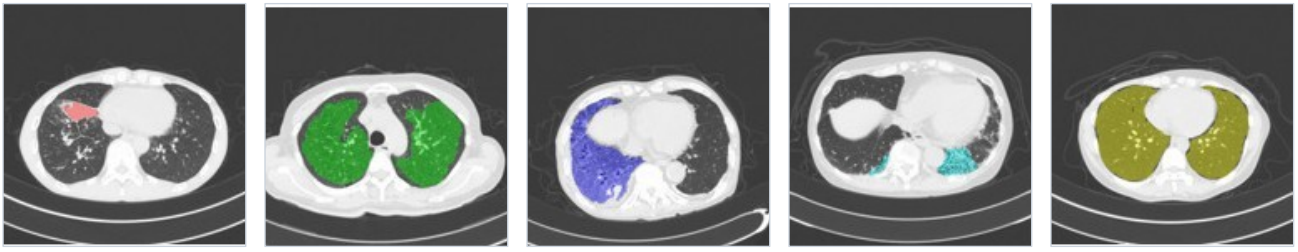
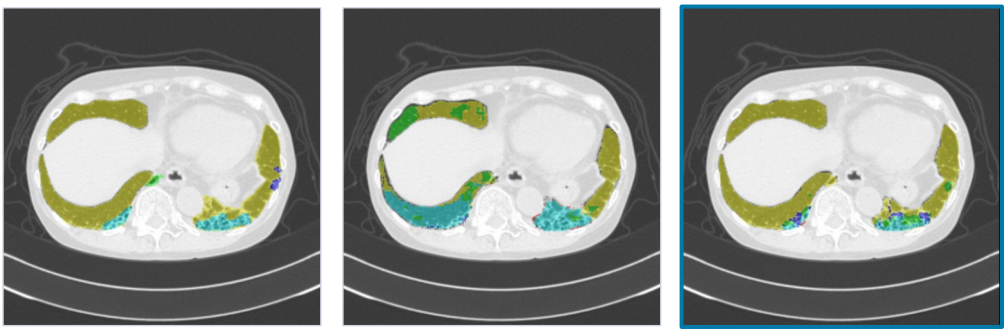


FIG.1b 結果 :5 種類を同時に切り出す



正解　通常の学習　**提案手法**

色は陰影の種類。提案手法は正解に近い

ポジティブ学習・ネガティブ学習という手法を提案

RESULT

正解が画像の一部の領域のみに付されたデータで学習

0.643

領域抽出の精度 (Dice 係数)

通常の学習	0.383
提案手法	0.643

モデルの大きさは約 1/6

指標 Dice 係数 :AI が切り出した領域と正解の重なり。1 で完全一致

展開先の例 APPLICATIONS

- → 不良箇所の注釈が一部しかない外観検査
- → インフラ点検画像の判定
- → 記録はあるが整理されていない検査業務

実証例 医用 CT・X 線画像の陰影の抽出と分類

代表業績 Applied Sciences 2025, Artificial Life and Robotics 2026, IEEJ Trans. EEE 2023, Medical Imaging Technology 2022, IEEE ICMLA 2024

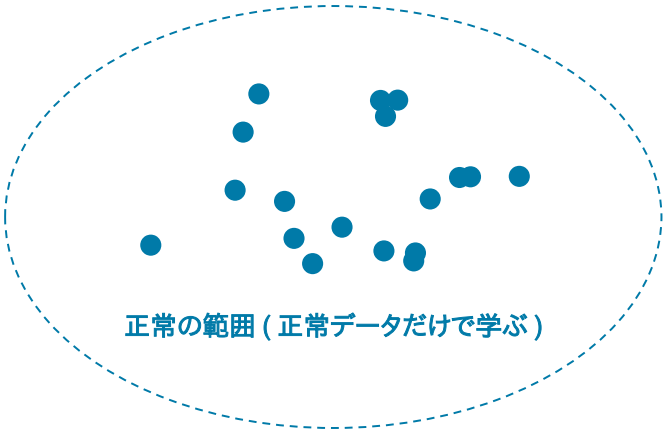
図の出典 Mabu et al., Applied Sciences 2025, Fig. 2・9(CC BY)

SEED C2 · A / DATA データの課題

C2 異常検知 正常なデータだけで異常を見つける

課題 不良・故障・災害はめったに起きず，異常側のデータが集まらない

FIG.2a 正常の範囲を学び，外れたものを異常とする



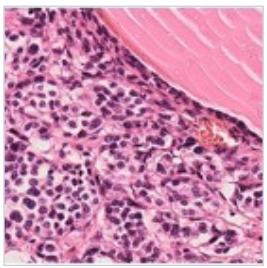


FIG.2b 本物

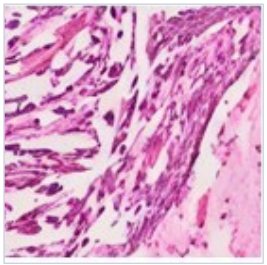


FIG.2c 生成

+ 画像生成 AI
少ない異常例を生成して補う

異常データは偽物であっても「**正常でない**」ものが効果的

RESULT

正常 1,000 枚に，異常を各 10 枚だけ加える

0.927

異常を見分ける性能 (AUC)

異常 0 枚	0.667
異常 各 10 枚	0.927

希少な異常を段階的に切り分ける

指標 AUC: 異常を正常より上位に並べられる確率。1 で完全，0.5 は偶然と同じ

展開先の例 APPLICATIONS

- → 不良品の少ない外観検査
- → 設備の予兆保全
- → 構造物の変状や不正の検知

実証例 病理画像・医用画像の希少な異常，衛星 SAR 画像の土砂災害，聴診音

代表業績 J. Robotics, Networking and Artificial Life 2021，電気学会論文誌 C 2022, AROB 2025・2026

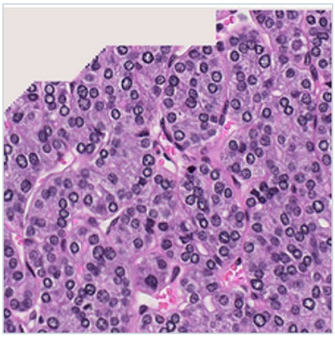
図の出典 Nakado et al., AROB 2026, Fig. 2

SEED C3 · A / DATA データの課題

C3 ドメイン変換 装置や拠点が変わっても精度を保つ

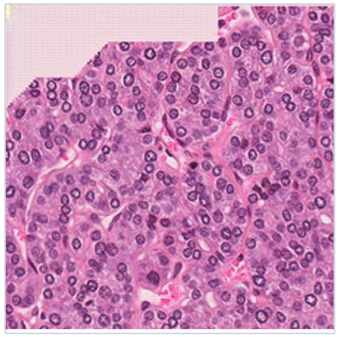
課題 装置・照明・拠点などデータの特性が変わると，学習済みの AI の精度が落ちる。データを外に出せない

FIG.3a 拠点 B の画像



見え方を
そろえる変換

FIG.3b 変換後 (拠点 A 風)



拠点 A で
作った AI
で判定

A と B は人には似て見えても，**AI には別物に見える**

データを外に出せないとき

各拠点にデータを置いたまま学習し，AI の中身 (重み) だけを集める (連合学習)

RESULT

拠点 A で作った AI を，拠点 B で使う

58.0%

判定の精度 (F1 値)

そのまま使用	39.9%
画像を変換	58.0%

拠点 B の画像の見え方を拠点 A 風にそろえてから判定する

指標 F1 値 : 見逃しと誤検出の両方を見た精度。100% で完全分離

展開先の例 APPLICATIONS

- → 複数の工場・ラインへの横展開
- → カメラや照明の更新後の再学習
- → データを共有しない企業間の共同学習

実証例 撮影装置の異なる CT 画像，染色条件の異なる病理画像，複数施設の連合学習

代表業績 IJCARS 2021・2024, Scientific Reports 2023, AROB 2026

図の出典 Ichiuji & Mabu, IJCARS 2024, Fig. 4(色調の変換)

SEED C4 · B / TASK 作業の自動化

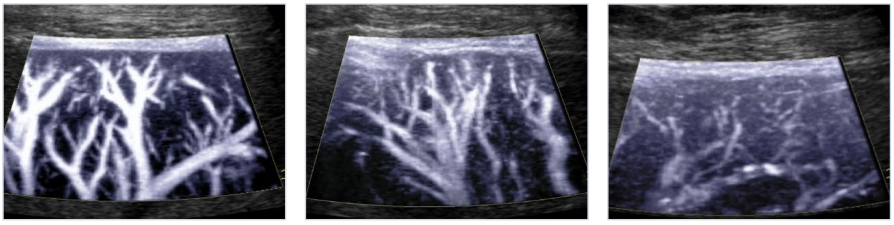
C4

状態識別

対象の重要な特徴を把握し，状態を判定

課題 対象の位置・広がり・進み具合を目で見て判定しており，時間がかかり，人によってぶれる

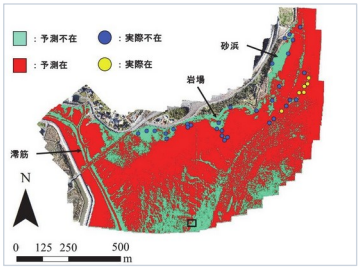
FIG.4a 画像から状態の段階を判定



段階 0～1　段階 2　段階 4

超音波エコーの血管の形から病気の進み具合を判定

FIG.4b 空撮から分布図



製品の写真，超音波画像，衛星画像，ドローンの空撮で同じ流れを使う。
広い範囲を一括で判定し，分布の地図にもできる

RESULT

画像から状態の段階を判定 (517 名のデータ)

83.8%

判定の正解率

熟練者の目視	81.6%
AI	83.8%

感度 84.2%，特異度 83.5%。AI は人による判定のぶれがない

指標 感度：異常を当てた割合。特異度：正常を当てた割合

展開先の例 APPLICATIONS

- → 製品写真からの不具合箇所の検出
- → 目視による等級判定の標準化
- → インフラ・斜面の広域監視

実証例 製品写真の不具合箇所 (C 社と共同研究中)，超音波画像，衛星 SAR，ドローン空撮

代表業績 BMC Medical Imaging 2025, J. Signal Processing 2020, 土木学会論文集 B1 2020, Frontiers in AI 2022

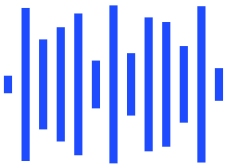
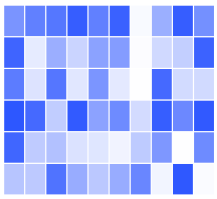
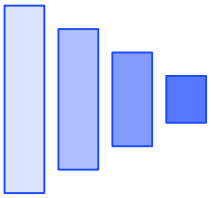
図の出典 Miura et al., BMC Medical Imaging 2025, Fig. 4(CC BY 4.0)，大中ら，土木学会論文集 B1 2020, 図 -7

SEED C5 · B / TASK 作業の自動化

C5 音を画像に変えて AI が聞き分ける

音響信号処理

課題 音や振動の聞き分けが熟練者の感覚に頼っており，人に依存している

STEP 01	STEP 02	STEP 03	STEP 04
			
マイクで録った音	**音を画像に変える**	**AI が形と時間の流れを読む**	**音の種類，正常か異常かを出力**
波形	スペクトログラム	CNN + RNN,Transformer	

音を画像 (スペクトログラム) に変えて，**AI が形と時間の流れから聞き分ける**

RESULT

正常な音だけで学習し，異常な音を検知

0.944

異常を見分ける性能 (AUC)

従来手法		0.873
改良手法		0.944

219 件の分類でも，事前学習で正解率 73.8% → 78.1%

指標 AUC: 異常を正常より上位に並べられる確率。1 で完全，0.5 は偶然と同じ

展開先の例 APPLICATIONS

- → 設備の異音検知
- → 打音検査
- → 振動データによる状態の監視

実証例 聴診音 (呼吸音) の分類と異常検知，神経活動の時系列解析

代表業績 電気学会論文誌 C 2020・2022, Computers & Electrical Engineering 2021, 医用画像情報学会雑誌 2021, IEEE SMC 2025

SEED C6 · B / TASK 作業の自動化

C6

自然言語処理

大量の文書から必要な情報を取り出す

課題 報告書・記録・問い合わせが多すぎて読み切れない。画像と記録が別々に保存されている



報告書の文

画像と組で学ぶ研究も実施：**誤検出が減る（特異度 53% → 81%）**

TRACK RECORD

JAXA・大阪大学・山口大学の共同研究で，過去数十年にわたる不具合情報などのデータから，必要な技術情報や知見を検索するシステムを構築した

RESULT

報告書の文を 1 文ずつ，6 つの箇所に自動で仕分け

0.905

仕分けの性能 (PR-AUC)。学習用は約 2.8 万文

提案手法 0.905

正解の少ない箇所も 0.840 → 0.858

指標 PR-AUC: 仕分けの正しさと見落としの少なさを合わせた値。1 で完全

展開先の例 APPLICATIONS

- → 不具合記録からの知見の探索
- → 点検記録・日報の自動分類
- → 顧客の声の分析

実証例 宇宙分野の記録の検索 (JAXA)，医用画像の所見文の分類，CT 画像と報告書の対応づけ，SNS の話題・感情分析

代表業績 AROB 2024・2025・2026, INISTA 2024

SEED C7 · B / TASK 作業の自動化

C7

機械学習・データマイニング

予測し要因を探す

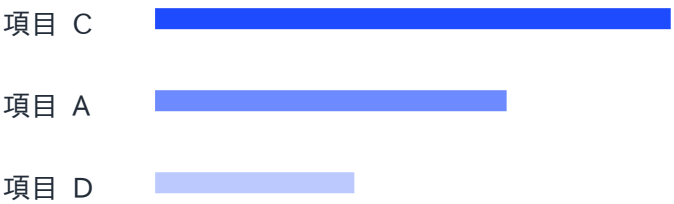
課題 工程・品質・検査の表データはあるが，予測にも要因の分析にも使えていない。欠損も多い

FIG.7a 表データ (? は欠損)

A	B	C	D
·	?	·	·
·	?	·	?
?	·	·	·
·	·	?	·

欠損を補い，結果を予測

FIG.7b 効いている項目の順位



説明が必要なとき

「A かつ B のとき，結果 C になりやすい」という，人が読めるルールを大量のデータから取り出す (相関ルール抽出)

RESULT

欠損の多い表データで，手法を比べて選ぶ

73.0%

予測の正解率 (有意差あり)

決定木ベース	66.1%
ニューラルネット	73.0%

欠損は多重代入法で補完 (ゼロで補完 68.4% , k 近傍法 71.5%)

展開先の例 APPLICATIONS

- → 品質の予測と，効く工程条件の特定
- → 検査・測定項目の削減
- → ルールによる異常な取引の検知

実証例 臨床検査項目からの身体活動の予測，ネットワークへの侵入の検知，ベンチマークデータでのルール抽出

代表業績 Journal of Clinical Medicine 2023, IEEJ Trans. EEE 2020, Artificial Life and Robotics 2016

REFERENCE — JOINT RESEARCH

共同研究

シーズは企業・公的機関との共同研究で実データに適用してきた

PERIOD	PARTNER	THEME	SEEDS
2016.11 – 2018.03	**A 社**	ハイブリッド車両の走行データから，データマイニングで知識を取り出す	C7
2017.07 – 2019.03	**B 社**	胸部 CT 画像による診断支援	C1 C2 C4
2017 – 2019	**山口県産業技術センター (受託)**	産学公の連携によるリモートセンシング技術の活用	C4
2018.04 – 継続中	**C 社**	製品の不具合箇所を検出する (2021 年度からは学術指導)	C2 C4
2019.11 – 2022.03	**JAXA ・大阪大学**	過去数十年の不具合情報などから，必要な技術情報や知見・教訓を検索する自然言語処理 AI	C6
2026 年度	**D 社**	業務データからの異常予兆検知	C2 C7

REFERENCE — TRACK RECORD

研究の実績

データからの知識発見に始まり, 画像診断, 画像と文書をつなぐ AI へ

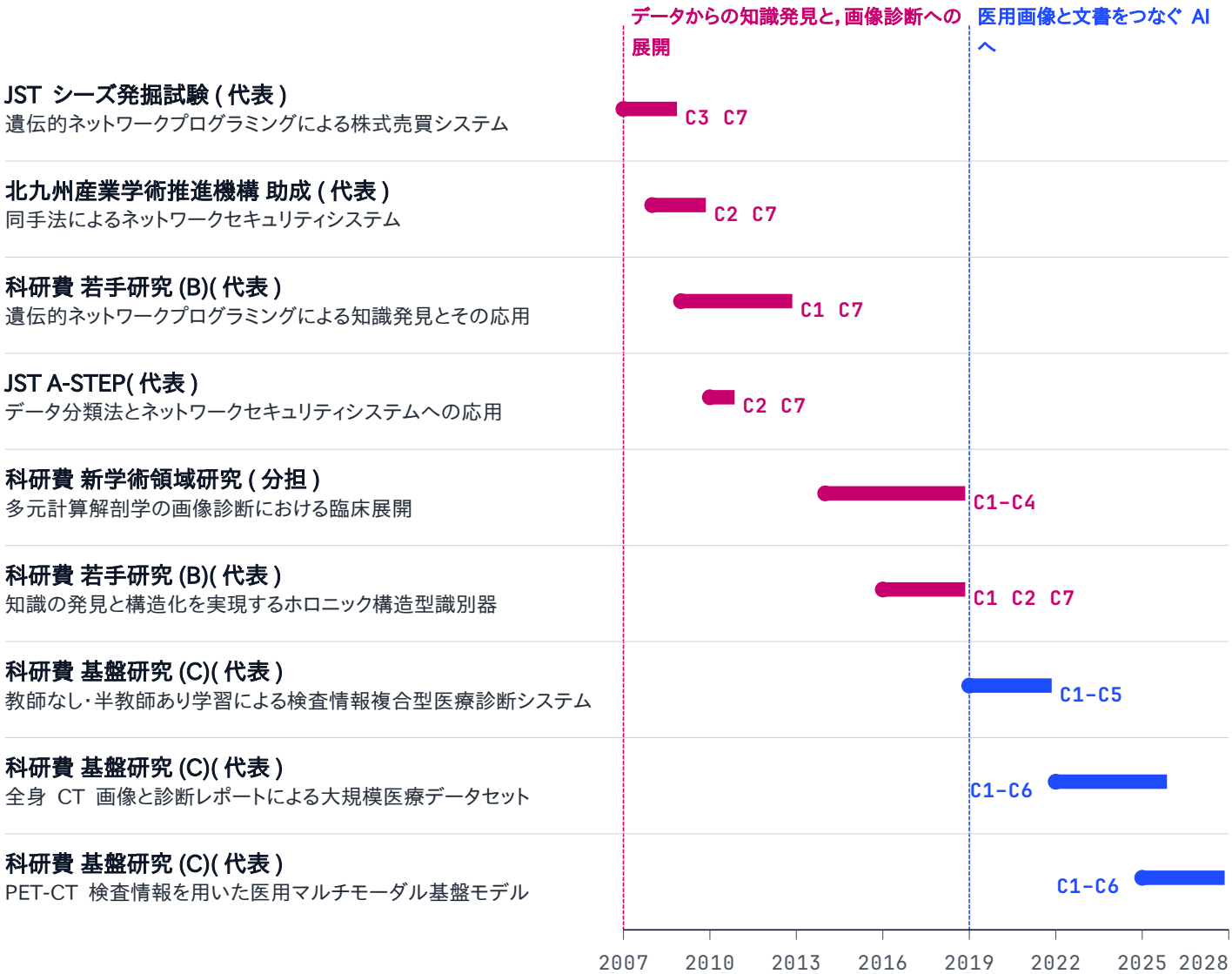
JOURNAL PAPERS
学術論文

144 件

CONFERENCE PAPERS
国際会議論文

214 件

FUNDING TIMELINE
競争的資金 (研究代表者・分担者)



このほか科研費の研究分担者として 12 件 (基盤研究 A・B・C) 。例 : 衛星 SAR データによる自然災害の自動検知, 少数症例に対応する診断支援, 慢性閉塞性肺疾患 (COPD) の画像による定量評価

山口大学 大学院創成科学研究科 工学系学域 情報系分野
教授 **間普 真吾**

DX → AX
現場の課題を解く AI の見極めと実装 — 研究シーズのご紹介 2026 年 11 月