

医用画像におけるAIの 活用から実践！

岐阜大学工学部電気電子・情報工学科

東海国立大学機構 健康医療ライフデザイン統合研究教育拠点

岐阜大学人工知能研究推進センター

岐阜大学航空宇宙生産技術開発センター

教 授 原 武史

2025年6月12日

目標：深層学習関連の座学から実践へ！

- ・ 他人が作ったプログラムを自分のPCで動かせる→実験のスタート
- ・ 自分の画像データを自分のプログラムで動かせる→研究のスタート
- ・ 作成した手法の評価ができる→論文化のスタート
- ・ テーマを見つけて課題解決をして発表会を行う（最終日後半、小さい学会発表）

授業計画：

第1回 6/12 オンライン実施 概要説明、実践のセットアップの説明、

第2回 6/19 対面実施 18時開始、PC持参（Win/Mac可）、

セットアップ確認、Pythonを使ってみる、

DICOM画像読み方、深層学習入門、

第3回 6/26 オンライン実施 深層学習のいろいろ、結果の可視化、

最終課題へのプロローグ、評価方法、統計など、

第4回 7/24 対面実施 18時開始、2コマ、

さまざまなプログラム実行、演習および発表会

授業ウェブサイト：<https://micv.sakura.ne.jp/prg/archives/387>

来週までにやってほしいこと：

PCのセットアップ

Pythonを動かす

サンプルプログラムを動かす

AIを使った画像診断の研究を始めてください

まだ遅くありません！

AIの技術要素

医療分野での事例

これからの研究

ノーベル賞受賞

Dr. Geoffrey Hinton

おどろきました！

機械学習（Machine Learning）で受賞

人工ニューラルネットワークで受賞

深層学習で受賞



https://en.wikipedia.org/wiki/Geoffrey_Hinton



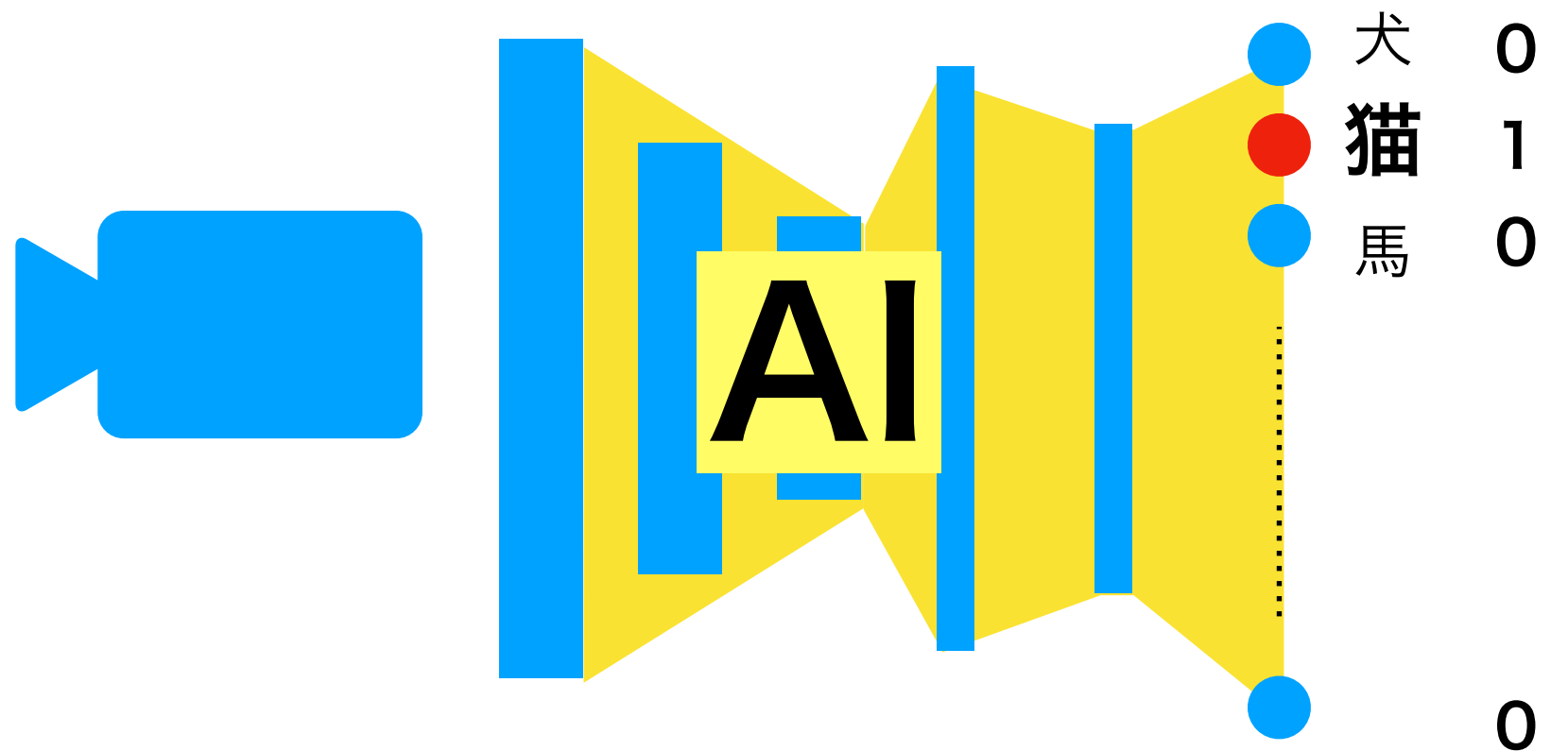
視神経

v1, v2, ..., v5 記憶, 言語野



「猫」

言語で思考, 言語で出力, 幼少期から自然に獲得.



カメラ

畳み込み層

全結合層

出力層

v1, v2などを畳み込み層で実現, 出力はベクトル.



ペンネ or スパゲティ

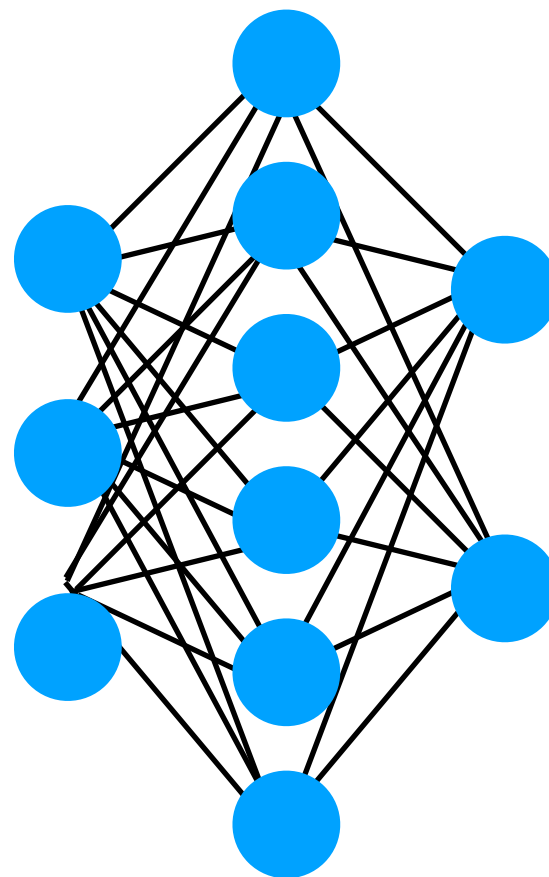


自動判別

従来技術



肉
こしょう
長さ



ペンネ
スパゲティ

特徴を手動で抽出

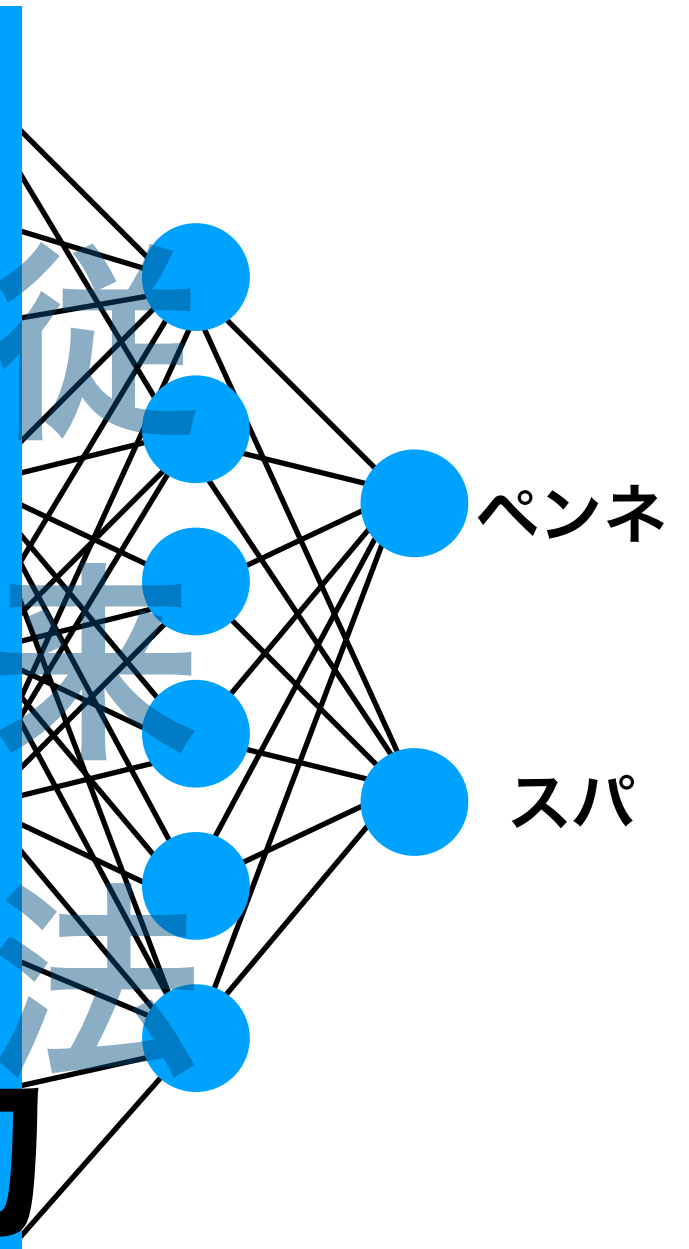
どう変わったか？



畳み込みNN
(CNN)

画像を直接入力

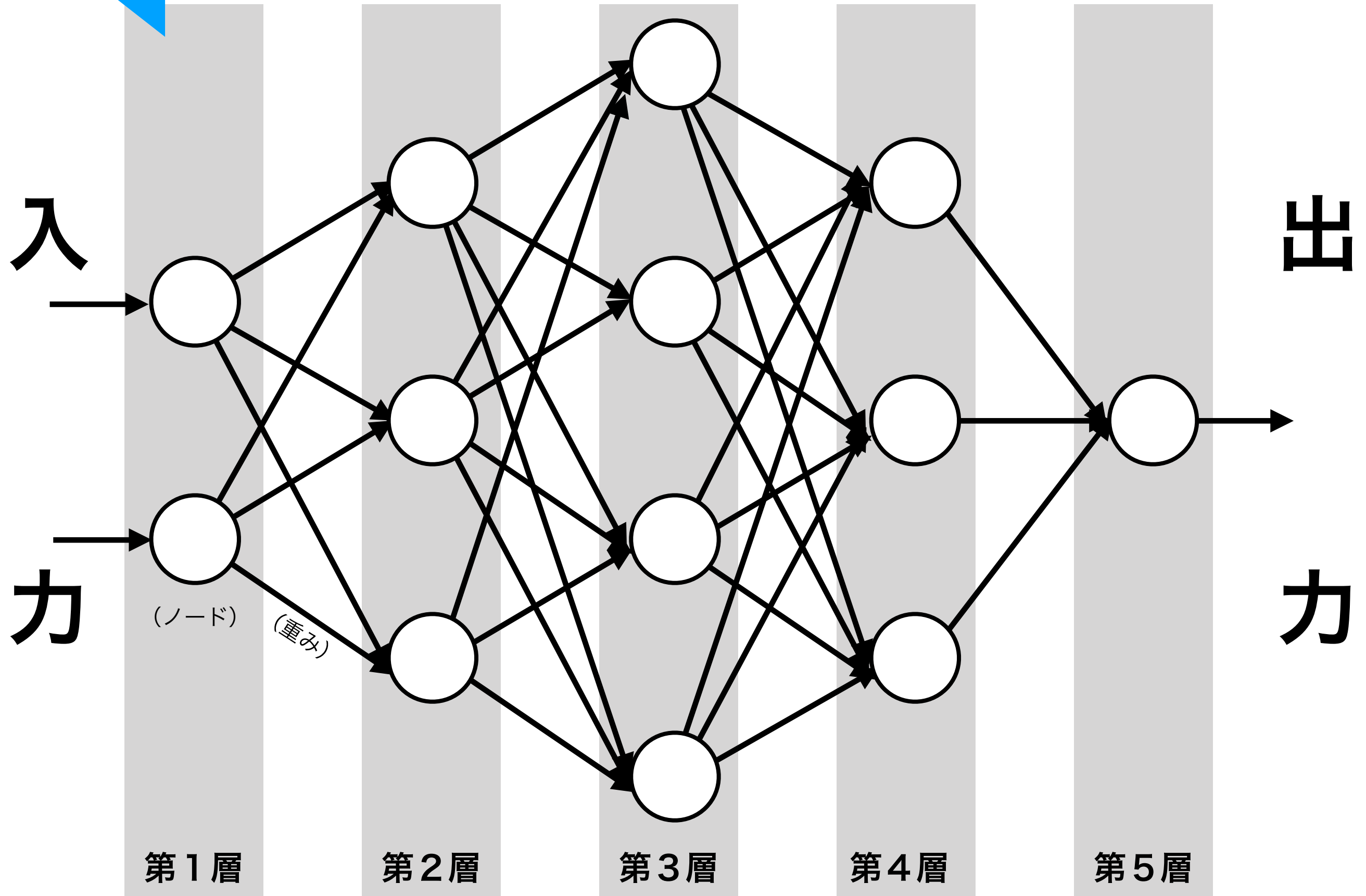
特徴量は自動抽出



現在の中心的な技術は
**多層ニューラル
ネットワーク**

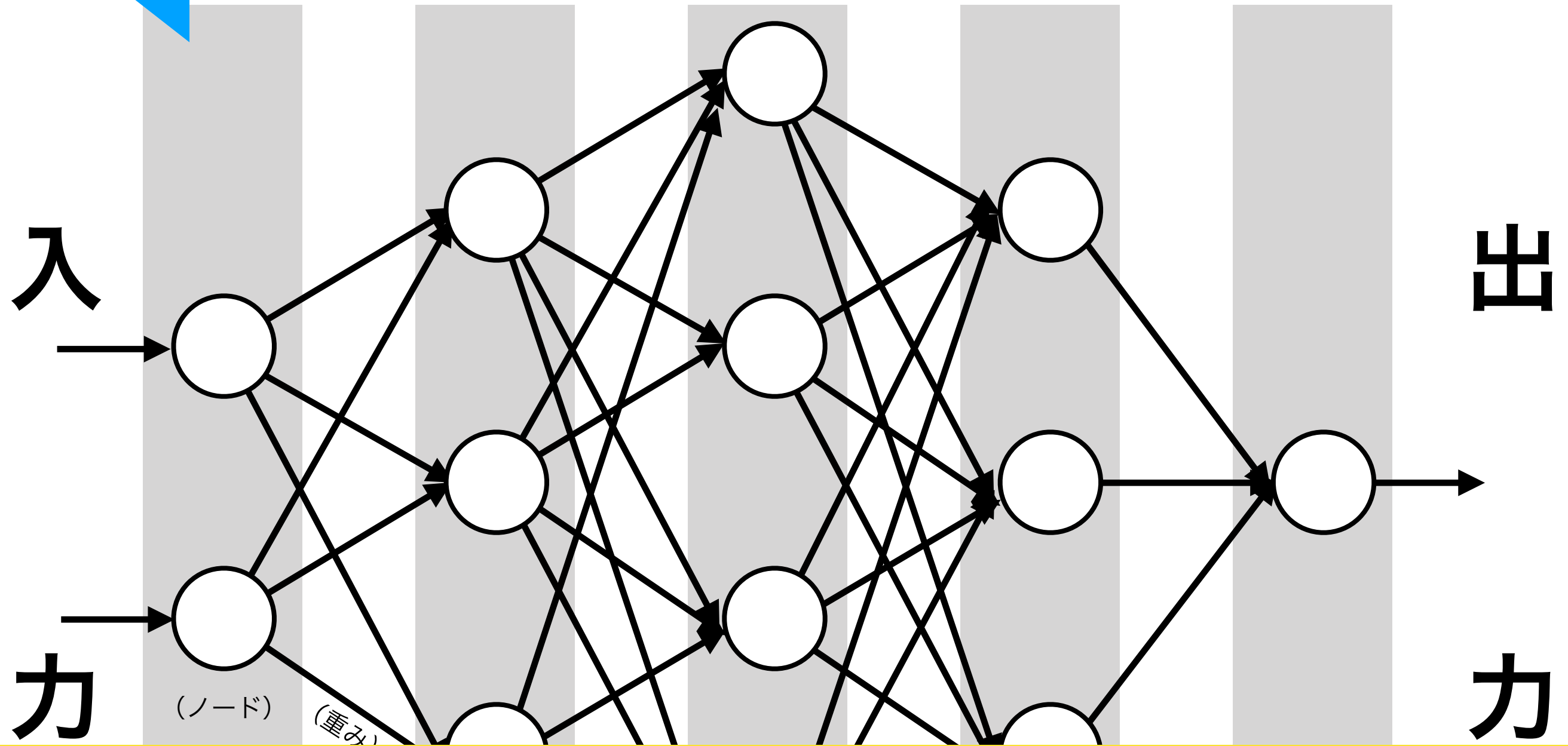
順伝搬：入力を出力に伝える

逆伝搬：予測された出力と教師データの誤差を伝える



順伝搬：入力を出力に伝える

逆伝搬：予測された出力と教師データの誤差を伝える



中核技術は多層ANN

第1層

第2層

第3層

第4層

第5層

しかも 2次元で
多層ニューラル
ネットワーク

ネオコグニトロン

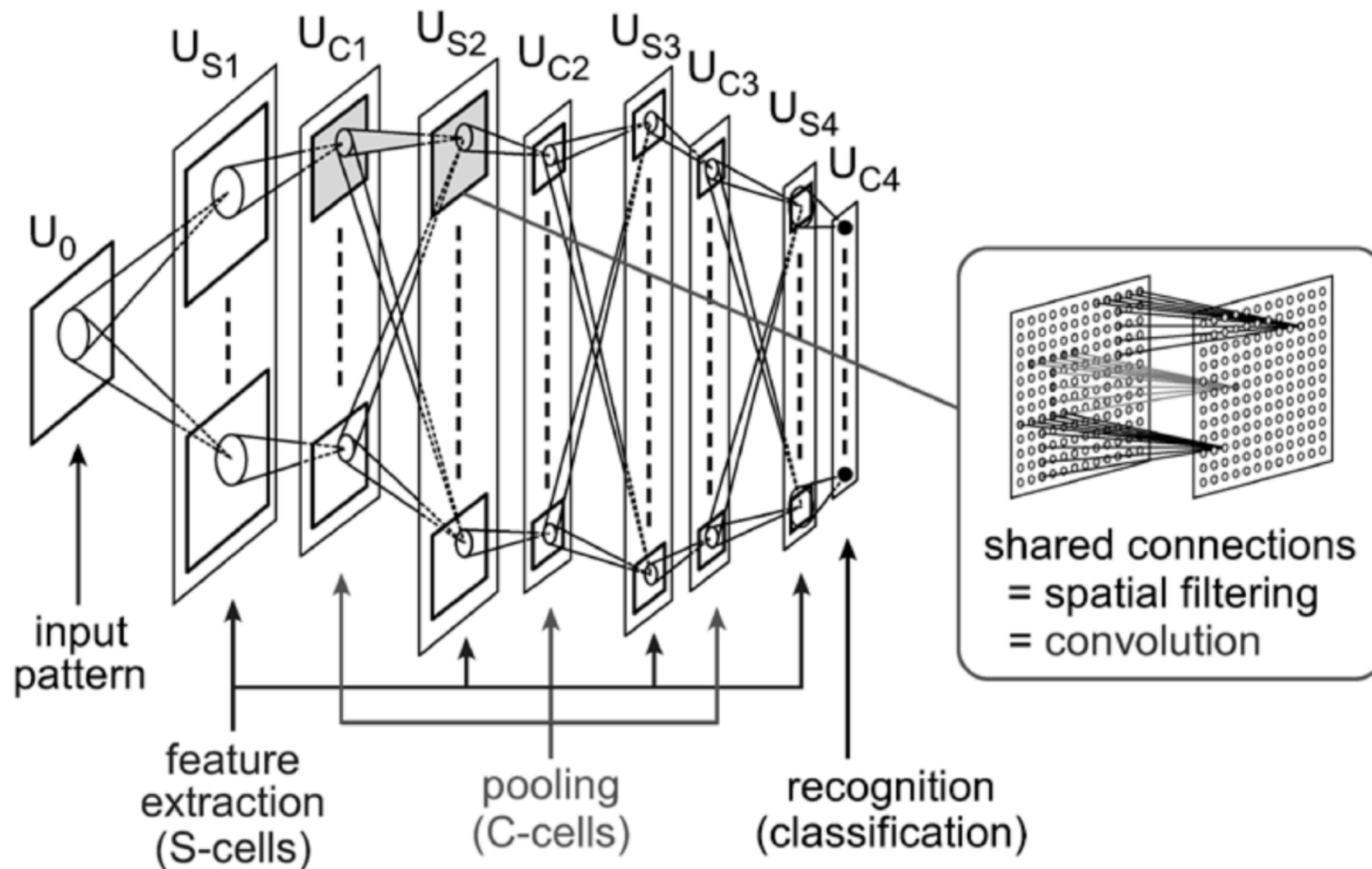


図1 ネオコグニトロンの回路構造.

ネオコグニトロンの 画像を直接入力

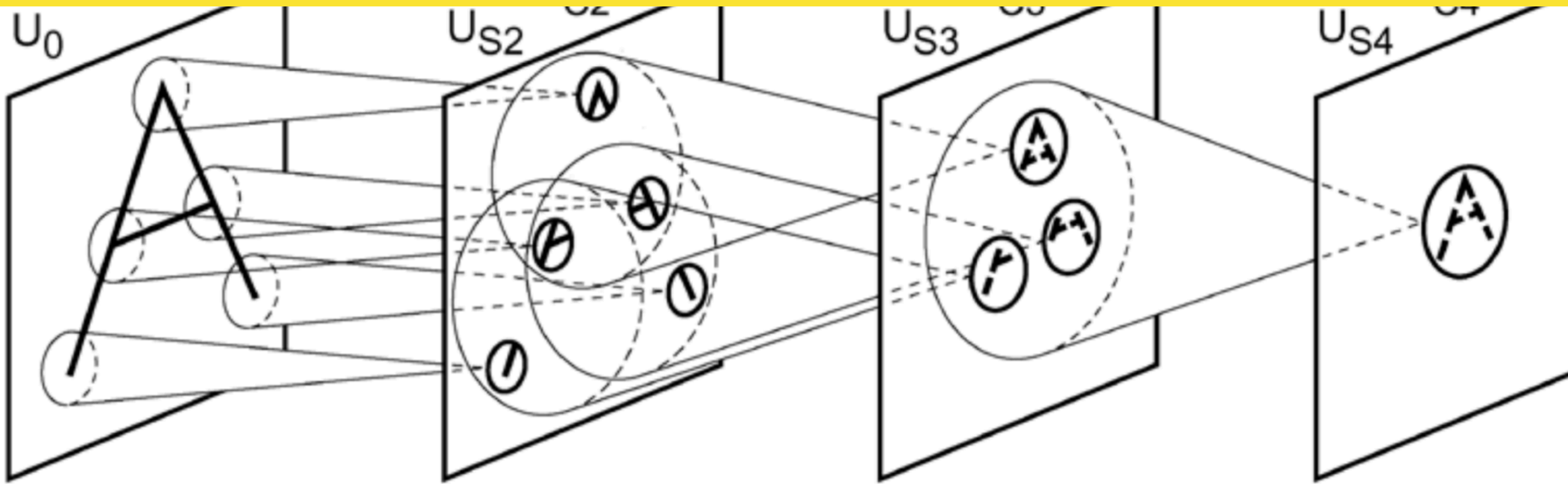


図2 ネオコグニトロンのパターン認識の原理¹⁾



KUNGL.
VETENSKAPS-
AKADEMIEN

THE ROYAL SWEDISH ACADEMY OF SCIENCES

ノーベル賞プレスリリース

2024年10月8日

(抜粋)

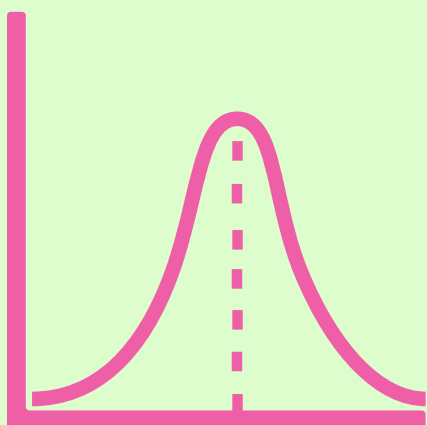
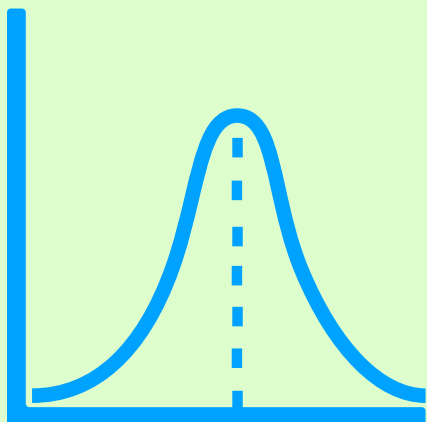
Toward deep learning

The methodological breakthroughs in the 1980s were soon followed by successful applications, including pattern recognition in images, languages and clinical data. An important method was multilayered convolutional neural networks (CNN) trained by backpropagation, as advanced by Yann LeCun and Yoshua Bengio [28,29]. The CNN architecture had its roots in the neocognitron method created by Kunihiro Fukushima [30], who in turn was inspired by work of David Hubel and Torsten Wiesel, Nobel Prize Laureates in Physiology or Medicine in 1981. The CNN approach developed by LeCun and coworkers became used by several American banks for classifying handwritten digits on checks from the mid-1990s. Another successful example from this period is the long short-term memory method created by Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber [31]. This is a recurrent network for processing sequential data, as in speech and language, and can be mapped to a multilayered network by unfolding in time.

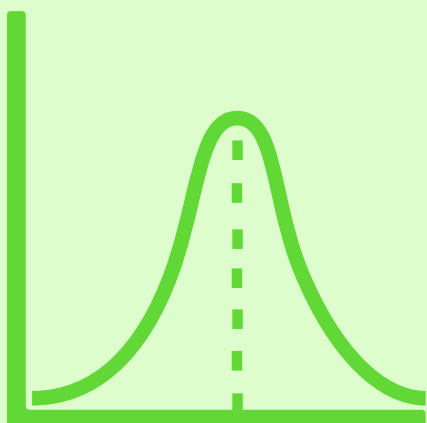
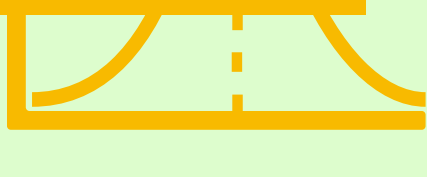
福島先生ももちろん把握されていたが
第2次AIブームは社会的影響が小さかったのかも

深層学習のポイント

入力と出力を
関連づける



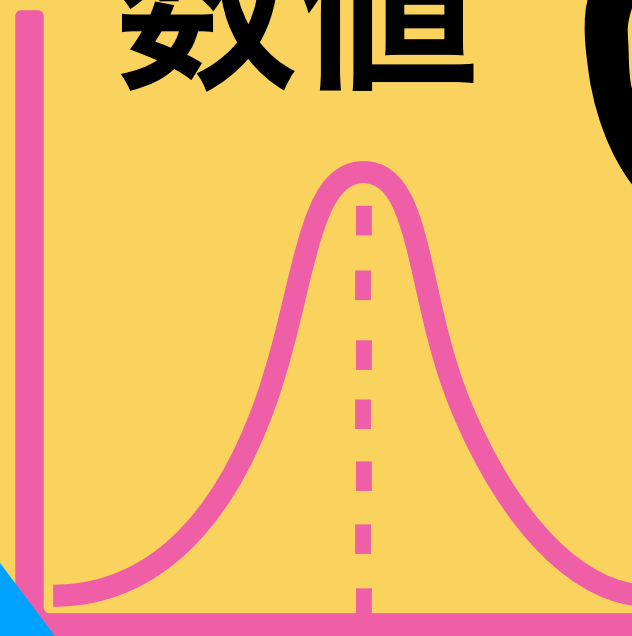
説明変数



深層

学習

数値

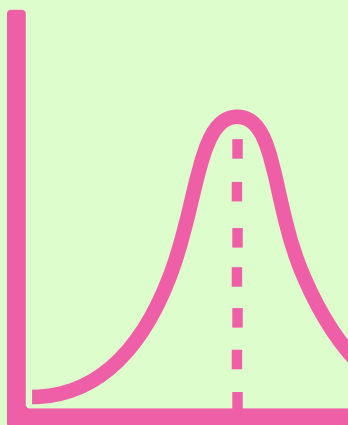
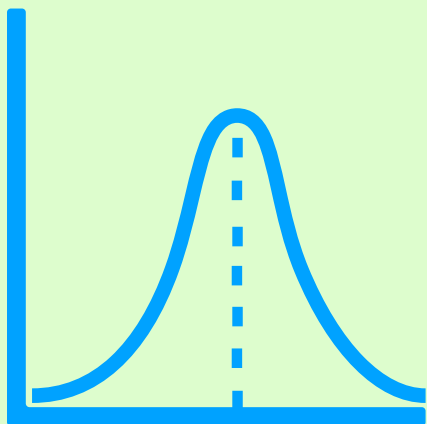


目的変数



場所

I
or II
or III



深層



数值

説明変数

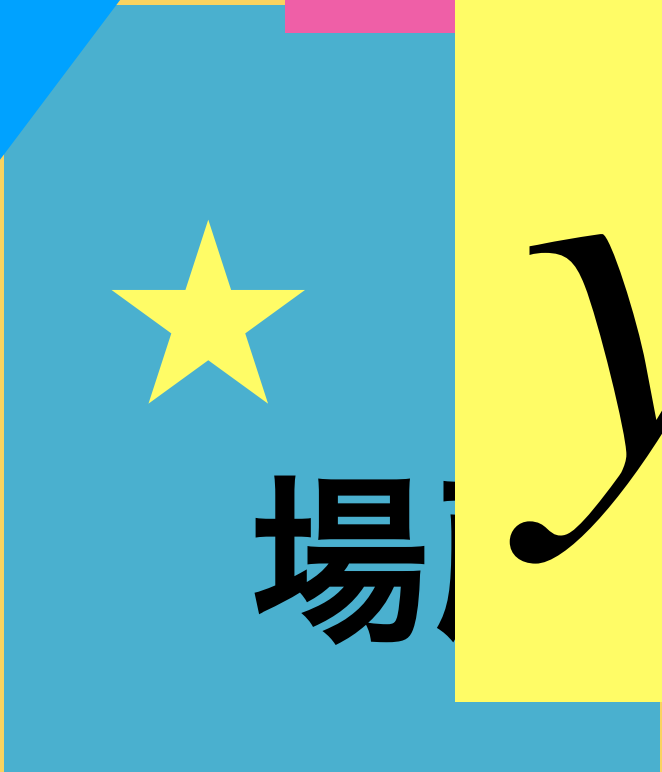
f

関数

目的変数

x

学習



場

y

I
or II
or III

x, y で関数を決める

深層学習の中では
行列計算

機械学習で獲得

学習とはコレを
決定すること

$$y = f(x)$$

目的変数
(群／数値)

説明変数
(ベクトル)

教師あり学習

関数っていろいろあったなあ～

$$f(x) = ax^2 + bx + c \quad \text{モデル}$$

ちょっとだけ一般化

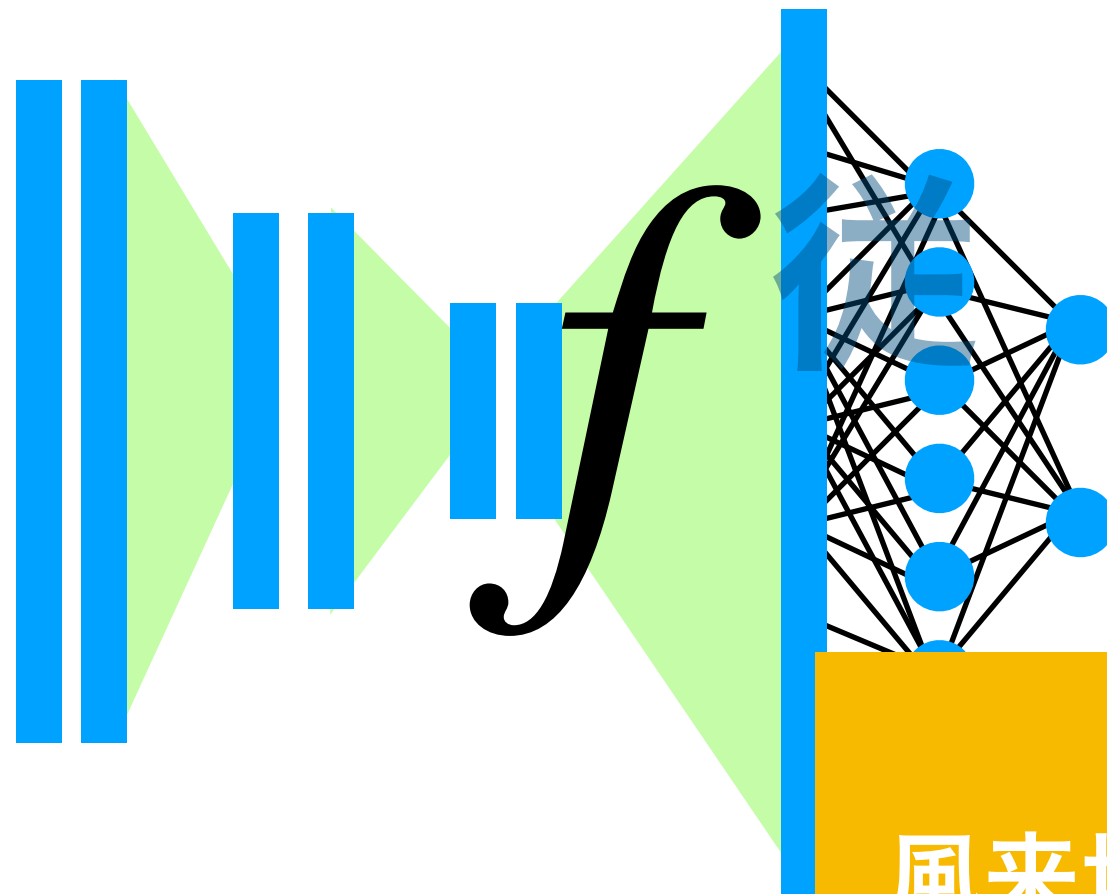
$$f(x, \theta), \quad \theta = \{a, b, c\} \quad \text{パラメタ}$$

$x =$



画像も音声も文字
もすべて数値データ

x



(1, 0)

風来坊を表すベクトル

y

$=$

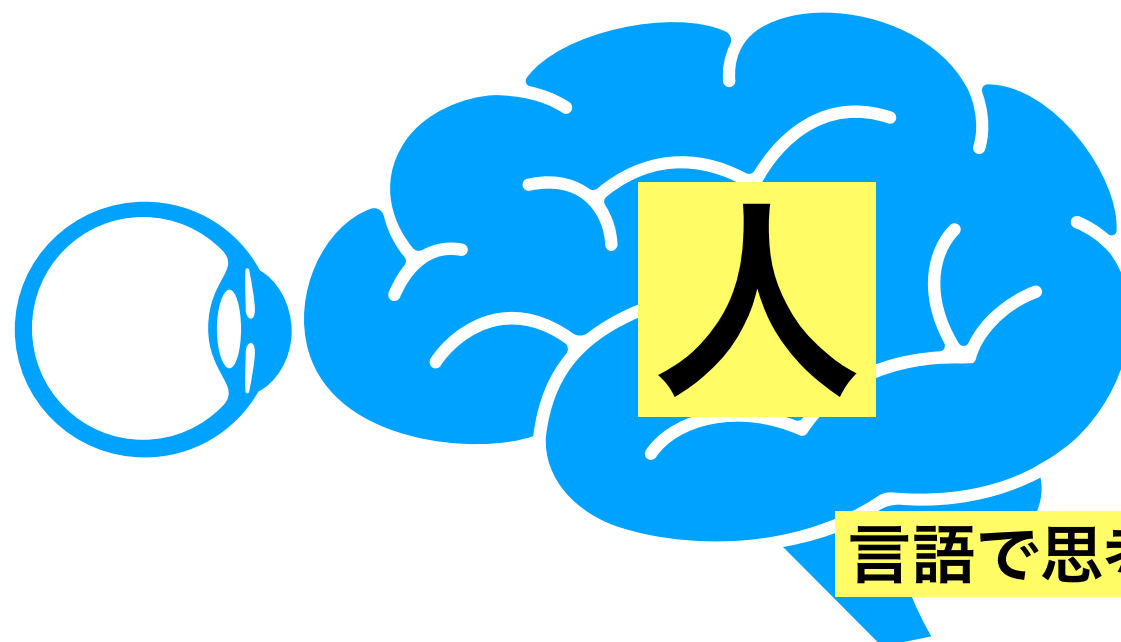
{スパ}



視神経

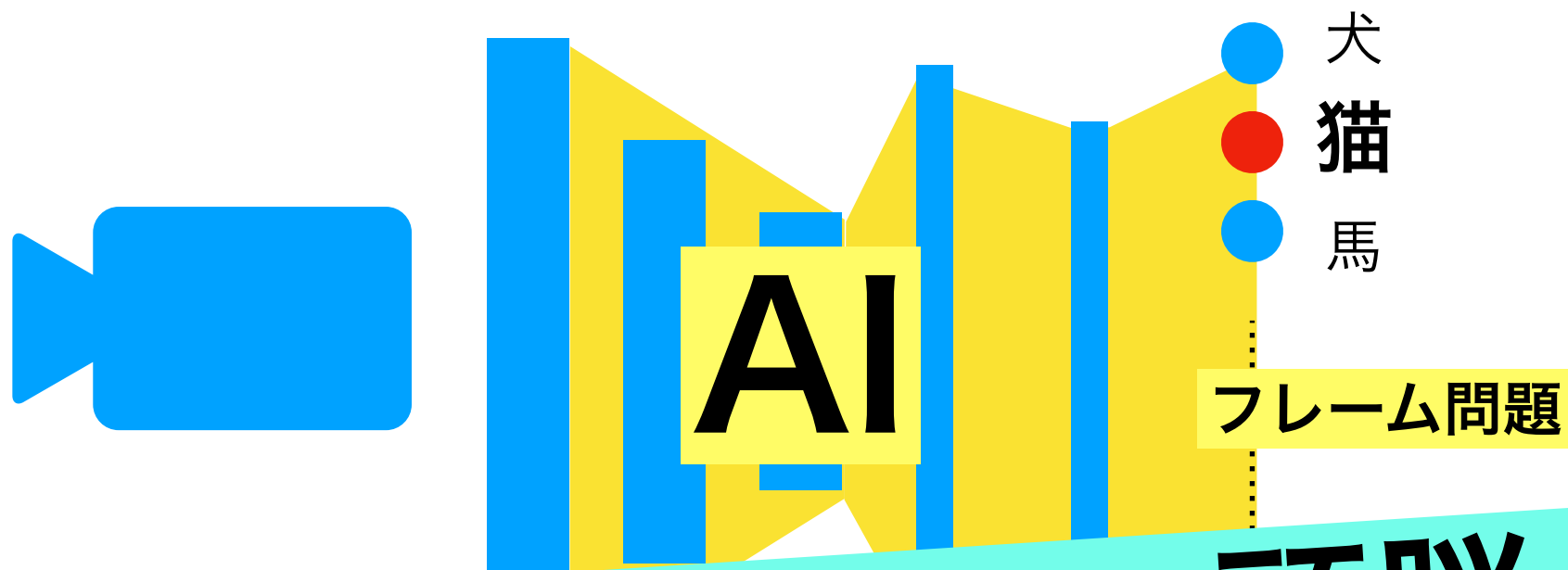
v1, v2, ..., v5

記憶, 言語野



「猫」

言語で思考, 言語で出力.



この部分が画像AIの「頭脳」

カメラ 畳み込み層 全結合層 出力層

v1, v2などを畳み込み層で実現, 出力はベクトル.

その頭脳の違い

- 構造 「モデル」

- 学習データ

日常よく見る風景

そこにある物体

自然画像

「ImageNet」

その頭脳を

自分のデータを加えて

Fine-tuning

「調教」



AI

● 犬
● 猫
● 馬

フレーム問題

この部分が画像AIの「頭脳」

カメラ 畳み込み層 全結合層 出力層

v1, v2などを畳み込み層で実現, 出力はベクトル.

AIを使った画像診断の研究を始めてください

まだ遅くありません！

AIの技術要素

医療分野での事例

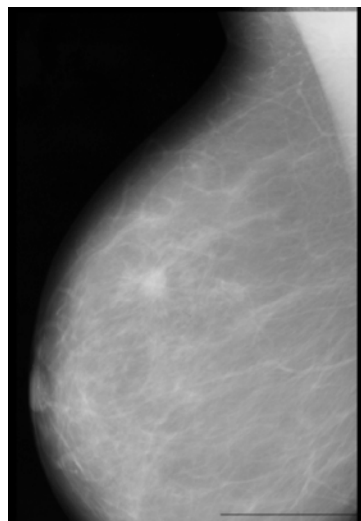
これからの研究

ANNと医療AIのこの30年

深層学習／AIの 社会浸透は確実に！

第2次AIブームは1990年頃から
AI製品は2000年頃から

マンモ検診
都会では受診率50%を目標



日本では
人口100万人あたり
CTは110台, MRは50台
くらいあります
(コンビニは100万人あたり500軒)

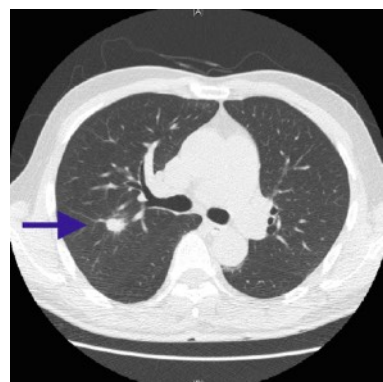
さまざまな病変検出・鑑別の製品が
発表されています

FDA承認

1016製品**
@Jun. 11, 2025

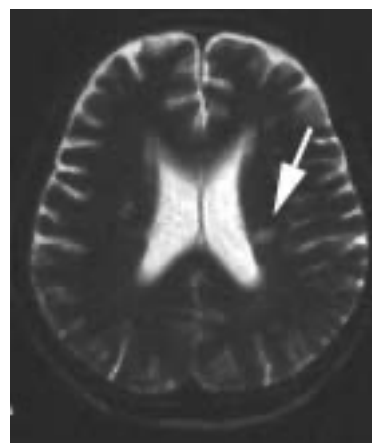


日本では
年間5000万枚撮影



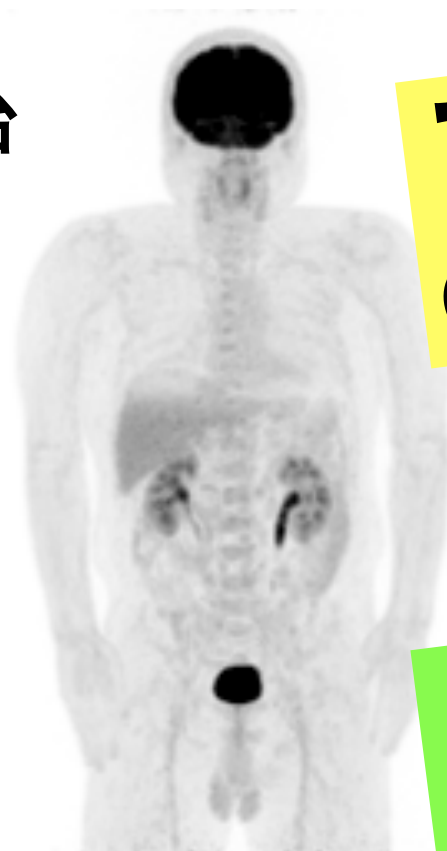
CT登場

1979年にノーベル賞
EMIの中央研*
Dr. Godfrey Hounsfield



MR登場

2003年にノーベル賞
ロンドン大学
Dr. Peter Mansfield



PET登場

日本国内

31製品***
@Jan. 1, 2025

医用画像に
パターン認識を導入

AI一次ブーム

ニューロブーム

AI二次ブーム

病変検出装置が
医療機器として
認可@アメリカ

(乳癌関連)

深層学習
ブーム

AI三次ブーム

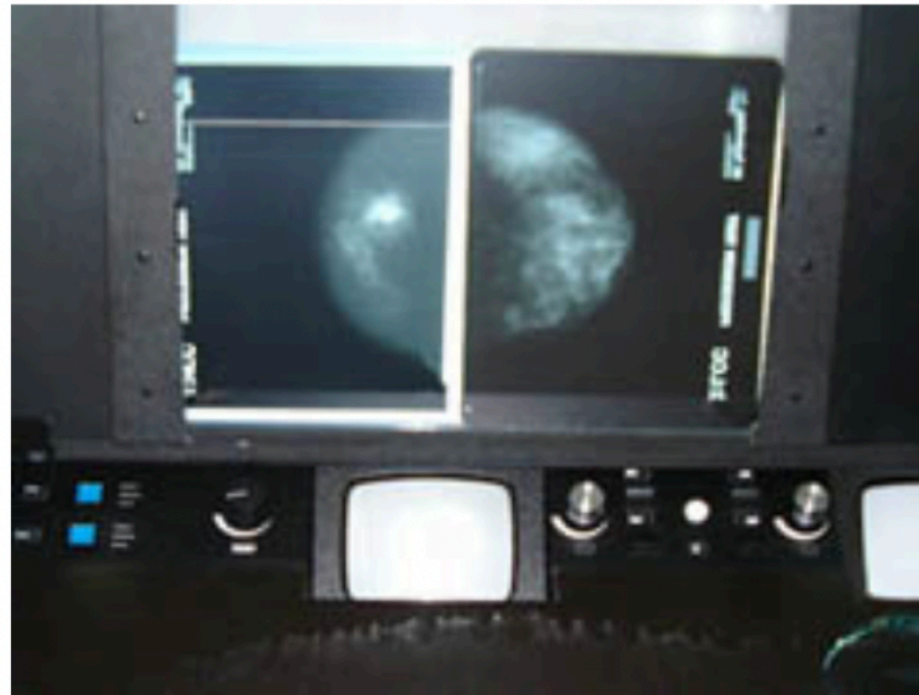
1960年代 70年代 80年代 90年代 00年代 10年代 20年代

*Alexander RE & Gunderman RB : EMI and the first CT scanner. J Am Coll Radiol, 7 : 778-781, 2010

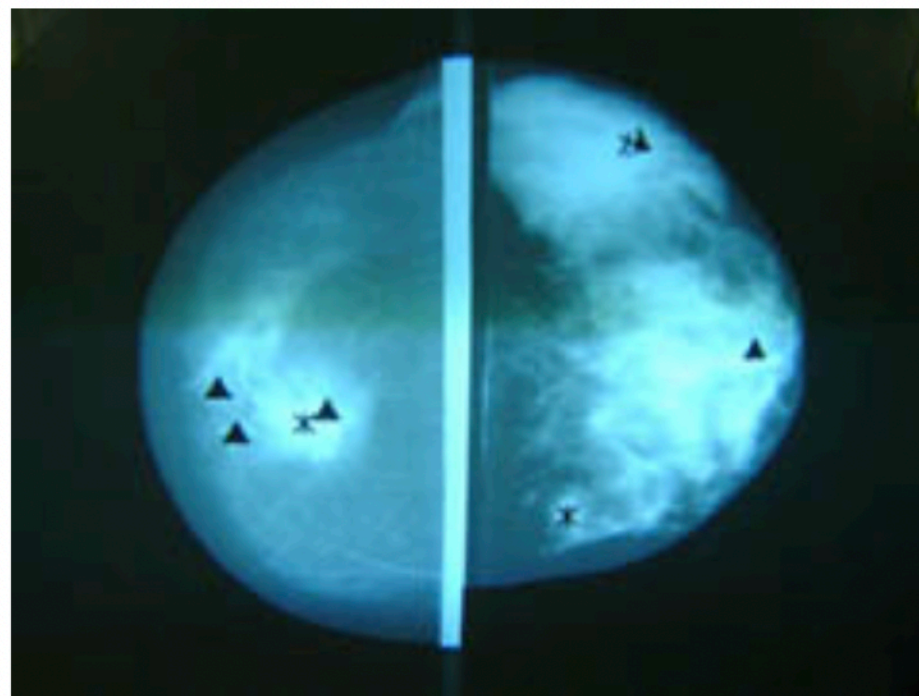
** <https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-and-machine-learning-aiml-enabled-medical-devices>

*** https://www.radiology.jp/content/files/ai_softwear_ninsyou_list20241223.pdf?v=20241223

世界初の（いまで言うところの）AI医療機器
2001年頃. 知人の研究室@新潟大学医学部

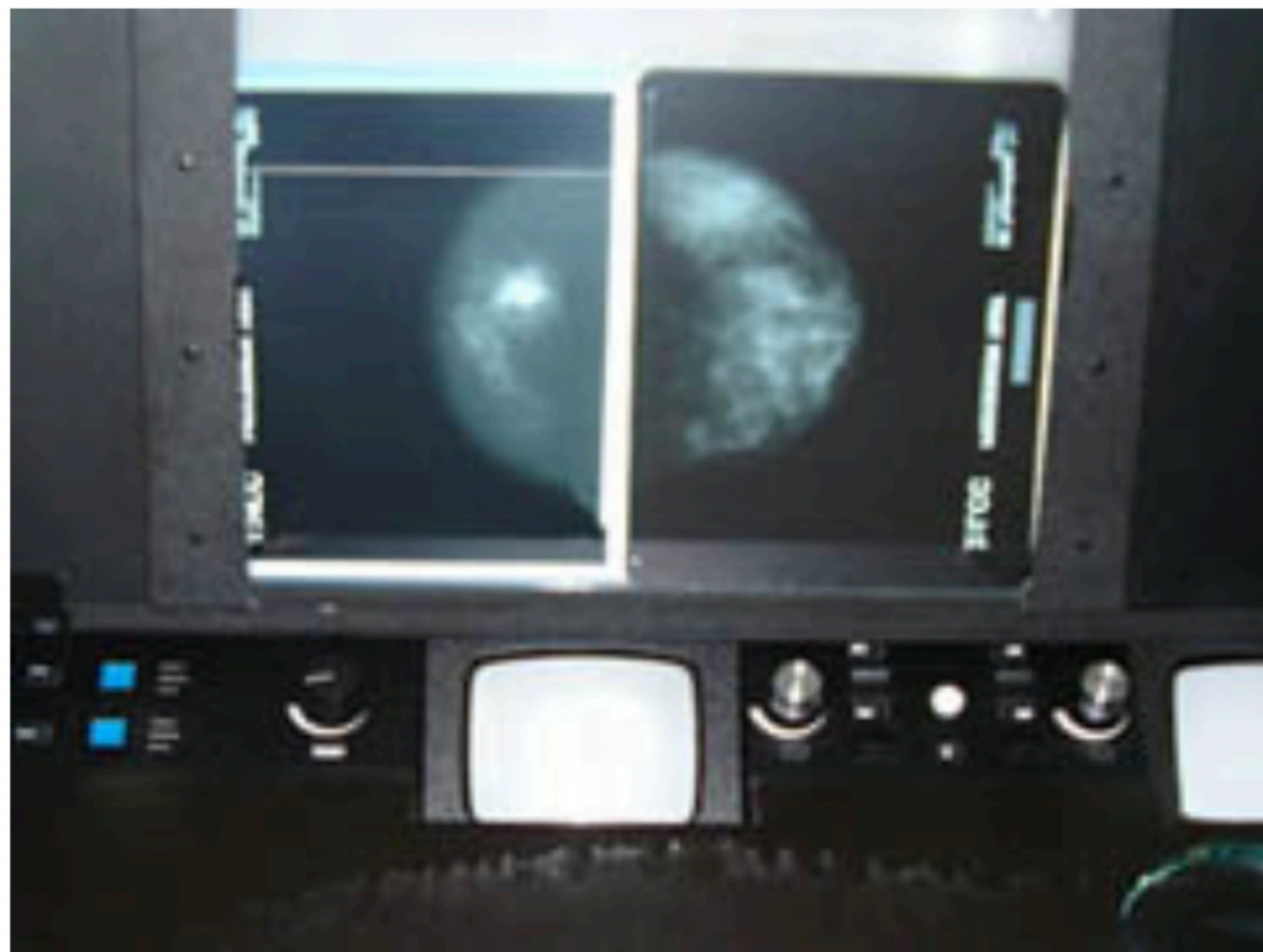


左：フィルムディジタイザ



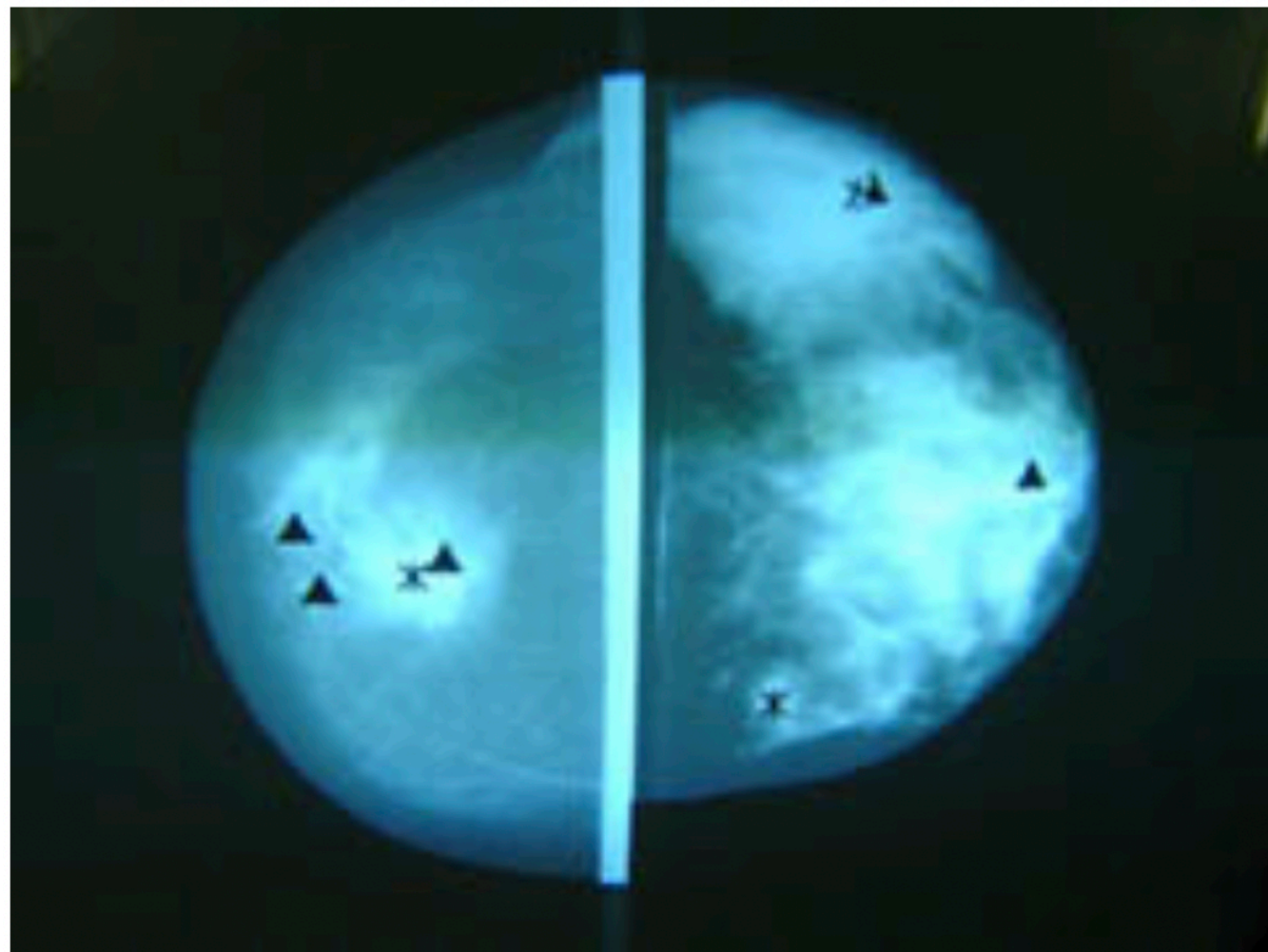
右上：操作盤周辺，フィルムは200枚ぐらいまで装填可能．ボタンひとつで次々とフィルムを送ることができる．

右下：CADの検出結果例（▲，＊マークで腫瘍陰影と石灰化陰影の検出箇所を示す）



フィルムに合わせて

9インチCRT上に
サムネール画像と
マークが表示される



＊ は石灰化

▲ は腫瘤

2021年8月12日

AI技術を活用して胸部単純X線画像の肺がん・肺炎・気胸診断を支援

「胸部X線画像病変検出ソフトウェア CXR-AID (シーエックスアール エイド)」新発売

 このニュースリリースは、報道機関向けに発信している情報です。

富士フイルム株式会社(社長:後藤 禎一)は、AI技術^{※1}を活用して胸部単純X線画像から結節・腫瘤影、浸潤影、気胸の3つの画像所見を検出し医師の画像診断を支援する「胸部X線画像病変検出ソフトウェア CXR-AID (シーエックスアール エイド)」の薬機法^{※2}における製造販売承認を取得しました。本ソフトウェアを、当社の医用画像情報システム(PACS)「SYNAPSE (シナプス)」^{※3}および、画像診断ワークフローを支援するAIプラットフォーム「SYNAPSE SAI viewer (シナプス サイ ビューワ)」^{※4}で利用可能なアプリケーションとして、富士フイルムメディカル株式会社(社長:川原 芳博)を通じて本日発売します。

胸部単純X線検査は健康診断や日常診療において、さまざまな胸部疾患の診療に利用されています。

結節・腫瘤影は、X線画像に写る類円形の陰影で、肺がんが疑われる所見です。また、浸潤影は、境界の不明確な陰影で、主に肺炎や結核などの感染症に見られる画像所見です。気胸は、肺に穴が開くことで肺がしぼんでいく病気で、胸部X線画像では、肺と胸腔の間に空気領域が認められます。肺がんや肺炎、気胸は、発見が遅れると重篤化する可能性があることから、早期発見が重要です。

しかし、胸部単純X線画像では骨や血管などがすべて重なって写るため、病変を視認しにくいケースがあります。また、健康診断など、膨大な数の画像を医師が読影する中で見落としなく検出するには高い集中力を要します。そのため、医師の負担を軽減し、効率的な画像診断ワークフローを支援するソリューションが求められています。

<https://www.fujifilm.com/jp/ja/news/list/6823>

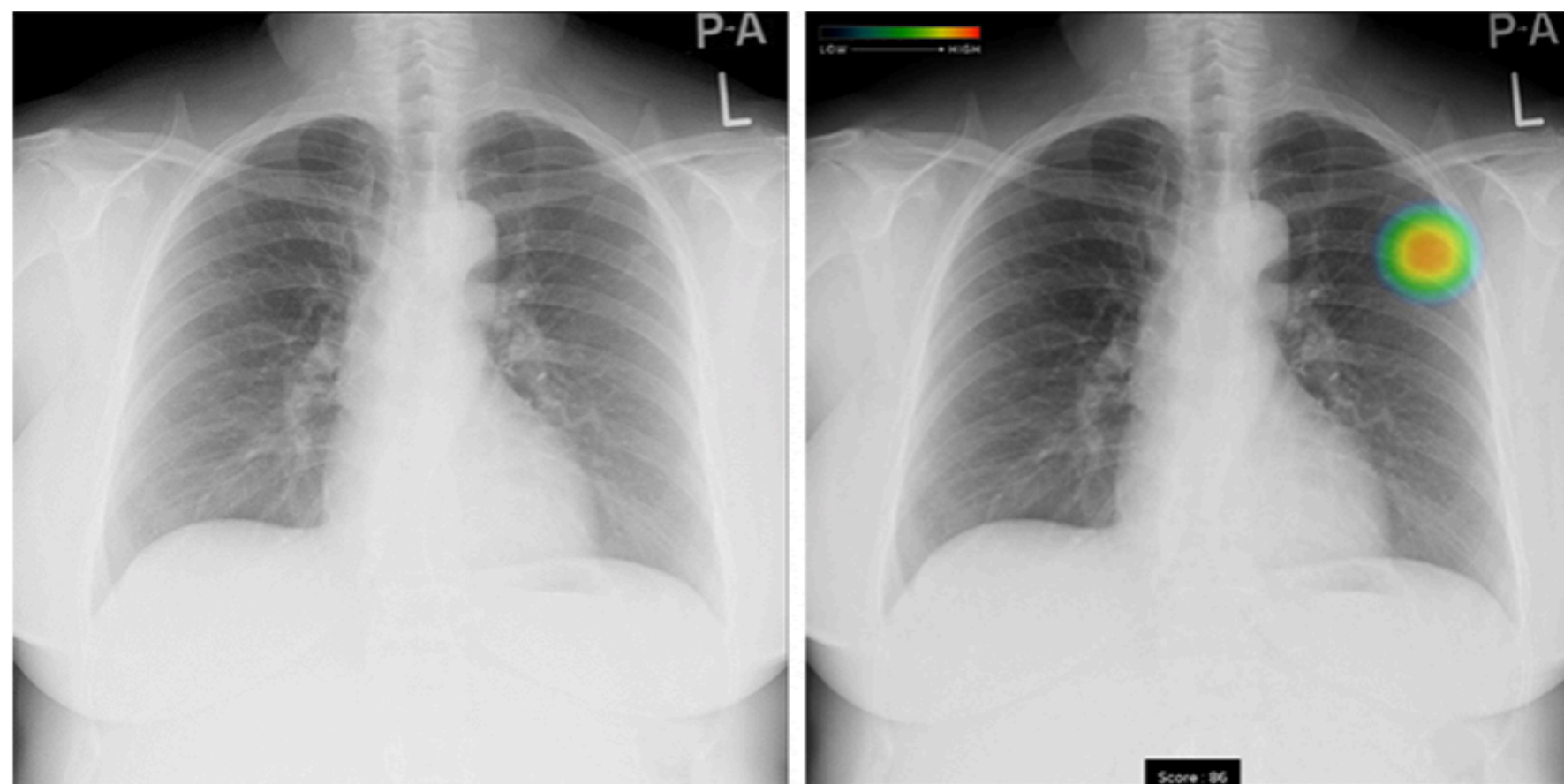
2021年8月12日

AI技術を活用して胸部単純X線画像の肺がん・肺炎・気胸診断を支援

「胸部X線画像病変検出ソフトウェア CXR-AID (シーエック スアール エイド)」新発売

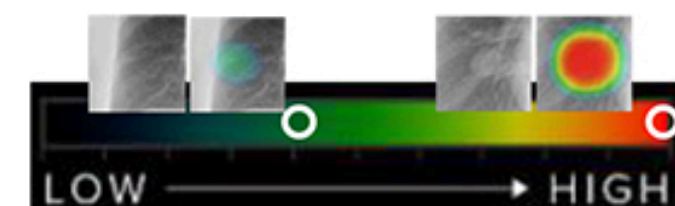
(1) ヒートマップ表示、スコア表示機能

結節・腫瘍影、浸潤影、気胸の候補領域を検出し、それらの異常領域の存在の可能性(確信度)を青から赤までのグラデーションカラーで表示します。確信度が低いほど青く、高いほど赤く表示します。また、各検出領域に対応する確信度の最大値をスコアで表示します。



ヒートマップ表示機能

ソフトウェアが異常領域の解析を行います。解析結果の確信度に応じて、領域に重なるようにカラー表示されます。



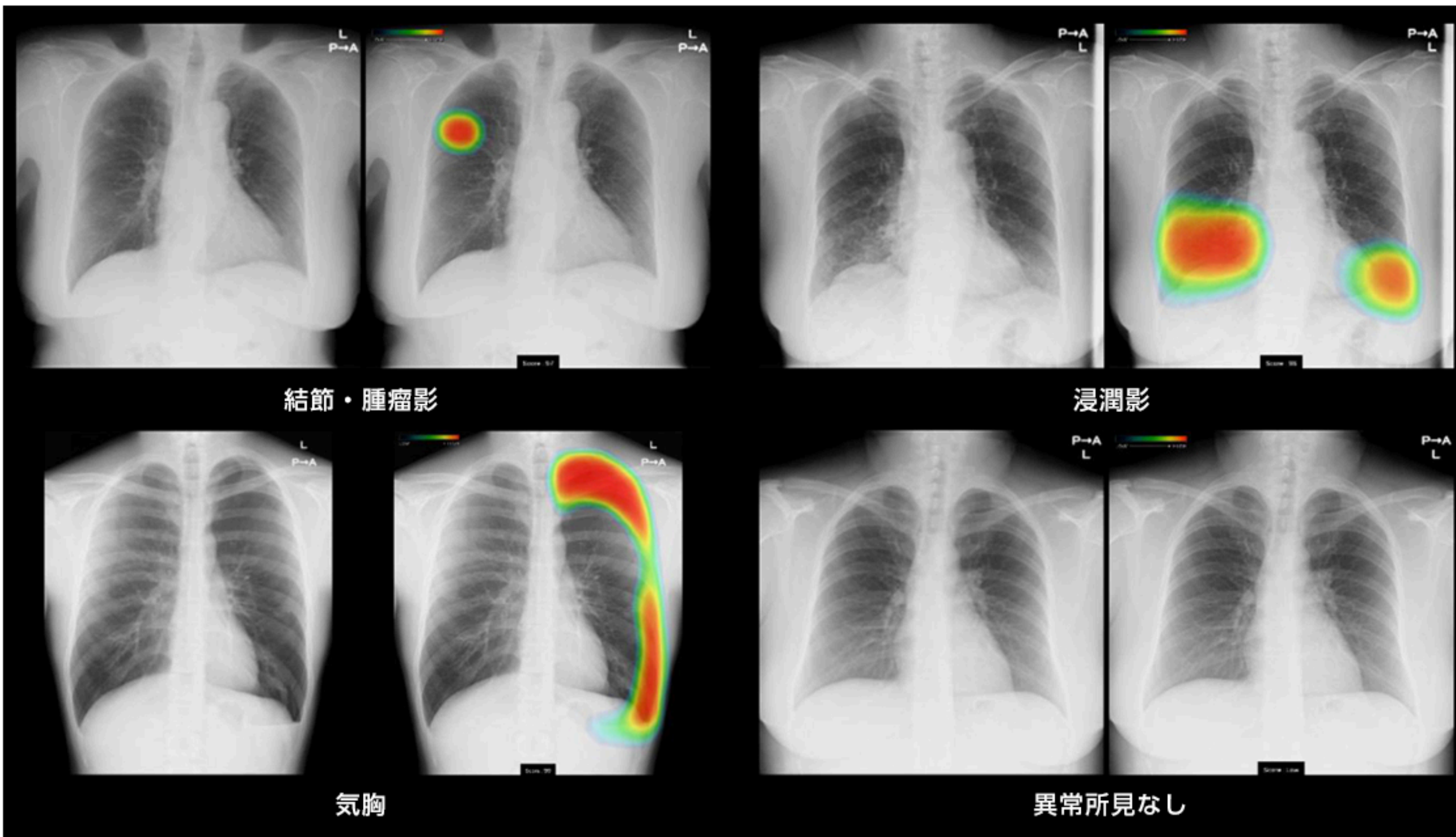
スコア表示機能

Score : 86

画像単位の解析結果として、画像内の確信度の最大値が値で表示されます。

(2) 3つの画像所見に対応

本ソフトウェアの検出対象は、主要な肺疾患の画像所見である結節・腫瘤影、浸潤影、気胸の3所見です。健康診断や日常診療などにおけるさまざまな胸部単純X線検査で幅広く活用いただけます。

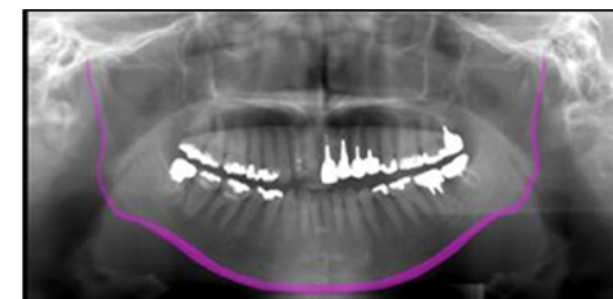


画像提供: 藤田医科大学

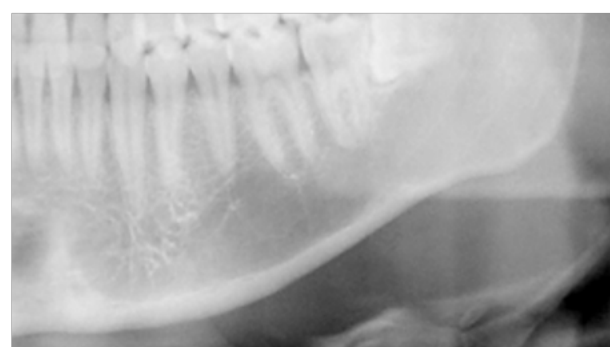
値で表示されます。

国民皆歯科検診の推進：パノラマ画像の下顎骨の皮質骨から骨粗鬆症を予測。
 歯科医院から医療機関への受診紹介。骨粗鬆症スクリーニング@歯科医院。

C1(正常)	皮質骨内側表面がスムーズ
C2(低度～中度粗鬆化)	皮質骨内側表面が不規則, 内部に線状の吸収
C3(高度粗鬆化)	皮質骨全体に渡り高度な線状の吸収, 断裂



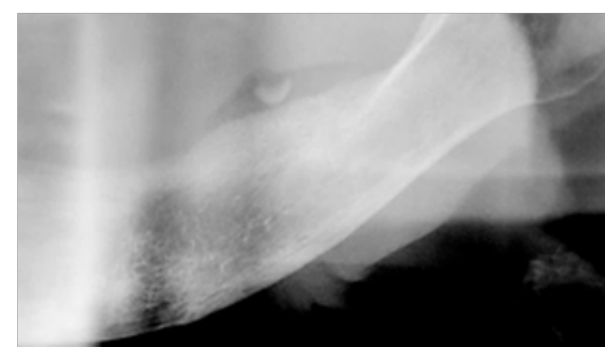
歯科パノラマX線画像上の
下顎皮質骨領域(紫)



C1(正常)



C2(低度～中度粗鬆化)



C3(高度粗鬆化)

歯科パノラマX線画像 774症例 (1施設で撮影)

領域数

C1 : C2 : C3
597 : 581 : 310

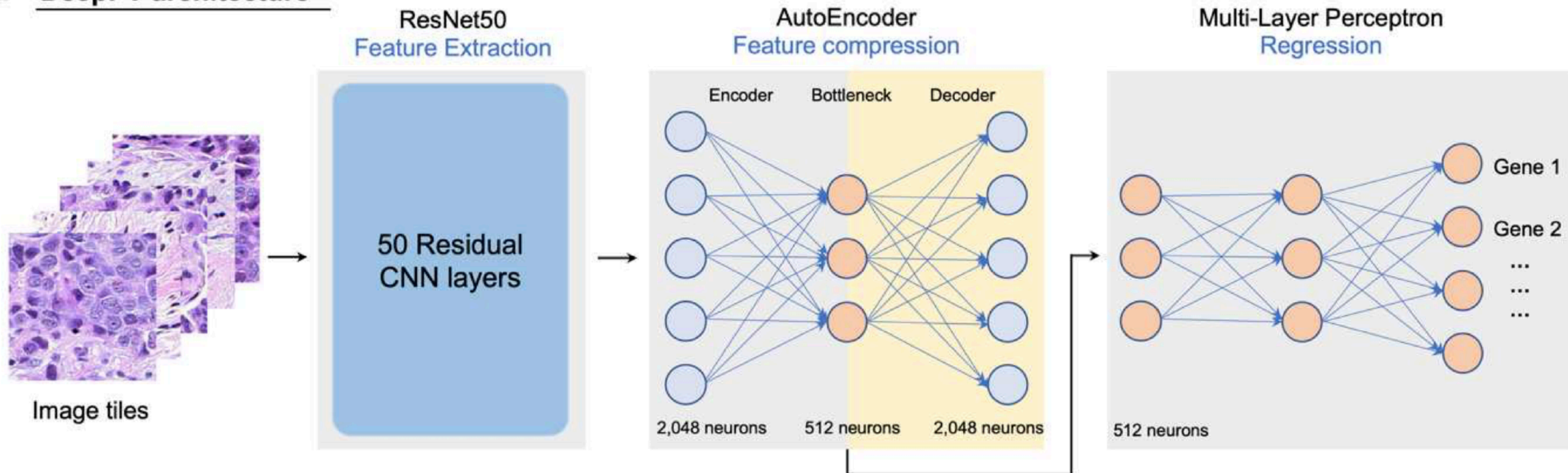
	分類精度	分類精度	AUC	感度	特異度
GTモデル	0.923	0.932	0.940	0.513	0.984
soft label	0.926	0.949	0.984	0.815	0.966
予測融合	0.926	0.935	0.955	0.508	0.987
医師A	0.923	0.928	0.936	0.475	0.984

深層学習による歯科パノラマ X 線画像上の下顎皮質骨の形態分類 (投稿中)

病理画像から遺伝子発現レベルを予測するためにCNNを使用。

RNA-seqデータと組織画像を組み合わせ画像データから遺伝子発現プロファイルを予測。

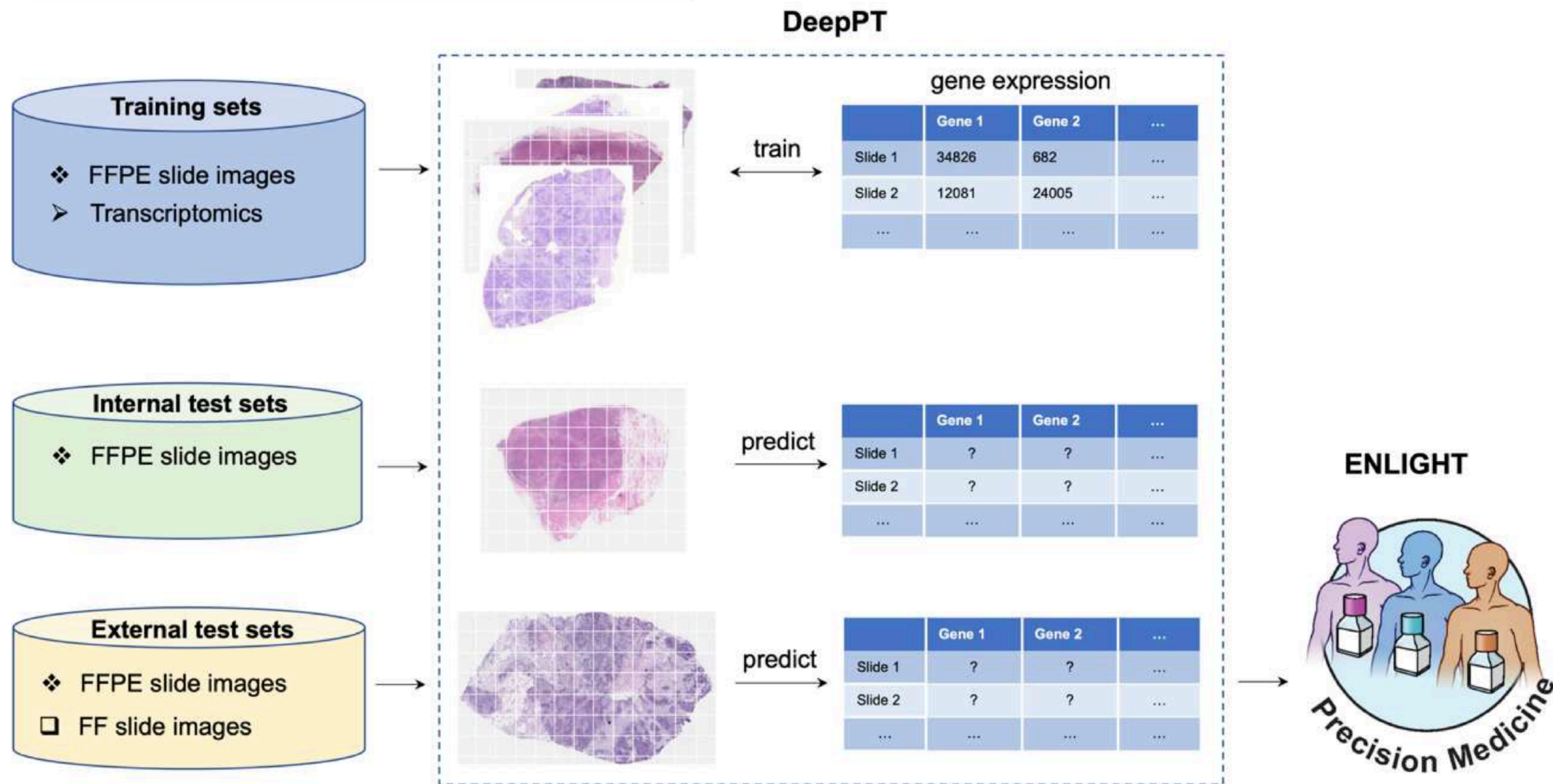
a DeepPT architecture



病理画像から遺伝子発現レベルを予測するためにCNNを使用。

RNA-seqデータと組織画像を組み合わせ画像データから遺伝子発現プロファイルを予測。

c Data processing, model training and evaluation



国内では31製品

日本医学放射線学会 AIソフトウェア認証一覧

(AIソフトウェア：適切な安全管理を必要とする人工知能関連技術が活用された画像診断補助ソフトウェア)

1/1/2025

No.	製造販売業者名	承認・認証番号	販売名	認証日
1	エルピクセル株式会社	承認番号:30100BZX00142000	医用画像解析ソフトウェア EIRL aneurysm	2023/1/17
2	エルピクセル株式会社	承認番号:30200BZX00269000	医用画像解析ソフトウェアEIRL X-Ray Lung nodule	2023/1/17
3	キヤノンメディカルシステムズ株式会社	承認番号:30400BZX00123000	COVID-19 肺炎解析ソフトウェア SCO-PA01	2023/1/17
4	コニカミノルタ株式会社	承認番号:30300BZX00271000	画像診断支援ソフトウェア KDSS-CXR-AI-101	2023/1/17
5	シーメンスヘルスケア株式会社	承認番号:30200BZX00202000	AI-Rad コンパニオン	2023/1/17
6	富士フイルム株式会社	承認番号:30100BZX00263000	類似画像症例検索ソフトウェア FS-CM687型	2023/1/17
7	富士フイルム株式会社	承認番号:30200BZX00150000	肺結節検出プログラム FS-AI688 型	2023/1/17
8	富士フイルム株式会社	承認番号:30300BZX00145000	COVID-19 肺炎画像解析プログラム FS-AI693型	2023/1/17
9	富士フイルム株式会社	承認番号:30300BZX00188000	胸部 X 線画像病変検出 (CAD) プログラム LU-AI689型	2023/1/17
10	富士フイルム株式会社	承認番号:30300BZX00244000	肋骨骨折検出プログラム FS-AI691 型	2023/1/17
11	シーメンスヘルスケア株式会社	認証番号:302AABZX00047000	AI-Rad コンパニオン CT	2023/1/17
12	シーメンスヘルスケア株式会社	認証番号:302AABZX00092000	AI-RadコンパニオンMR	2023/1/17
13	日本メジフィジックス株式会社	認証番号:301ADBZX00029000	核医学画像解析ソフトウェア VSBONE BSI	2023/1/17
14	プラスマン合同会社	認証番号:301AGBZX00004000	Plus.lung.Noduleプラスラングノジュール	2023/1/17
15	エルピクセル株式会社	承認番号:30400BZX00285000	医用画像解析ソフトウェア EIRL Chest XR	2023/4/20
16	シーメンスヘルスケア株式会社	承認番号:30500BZX00032000	肺結節検出プログラム syngo.CT Lung CAD	2023/4/20
17	株式会社東陽テクニカ	認証番号:303ADBZX00098000	胸部CT読影支援システム ClearRead CT+DC	2023/4/20
18	キヤノンメディカルシステムズ株式会社	認証番号:302ABBZX00004000	汎用画像診断ワークステーション用プログラム Abierto SCAI - 1AP (AI機能オプション付)	2023/9/20
19	株式会社東陽テクニカ	認証番号:303ADBZX00013000	胸部X線骨組織透過処理システム ClearRead XR	2023/10/25
20	Qure株式会社	認証番号:301AGBZI00003000	VUNO Med®-LungCT ビューノメドラングシーティ	2023/12/29
21	エルピクセル株式会社	認証番号:303AGBZX00043Z00	医用画像解析ソフトウェア EIRL Brain Segmentation	2024/3/5
22	エルピクセル株式会社	認証番号:230AGBZX00107Z00	医用画像解析ソフトウェア EIRL Brain Metry	2024/3/5
23	エルピクセル株式会社	認証番号:304AGBZX00037Z00	医用画像解析ソフトウェア EIRL Chest CT	2024/3/5
24	株式会社メディカルブリッジ	認証番号:302AGBZI00005000	汎用画像診断装置ワークステーション用プログラム Aビュー	2024/3/25
25	株式会社ダブリューエスエム	認証番号:304AHBZI00007000	MR装置ワークステーション用プログラム Neurophet AQUA アクア	2024/5/2
26	P D R ファーマ株式会社	認証番号:227ADBZX00091000	汎用画像診断装置ワークステーション用プログラム ポーンナビ®BSI	2024/5/2
27	P D R ファーマ株式会社	認証番号:227ADBZX00090000	汎用画像診断装置ワークステーション用プログラム カーディオレポ®	2024/5/2
28	株式会社ドクターネット	承認番号:30300BZX00339000	胸部X線肺炎検出エンジン DoctorNet JLK-CRP	2024/6/12
29	株式会社ダブリューエスエム	認証番号:304AHBZI00035000	汎用画像診断装置ワークステーション用プログラム Neurophet SCALE PET スケール ペット	2024/6/12
30	富士通Japan株式会社	承認番号:30300BZX00350000	HOPE LifeMark-CAD 肺炎画像解析支援プログラム for COVID-19	2024/7/3
31	キヤノンメディカルシステムズ株式会社	認証番号:22000BZX00379000	汎用画像診断ワークステーション用プログラム Abierto Vision AVP-001A	2024/12/23

https://www.radiology.jp/content/files/ai_softwear_ninsyou_list20241223.pdf?v=20241223

Take an ECG

You can take an ECG at any time, when you're feeling symptoms such as a rapid or skipped heartbeat, when you have other general concerns about your heart health, or when you receive an **irregular rhythm notification**.

1. Make sure that your Apple Watch is snug and on the wrist that you selected in the Apple Watch app. To check, open the Apple Watch app, tap the My Watch tab, then go to General > Watch Orientation.
2. Open the ECG app  on your Apple Watch.
3. Rest your arms on a table or in your lap.
4. With the hand opposite your watch, hold your finger on the Digital Crown. You don't need to press the Digital Crown during the session.
5. Wait. The recording takes 30 seconds. At the end of the recording, you will receive a classification, then you can tap Add Symptoms and choose your symptoms.
6. Tap Save to note any symptoms, then tap Done.



<https://support.apple.com/en-us/HT208955>

Take an ECG

You can take an ECG at any time, when you're feeling symptoms such as a rapid or skipped heartbeat, when you have other general concerns about your heart health, or when you receive an **irregular rhythm**.

1. Make

with

ch

t

2. C

3.

4.

Digital Crown

5. Wait. The recording takes 30 seconds. After the recording, you will receive a classification, then you can tap Add Symptoms and choose your symptoms.

6. Tap Save to note any symptoms, then tap Done.

2018年
De Novo申請
Class II
異常な心拍を検出



<https://support.apple.com/en-us/HT208955>

技術の社会浸透は
国際情勢とも大きく関連



Berlin@2005



Tucson@2008

ベルリンの壁崩壊
@1989年

冷戦終結
@1991年

ドットコムバブル

軍の予算が健康政策へ転換&ITブーム

米国の膨大な軍事費（対ソ連）

医用画像に
パターン認識を導入

ニューロブーム

病変検出装置が
医療機器として
認可@アメリカ

深層学習
ブーム

AI一次ブーム

AI二次ブーム

AI三次ブーム

1960年代

70年代

80年代

90年代

00年代

10年代

20年代

医用画像の
デジタル化が開始

デジタル化が
終了

An improved shift-invariant artificial neural network for computerized detection of clustered microcalcifications in digital mammograms

Wei Zhang,^{a)} Kuno Doi, Maryellen L. Giger, Robert M. Nishikawa, and Robert A. Schmidt

*Kurt Rossmann Laboratories for Radiologic Image Research, Department of Radiology,
The University of Chicago, 5841 South Maryland Avenue, Chicago, Illinois 60637*

(Received 7 September 1994; resubmitted 21 August 1995; accepted for publication 20 December 1995)

A shift-invariant artificial neural network (SIANN) has been applied to eliminate the false-positive detections reported by a rule-based computer aided-diagnosis (CAD) scheme developed in our laboratory. Regions of interest (ROIs) were selected around the centers of the rule-based CAD detections and analyzed by the SIANN. In our previous study, background-trend correction and pixel-value normalization were used as the preprocessing of the ROIs prior to the SIANN. A ROI

Zhang W, Doi K, Giger ML, Nishikawa RM, Schmidt RA. An improved shift-invariant artificial neural network for computerized detection of clustered microcalcifications in digital mammograms. Med Phys. 1996;23(4):595-601.

An improved shift-invariant artificial neural network for computerized detection

ACKNOWLEDGMENTS

The authors are grateful to Dr. Carl J. Vyborny for his careful review of the database used in this study. This work is supported by USPHS Grants. No. CA 24806 and No. CA48985, an American Cancer Society Faculty Research Award (FRA-390), a Whitaker Foundation Biomedical Research Grant, and **U.S. Army Medical Research** and Development Command Grant No. DAMD 17-93-J-3021. This work was done as part of the National Digital Mammography Development Group (NDMDG), which was established and funded in part by the NCI/NIH.

Zhang W, Doi K, Giger ML, Nishikawa RM, Schmidt RA. An improved shift-invariant artificial neural network for computerized detection of clustered microcalcifications in digital mammograms. Med Phys. 1996;23(4):595-601.

AIを使った画像診断の研究を始めてください
まだ遅くありません！

AIの技術要素

医療分野での事例

これから研究

2022年11月 ChatGPT公開

中核技術：言語をベクトル化して次の文章／単語を予測

製品化技術：知能があるように見せる．変なことを言わない．印象への影響大！

ChatGPT

チャット（会話のやりとり）でつかう

Generative Pre-trained Transformer

（生成的な 学習済み 変換器）

中核技術 + 製品化技術

この数年のAI研究

第3次AIブーム！

タスク

画像再構成

ノイズ除去

臓器分割／値の推定

鑑別診断

存在診断など

データ数：数百～数百万

第4次AIブーム！

と 基盤

論文, プログラミング
会話, マニュアル

知識は言語である

言語

画像生成

領域分割

学習データ収集

評価方法

統計, など

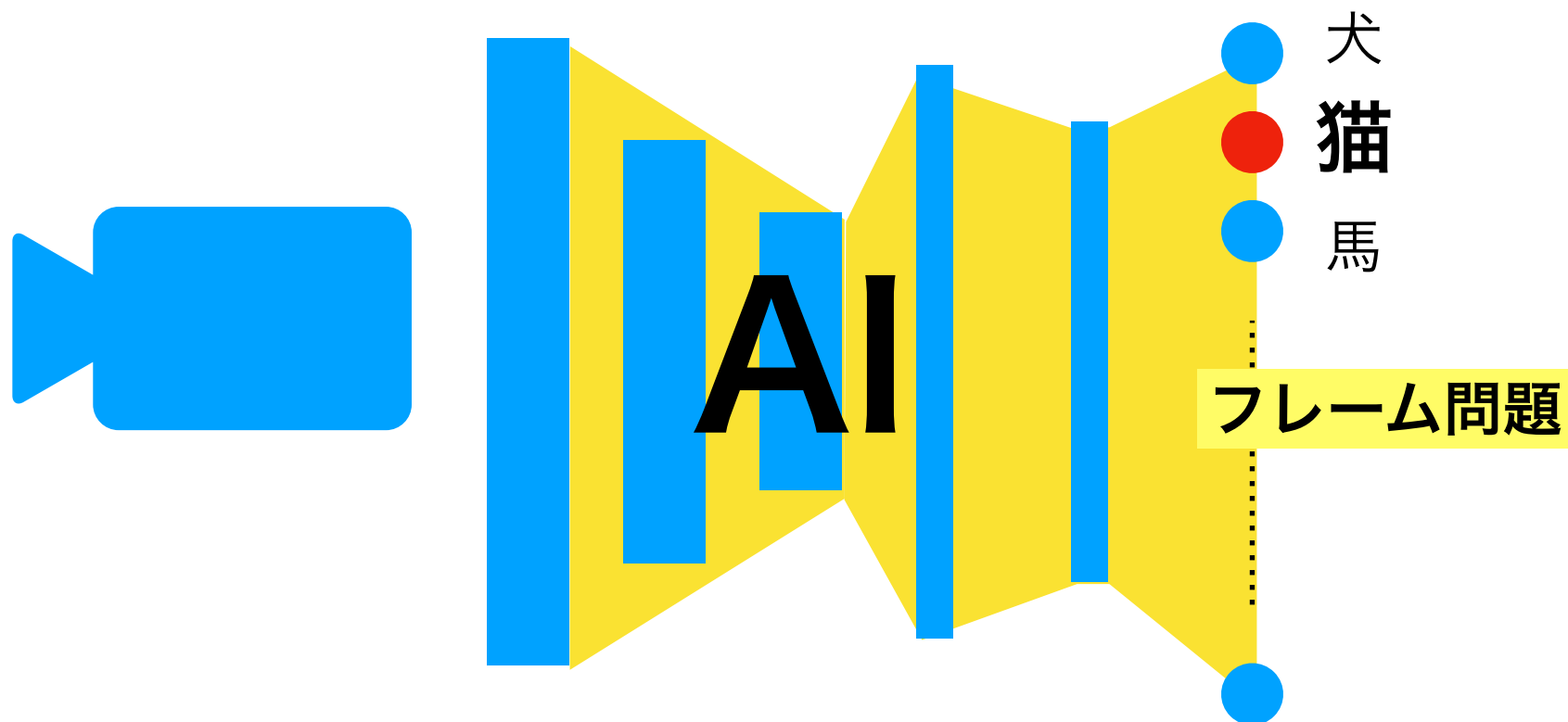
データ数：数十万～数兆

対応できる課題が
格段に増加！



視神経

v1, v2, ..., v5 記憶, 言語野



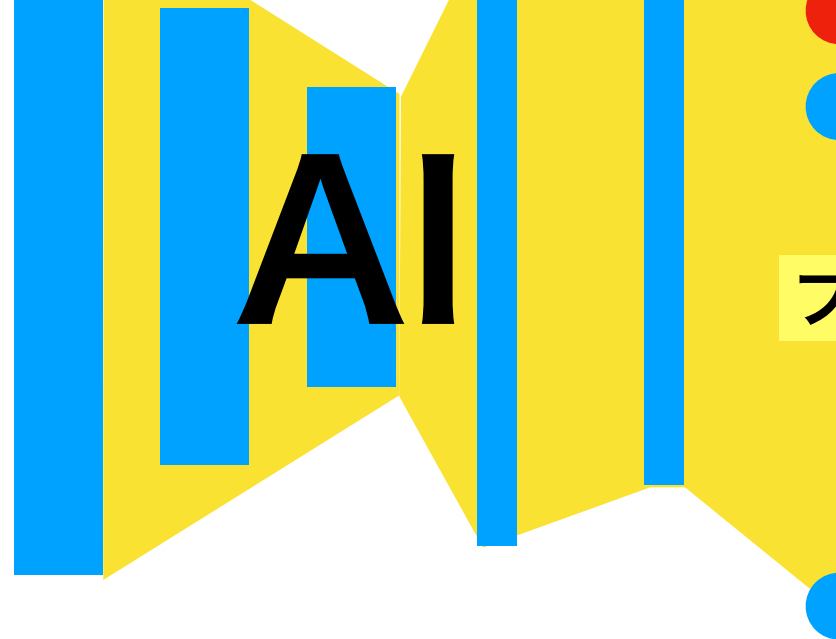
カメラ

畳み込み層

全結合層

出力層

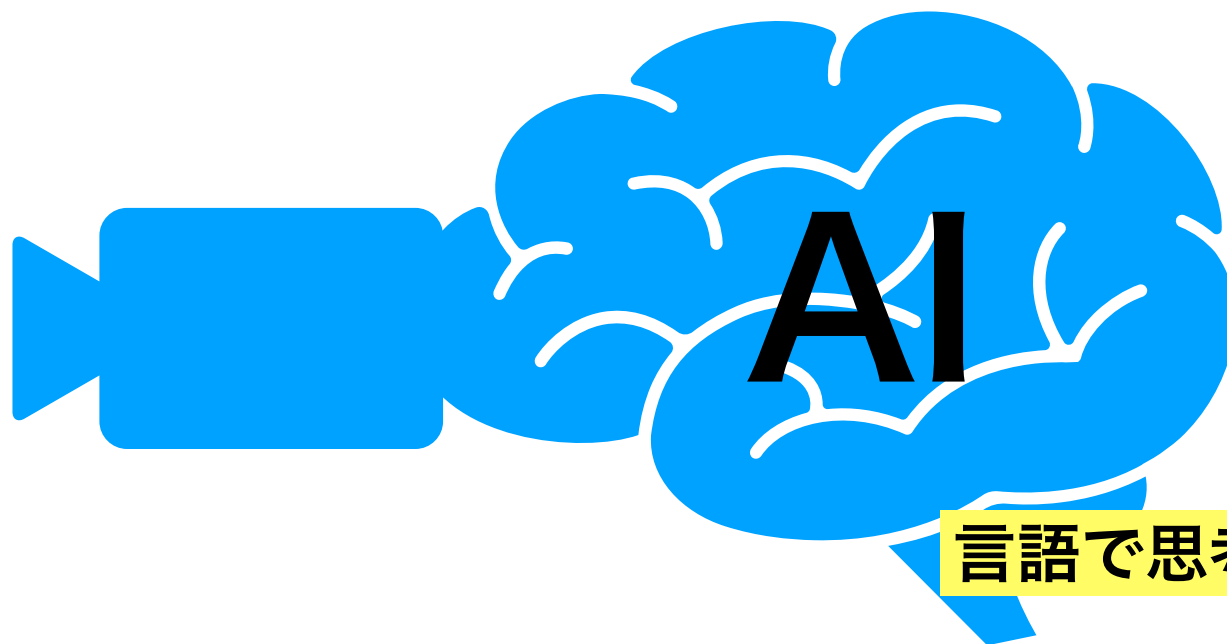
v1, v2などを畳み込み層で実現, 出力はベクトル.



フレーム問題

カメラ 畳み込み層 全結合層 出力層

v1, v2などを畳み込み層で実現, 出力はベクトル.



「猫」

言語で思考, 言語で出力.

視覚—言語モデル

**The
Economist**

MAY 6TH-12TH 2017

Theresa May v Brussels

Ten years on: banking after the crisis

South Korea's unfinished revolution

Biology, but without the cells

The world's most valuable resource



**Data and the new rules
of competition**

5/6/2017

データが命

OpenScienceなどを通じて
データの価値を各社認識

言語を通じて 様々な問題を解決

センター試験の国語や英語で高得点！
医師国家試験に合格！
USMLEに合格！

問題を言語化して解決する
マルチモーダルな基盤モデルを作る
専門分野に特化したモデルを作る

聞き方を変えると回答がよくなった！合格できた！
AIに順序よく考える様に指示するー＞質問の仕方の研究

AGI/GAIへの期待

GAI: Artificial General Intelligence

GAI: Generative Artificial Intelligence

言語を通じて 様々な問題を解決

言語化できる問題はよさそう！ では、言語化できない問題は？

センター試験の国語や英語で高得点！
医師国家試験に合格！
USMLEに合格！

問題を言語化して解決する
マルチモーダルな基盤モデルを作る
専門分野に特化したモデルを作る

聞き方を変えると回答がよくなった！合格できた！
AIに順序よく考える様に指示するー＞質問の仕方の研究

AGI/GAIへの期待

GAI: Artificial General Intelligence

GAI: Generative Artificial Intelligence

現在は第4次AIブーム

これまでの深層学習の研究は
古典情報学といってもよい？



30～100万円くらい

300Whくらい

第3次AIブーム参加費用

なんとか研究室で頑張れた！



この壁で20億円くらい

(1つ10kWhくらい)
← 1つ5千万円くらい

第4次AIブーム参加費用

とても1つの研究室では無理！

現在は第4次AIブーム

これまでの深層学習の研究は

乳幼児を連れてきて
データを与えて
スパルタ教育



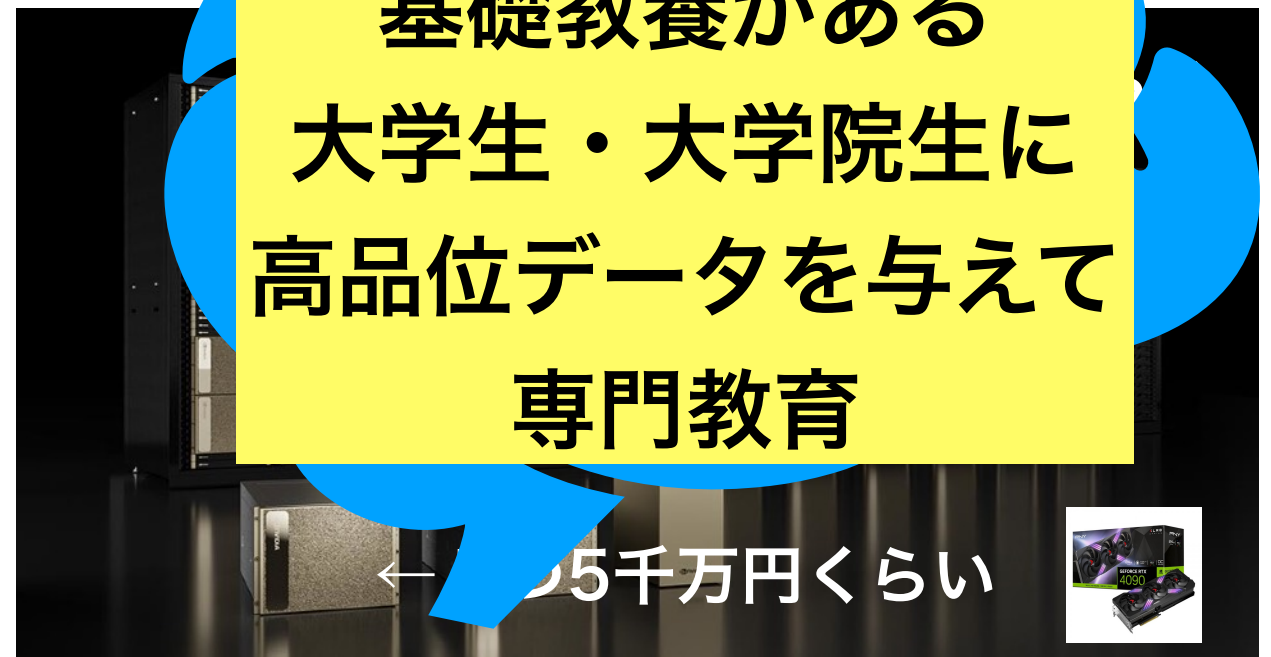
30~100万円くらい

第3次AIブーム参加費用

なんとか研究室で頑張れた！

と聞いてもよい？

基礎教養がある
大学生・大学院生に
高品位データを与えて
専門教育



← 5千万円くらい

第4次AIブーム参加費用

とても1つの研究室では無理！

現在は第4次AIブーム

これまでの深層学習のブームとは

言語能力の差は大きいはず！

乳幼児を連れてきて
データを与えて
スパルタ教育



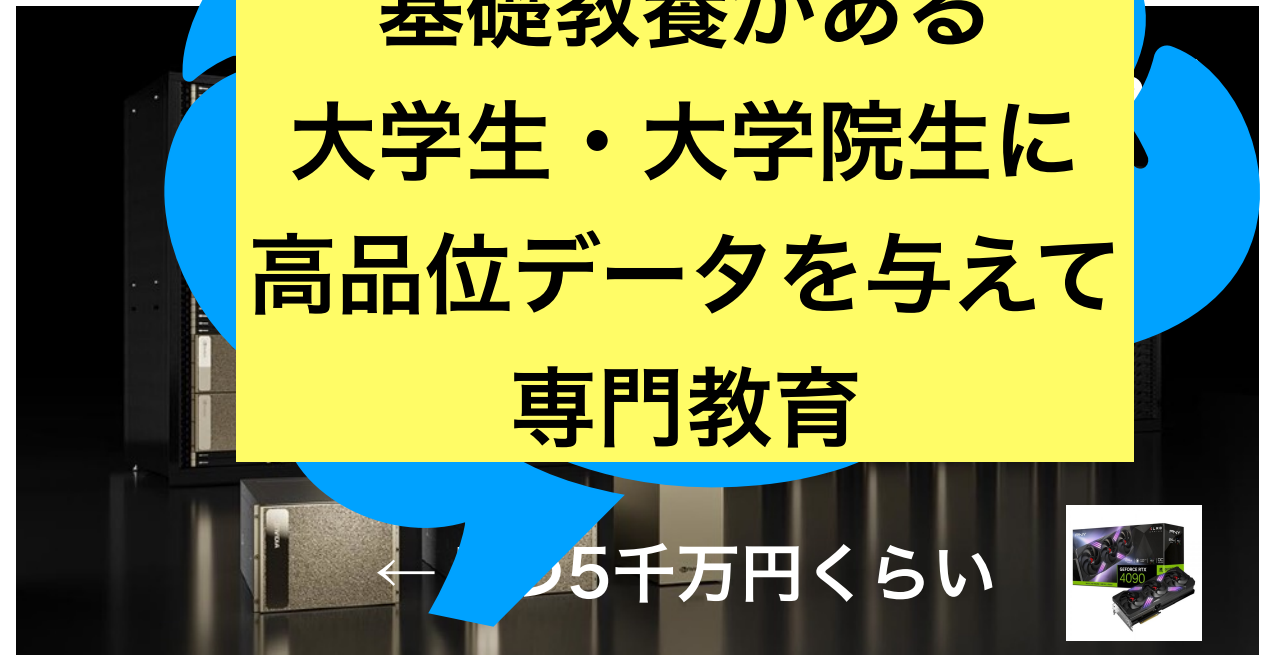
30~100万円くらい

第3次AIブーム参加費用

なんとか研究室で頑張れた！

と喋ってました？

基礎教養がある
大学生・大学院生に
高品位データを与えて
専門教育



← 5千万円くらい

第4次AIブーム参加費用

とても1つの研究室では無理！

Supercomputer to grow to 1 million plus GPUs; Nvidia, Dell and SMC planning growth in Memphis Region with xAI

Memphis, TN – December 4, 2024: In a landmark announcement at the Greater Memphis Chamber Annual Chairman's Luncheon, xAI revealed plans for an expansion of its "Colossus" supercomputer facility. Building upon its initial commitment to Memphis announced last June ([Link to previous release](#) ➔), the company is setting the stage for Memphis to become the global epicenter of artificial intelligence.

The expansion marking the latest in a series of growth initiatives for the Supermicro Co. as part of its "Digital Delta" strategy.

Speaking to over 100 guests at the Greater Memphis Chamber event, xAI CEO

"In Memphis, we're at the front; we're leading the megapack technology

Dec 4 (Reuters) - Elon Musk's artificial intelligence startup xAI plans to expand its supercomputer to house at least one million graphics processing units, the Greater Memphis Chamber said on Wednesday, as xAI races to compete against rivals. The move represents a massive expansion for the supercomputer facility, which currently houses 100,000 GPUs to train xAI's chatbot called Grok.

Townsend emphasized the significance of xAI's expanded presence: "When we announced six months ago that xAI would make Memphis its home for Colossus, we recognized it as our defining moment. Memphis has provided the power and velocity necessary for not just xAI to grow and thrive, but making way for other companies as well. We're excited to welcome Nvidia, Dell, and Supermicro to the 'Digital Delta'."

To facilitate this massive undertaking, the Greater Memphis Chamber established an xAI Special Operations Team, led by Townsend. This team provides round-the-clock concierge service to the company. Senior Vice President of Global Business Development Troy Parkes spearheads the initiative, ensuring seamless execution of the company's rapid expansion plans.



NVIDIA, B100

1台600万円（予想）

（製造コストは100万円くらいと言われています）

消費電力：1kWh

言語モデルは企業から

人の脳は100Wくらい？

もう大学では無理！

金額：600万円×10万台=6000億円

消費電力：1kWh×10万台=100,000kWh=100MWh

（1000kWh = 1MWh）



10万台買うで～

（Wikipediaから）

この一声で
原発8分の1の電力を消費

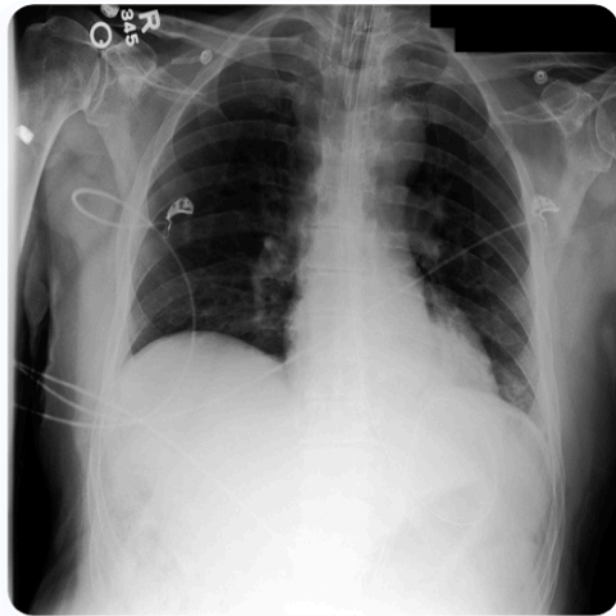


島根原発の出力：820MWe

（Wikipediaから）

Indication

-year-old male with intubation. No prior examinations for comparison.



Reference Report

Endotracheal tube terminates 6 cm from the carina. Nasogastric tube loops within the stomach with side port within the gastric body. There are no significant pleural effusions or pneumothorax. Mild retrocardiac atelectasis is present. Heart size is normal. The aorta is tortuous.

Med-PaLM M 12B

An endotracheal tube terminates 5 cm above the carina. There is no pneumothorax or large pleural effusion. Opacities in the **medial right lower lobe** and retrocardiac region may represent atelectasis aspiration or pneumonia. **A calcified lymph node is noted in the aortopulmonary window.** Cardiac size is normal. [No comment about NG/OG tube]

Med-PaLM M 84B

Endotracheal tube terminates 5 cm above the carina. Nasogastric tube courses below the diaphragm and inferiorly beyond the film. There is retrocardiac opacity which may represent atelectasis or aspiration. The heart size is normal. The aorta is tortuous and unfolded. No pleural effusions or pneumothorax.

Med-PaLM M 562B

Endotracheal tube terminates 5 cm above the carina. Nasogastric tube courses below the diaphragm and inferiorly beyond the film. Lung volumes are low **with crowding of bronchovascular markings.** There is a left retrocardiac opacity. There is no pneumothorax or pleural effusions.

Significant error

Insignificant error

[Omission]

Figure 6 | Qualitative example of reference and Med-PaLM M generated chest X-ray reports. We present a qualitative example of chest X-ray reports generated by Med-PaLM M across model scales along with the target reference report. In this example, a panel of radiologists adjudicated the Med-PaLM M 12B report to have two clinically significant errors and one omission, the Med-PaLM M 84B report to have zero errors and zero omissions, and the Med-PaLM M 562B report to have one clinically insignificant error and no omissions.

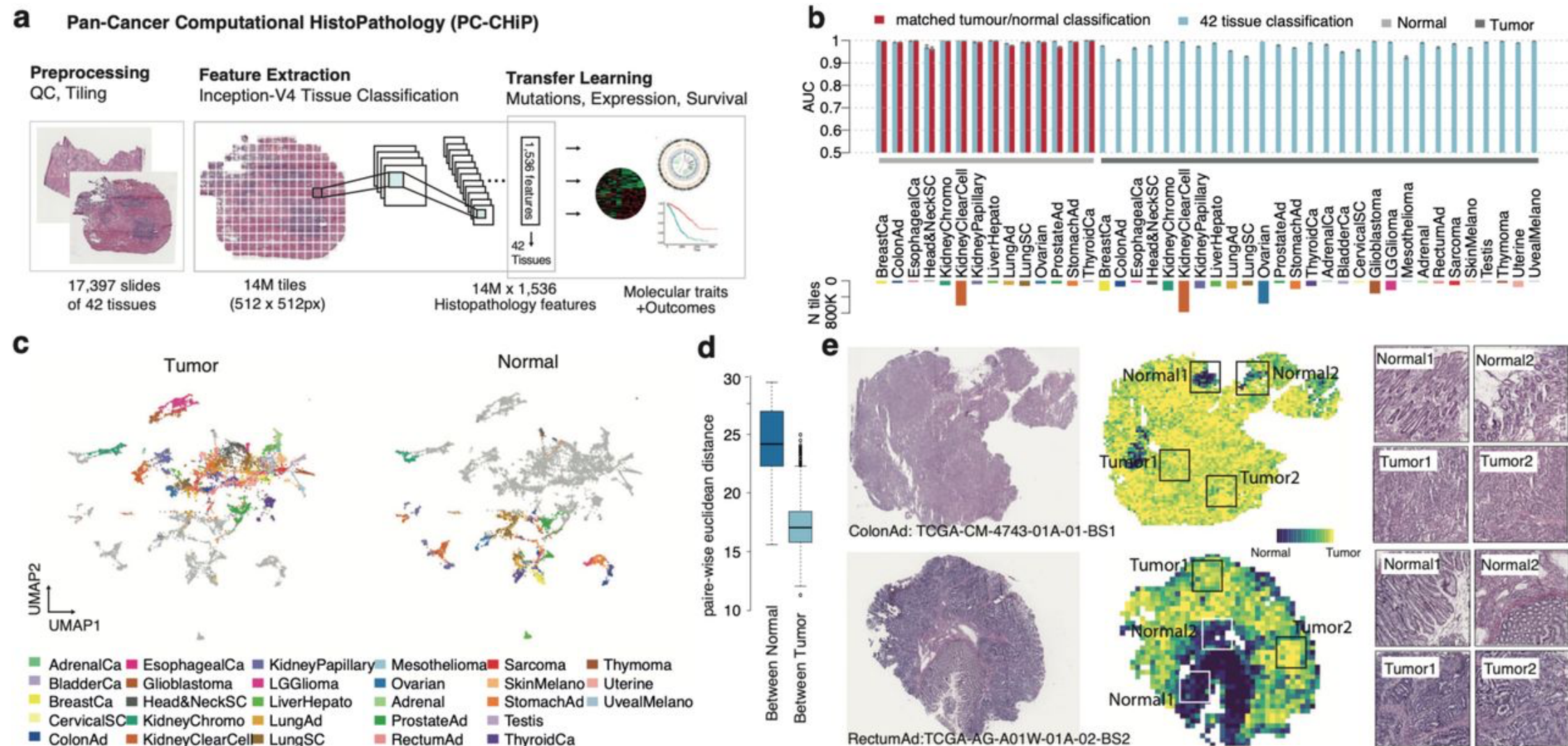
病理画像AIと新しい知見発見

病理医が経験と知識に頼って行ってきた分類にAIが新しい基準をもたらす

24,000例以上の腫瘍組織スライドを利用

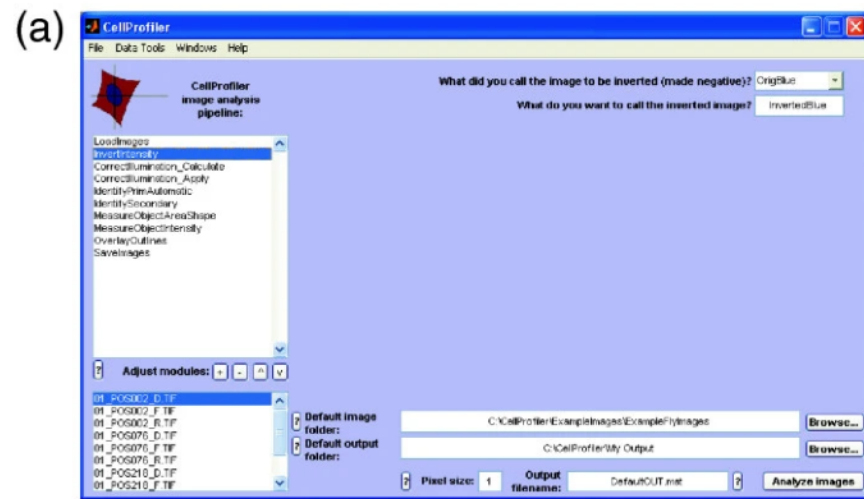
AIが従来は専門家も気づけなかった「隠れたパターン」の発見を実現

AI病理診断の「新しいスタンダード」や「新分類体系」の創出

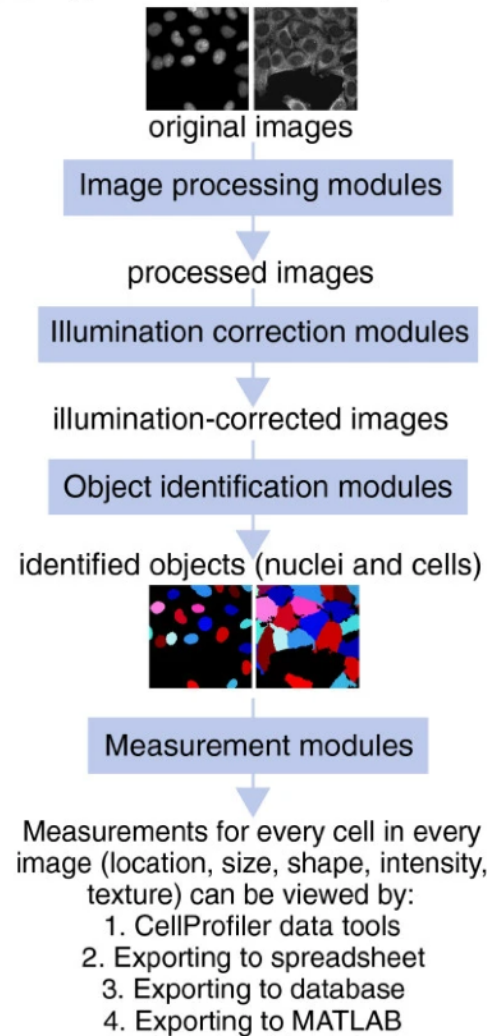


* Fu Y, Jung AW, Torne RV, Gonzalez S, Vöhringer H, Shmatko A, Yates LR, Jimenez-Linan M, Moore L, Gerstung M. Pan-cancer computational histopathology reveals mutations, tumor composition and prognosis. Nat Cancer. 2020 Aug;1(8):800-810. doi: 10.1038/s43018-020-0085-8. Epub 2020 Jul 27. PMID: 35122049.

シングルセル解析：細胞の特徴抽出



(b) Typical CellProfiler pipeline:

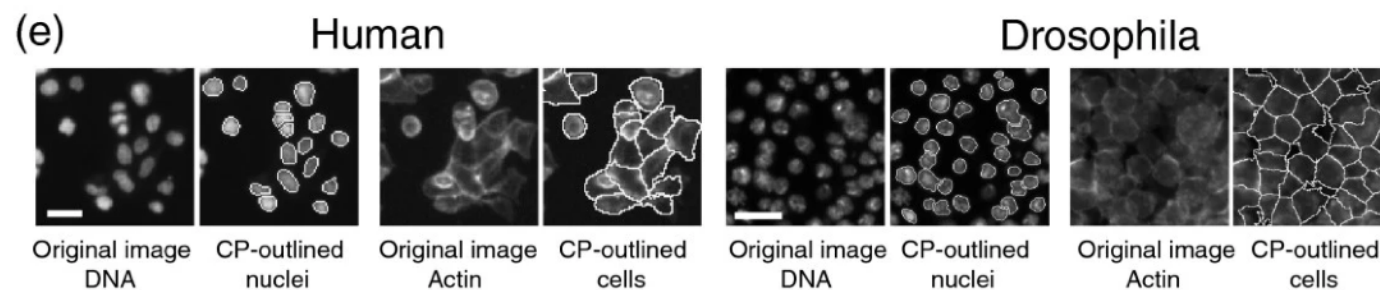
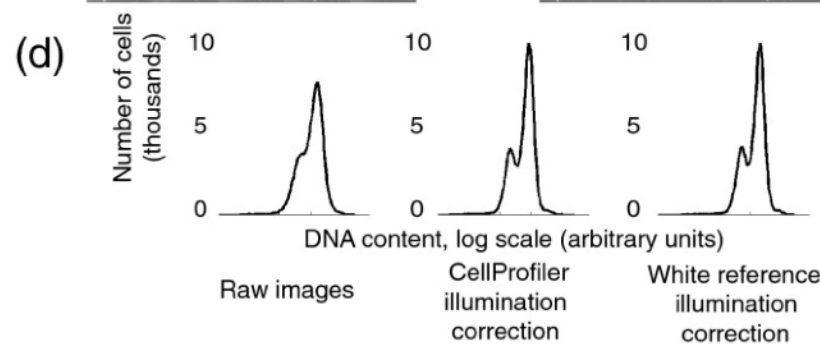
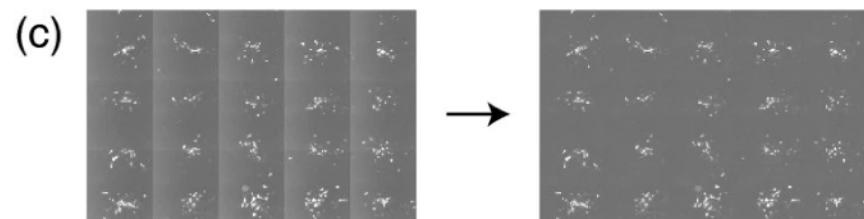


画像の前処理, 細胞の領域分割, 各細胞の形態・大きさ・蛍光強度などの自動計測

数万～数百万の細胞を計測

細胞周期／がん細胞／正常細胞の分類, 薬剤スクリーニング, 形態表現型スクリーニング

従来は熟練者が手作業や単純な自動化ツールで行った細胞形態の定量化を自動化



* Carpenter AE, Jones TR, Lamprecht MR, Clarke C, Kang IH, Friman O, Guertin DA, Chang JH, Lindquist RA, Moffat J, Golland P, Sabatini DM. CellProfiler: image analysis software for identifying and quantifying cell phenotypes. Genome Biol. 2006;7(10):R100. doi: 10.1186/gb-2006-7-10-r100. Epub 2006 Oct 31. PMID: 17076895; PMCID: PMC1794559.

多次元データのAI統合解析

「マルチモーダル解析」の進展：病理＋ゲノム*が主流からさらに画像へ展開中
病理画像と遺伝子変異，患者の診療記録を同時にAIが学習
精度の高い疾患分類や治療予測を実現
新たなバイオマーカーや個別化治療ガイドラインの開発を支援

統合データ	主な応用例	実現できること
画像＋遺伝子	がんのサブタイプ分類	新しい分子サブタイプ発見
画像＋臨床	予後予測	個々人に合わせた治療成績・リスク予測
遺伝子＋臨床	副作用リスク評価	特定の変異と臨床背景に応じた副作用警告
画像＋遺伝子＋臨床	バイオマーカー探索	個別化治療・精密診断への貢献
（ 画像だけ	病気の発見鑑別	シングルタスクによる診療支援 ）

* Zhou C, Zhang YF, Guo S, Huang YQ, Qiao XN, Wang R, Zhao LP, Chang DH, Zhao LM, Da MX, Zhou FH. Multimodal data integration for predicting progression risk in castration-resistant prostate cancer using deep learning: a multicenter retrospective study. Front Oncol. 2024 Mar 14;14:1287995. doi: 10.3389/fonc.2024.1287995. PMID: 38549937; PMCID: PMC10972942.

自動所見生成・VLM/LLM

大規模言語モデル（LLM）や視覚言語モデル（VLM）が進展

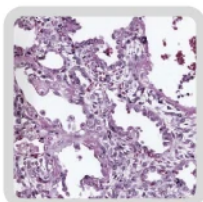
「画像から自動で診断所見文を生成するAI」が活用

画像を入力するとAIが「所見」や「診断理由」を自然な言語で生成

専門的な分野でも活躍：「対話型AI」では検査方法を誘導

医師や技師の教育，患者説明，診断プロセスの透明化が大きく進展

Pathology and radiology VQA



Q: What is seen at this stage, associated with regeneration and repair?

A: Numerous reactive type II pneumocytes.

Q: Are bite cells like this one in the smear associated with regeneration and repair at this stage?

A: No.

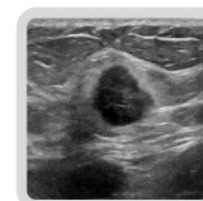
Report generation



Q: What are the findings based on the image?

A: The nasogastric tube is in adequate position, and there is a resolution of the gastric distention. There is still mild bibasilar atelectasis. There are no pneumothorax no pleural effusion.

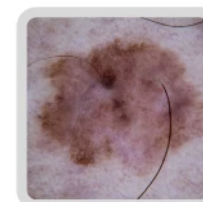
Disease diagnosis



Q: What disease does this image depict?

A: Breast cancer.

Lesion detection



Q: What skin lesion does this image depict?

A: Melanoma.

* Zhang K, Zhou R, Adhikarla E, Yan Z, Liu Y, Yu J, Liu Z, Chen X, Davison BD, Ren H, Huang J, Chen C, Zhou Y, Fu S, Liu W, Liu T, Li X, Chen Y, He L, Zou J, Li Q, Liu H, Sun L. A generalist vision-language foundation model for diverse biomedical tasks. Nat Med. 2024 Nov;30(11):3129-3141. doi: 10.1038/s41591-024-03185-2. Epub 2024 Aug 7. PMID: 39112796.

自動所見生成・VLM/LLM

大
「
画
専
医

Path

Rep

Conversation summarization



What symptoms are you experiencing?

I have been suffering from headache and general weakness and have been diagnosed with typhoid fever.



What treatments have you undergone in the past?

I was put on siprofloxacine for ten days. One week after I completed the course, I started having the same problems.



It seems you are having relapse of typhoid fever. Up to 10% of patients develop mild relapse. You need more tests to check for other causes, including liver tests, because your urine is dark, and hepatitis can sometimes happen with typhoid fever.

Q: What is the summary of conversation?

A: Suggest remedy for recurred symptoms of typhoid after treatment.

Report summarization

There is no evidence of hemorrhage, masses, mass effect or shift of normally midline structures. The ventricles and sulci are mildly prominent, compatible with age-appropriate involutional changes. There is hypoattenuation along the right caudate head and periventricular frontal white matter, unchanged, compatible with small vessel ischemic disease.

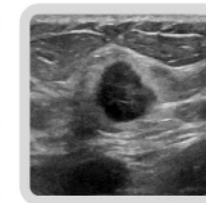
Q: What is summary based on the given report?

A: 1. No acute intracranial process.
2. Small vessel ischemic disease.

生成

進展

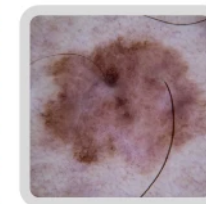
Disease diagnosis



Q: What disease does this image depict?

A: Breast cancer.

Lesion detection

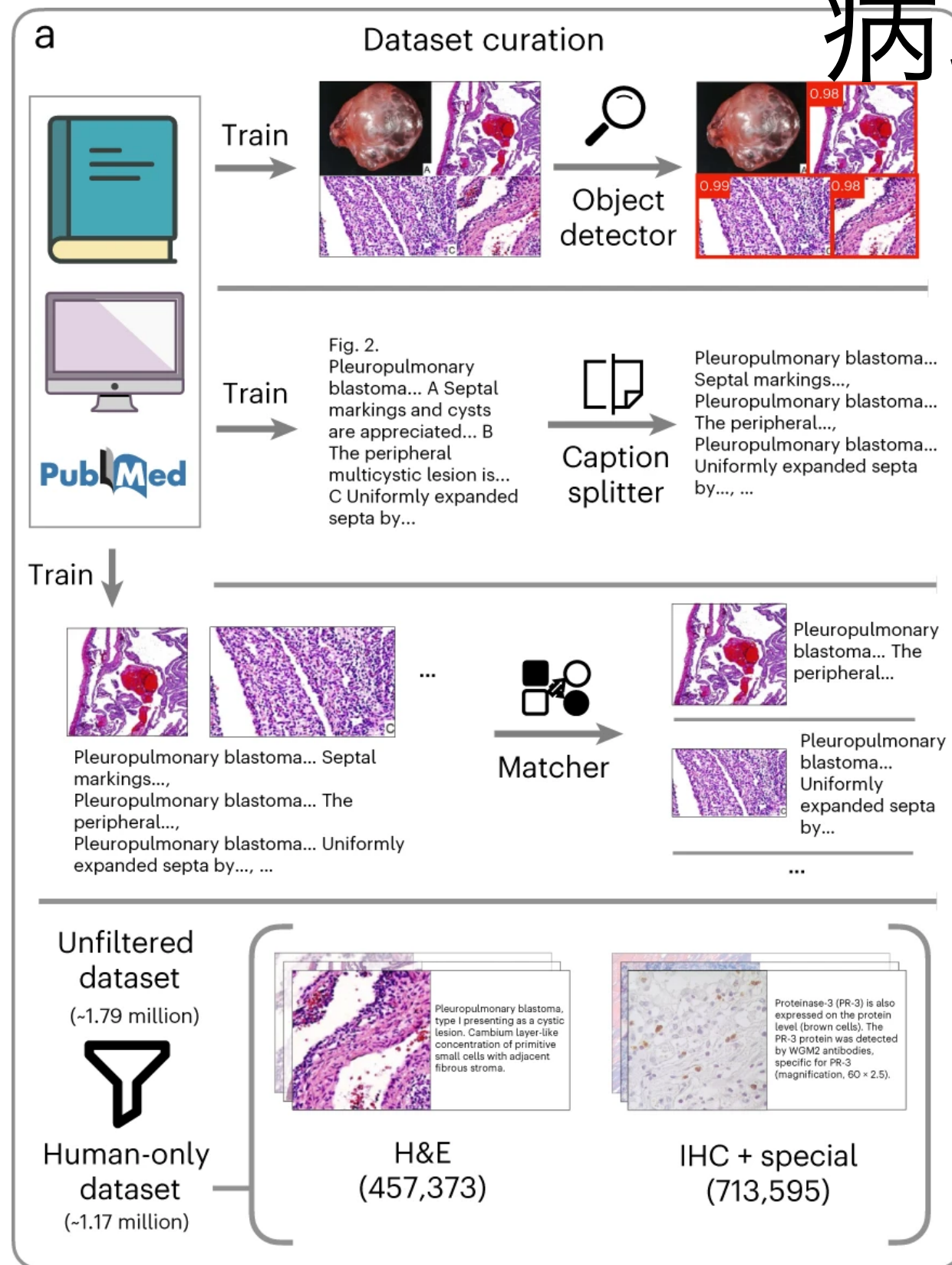


Q: What skin lesion does this image depict?

A: Melanoma.

* Zhang K, Zhou R, Adhikarla E, Yan Z, Liu Y, Yu J, Liu Z, Chen X, Davison BD, Ren H, Huang J, Chen C, Zhou Y, Fu S, Liu W, Liu T, Li X, Chen Y, He L, Zou J, Li Q, Liu H, Sun L. A generalist vision-language foundation model for diverse biomedical tasks. Nat Med. 2024 Nov;30(11):3129-3141. doi: 10.1038/s41591-024-03185-2. Epub 2024 Aug 7. PMID: 39112796.

病理画像VLMの構築

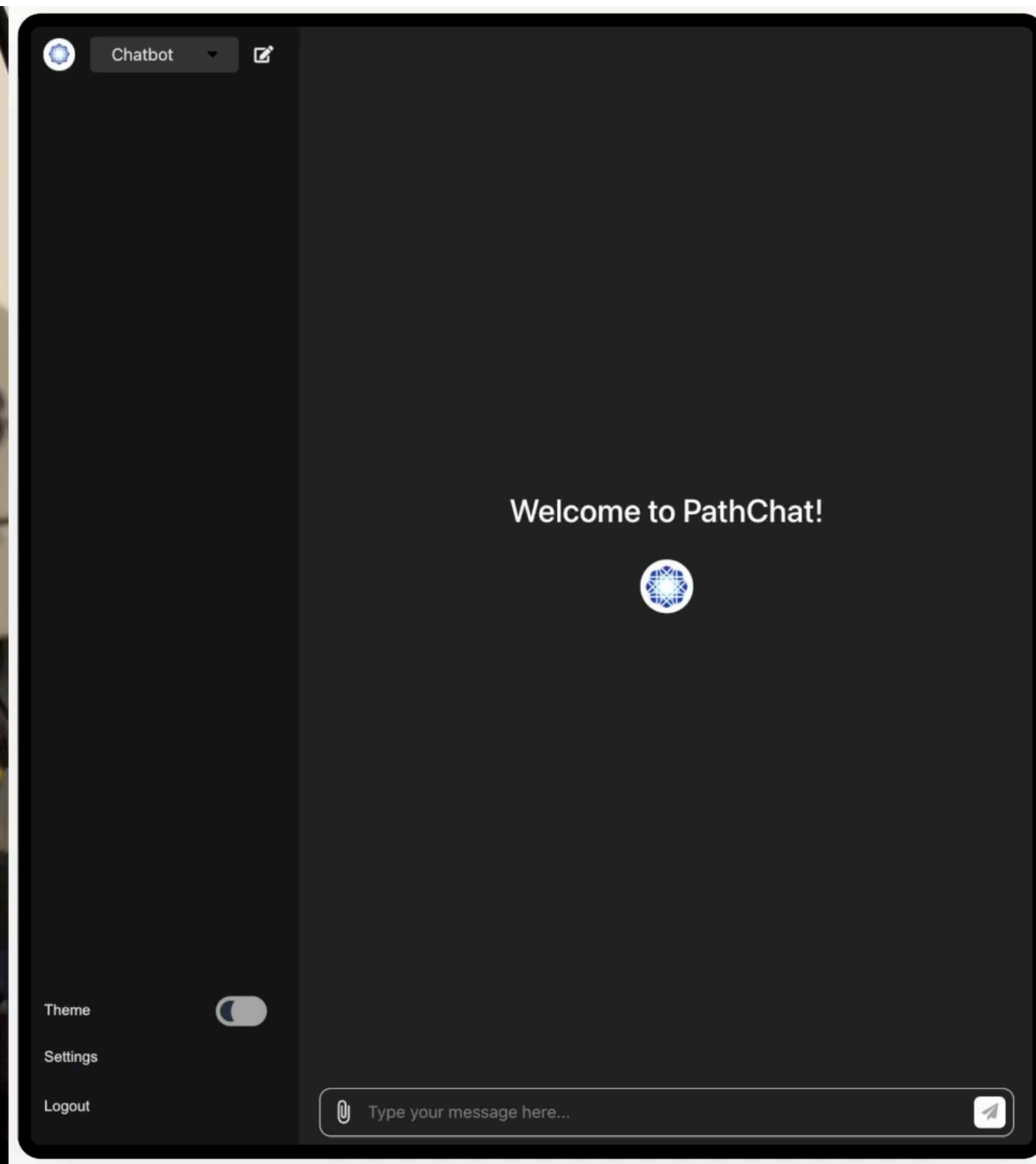


学習データは主に国際的な公開エビデンスデータベース) から収集

研究で利用可能なパブリックデータのみを用いる

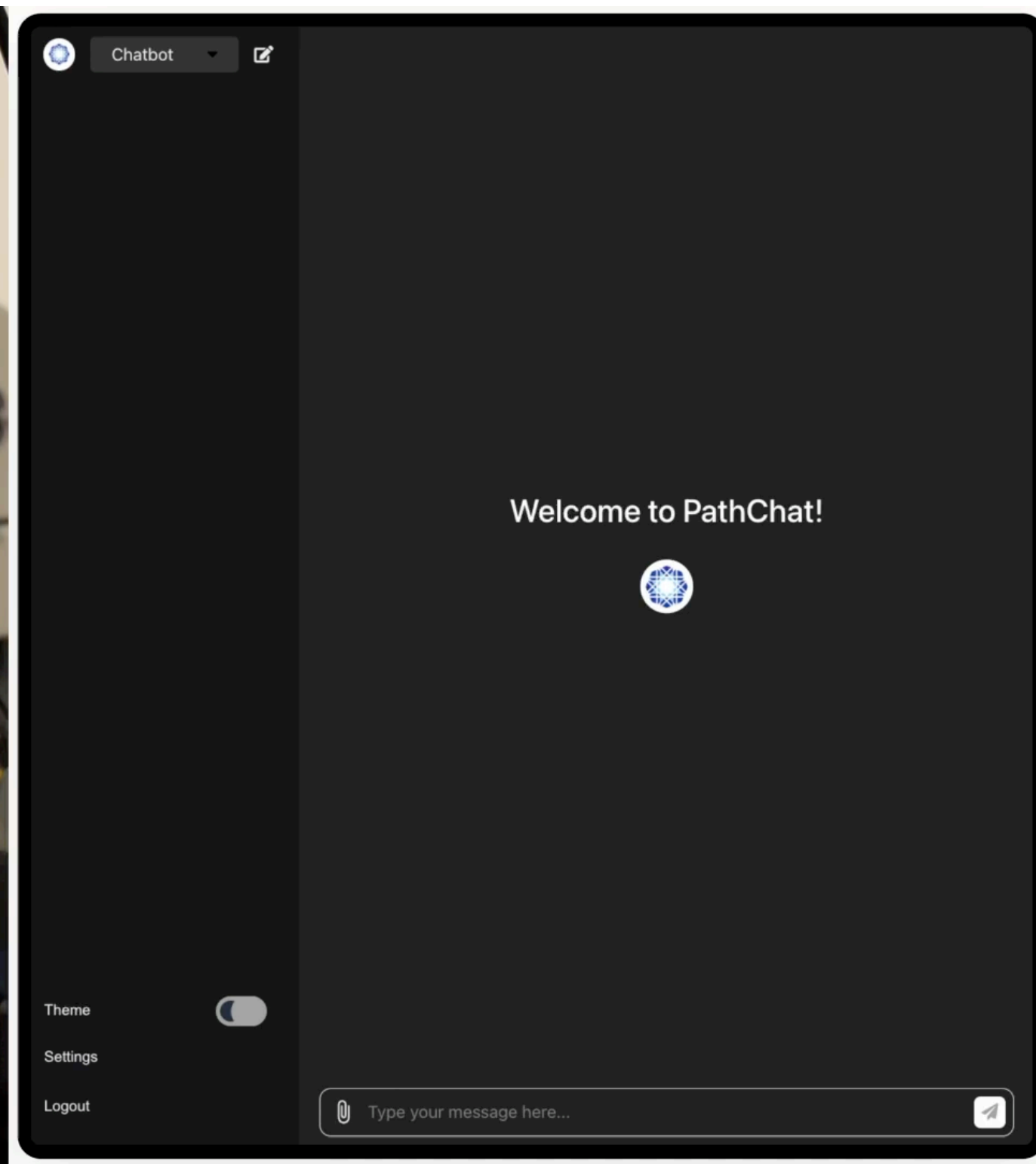
* Lu MY, Chen B, Williamson DFK, Chen RJ, Liang I, Ding T, Jaume G, Odintsov I, Le LP, Gerber G, Parwani AV, Zhang A, Mahmood F. A visual-language foundation model for computational pathology. Nat Med. 2024 Mar;30(3):863-874. doi: 10.1038/s41591-024-02856-4. Epub 2024 Mar 19. PMID: 38504017; PMCID: PMC11384335.

PathChat : 意見提示と検査の誘導



<https://www.modella.ai/pathchat>

PathChat : 意見提示と検査の誘導



<https://www.modella.ai/pathchat>

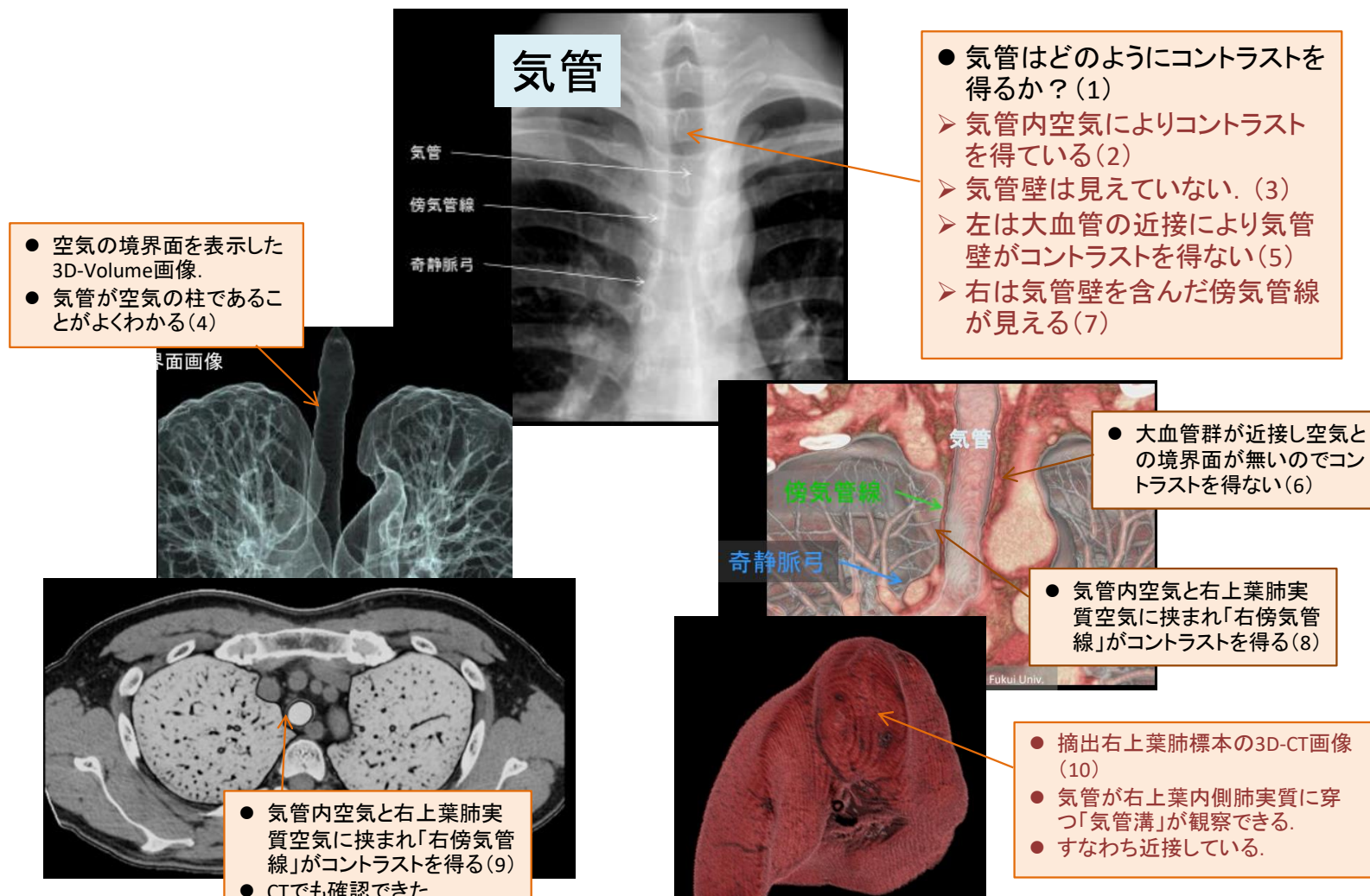
AIによる教育・知識継承の進展

「ベテラン医師の経験や勘」に依存してきた診断技術を「自動で可視化・言語化」

「この所見はどこを見てどう考えたのか？」をAIが逐次説明

Q&A集や症例解説、教育素材を自動生成

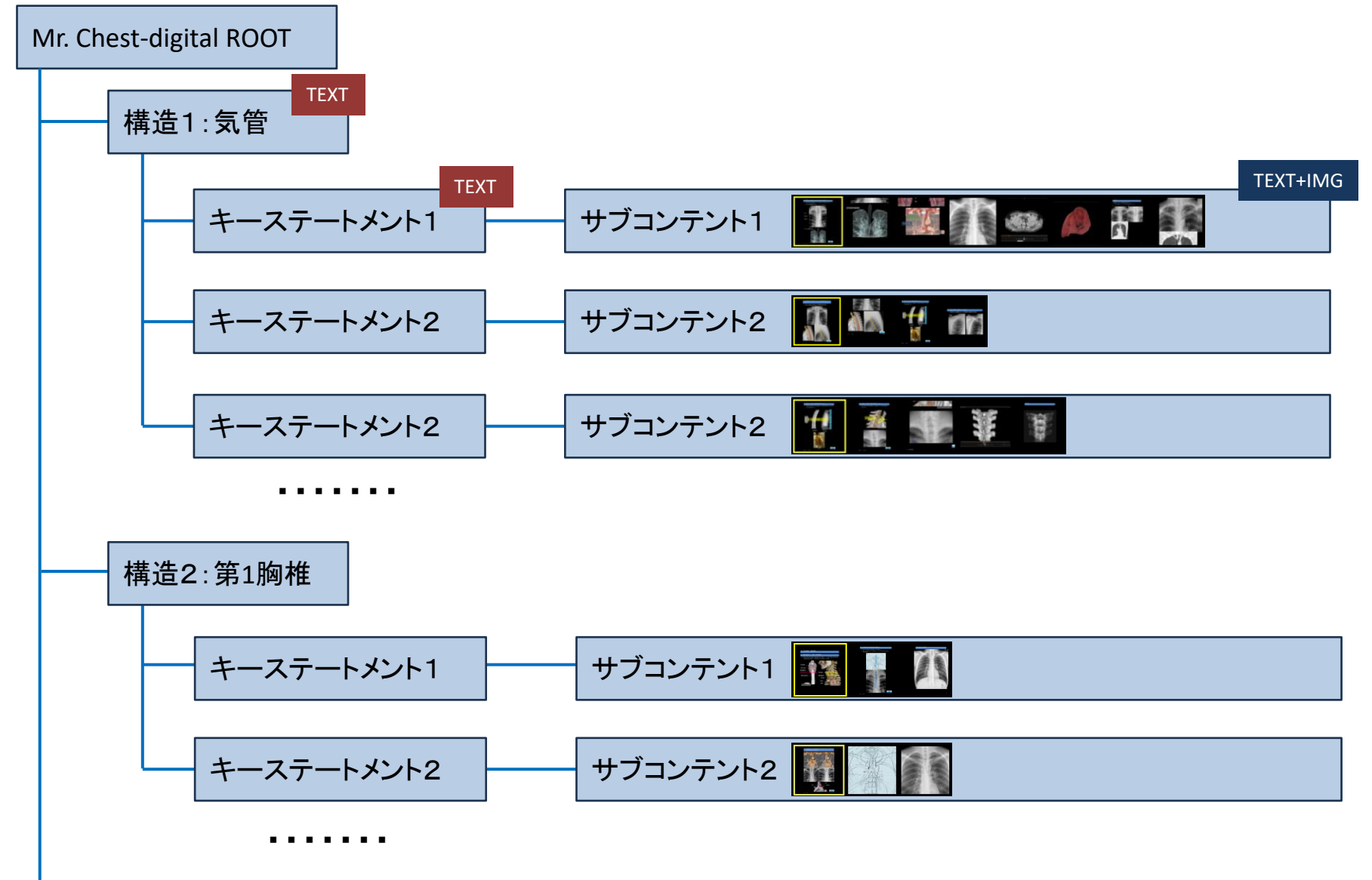
「名人の暗黙知」を客観的な教材・教育コンテンツとして共有



AIによる教育・知識継承の進展

「ベテラン医師の経験や勘」に依存してきた診断技術を「自動で可視化・言語化」
「この所見はどこを見ればいいのか」を教える
Q&A集や症例解説、教科書
「名人の暗黙知」を客観的に伝達

「正常胸部X線画像読影」におけるRAP-C文脈構造



- 空気の境界面を表示した3D-Volume画像.
- 気管が空気の柱であることがよくわかる(4)

断面画像

- 気管内空気と右上葉肺実質空気に挟まれ「右傍気管線」がコントラストを得る(9)
- CTでも確認できた

AIによる教育・知識継承の進展

- 「ベテラ
「この所
Q&A集や
「名人の
- LLMが推論した例.
 - キーステートメント「**気管のコントラストは、気管内空気により生じ、従って気管壁は見えない**」に対する学習ポイントのQ&Aと参照推薦画像説明を提示している.

気管:1(s1):気管陰影は気管内空気が見えている、気管壁は見えない

QUIT

Question

Answer

Recommend Image

学習ポイント

気管の陰影はどのようにしてコントラストを得ているのでしょうか。また、正常な気管読影の基本として確認すべき3点は何でしょうか。

解説1

気管陰影は、主に気管内の空気によってコントラストを得ています。気管読影の基本として、確認すべき3点は以下の通りです。①「気管走行」を椎弓根をランドマークとしてその直線性を確認すること。②「気管左右内側縁」を意識して、気管外側壁が見えないことを確認すること。③「右傍気管線」と「奇静脈弓」のコントラストを確認すること。

画像演習1

正常症例の胸部X線画像を参照し、気管の直線性や左右内側縁、右傍気管線、奇静脈弓を確認してみましょう。

学習ポイント

気管の右側と左側で、外側壁の描出に違いが生じる理由と、それが診断にどのように活用されるか説明してください。

解説2

気管の右側には肺実質が近接しているため、右傍気管線がコントラストを得ます。一方、左側には大動脈弓などの大血管群が存在し、正常では左側気管外側壁がコントラストを得るのは困難です。この知識は、異常な描出や陰影が見える場合に診断の手がかりとして利用できます。

画像演習2

3DCT画像で気管の右側と左側の構造、特に肺実質と大血管群の位置関係を確認できる画像を参照してください。

学習ポイント

縦隔気腫によって通常は見えない気管外側壁が示される理由を説明してください。

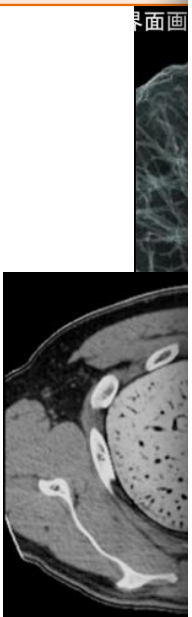
解説3

縦隔気腫では、気管の外側に空気が入り込むため、通常は描出されない気管外側壁が描出されることがあります。これはその部位に本来は存在しない空気の境界ができるためです。異常陰影として、見えないはずの見えるケースが考えられます。

画像演習3

縦隔気腫の胸部X線画像を参照し、気管外側壁が空気のために描出されている部分を確認してください。

- 空気の境界面を3D-Volume画像.
- 気管が空気の柱とがよくわかる(4



受講者

学生 112 (4年生 108, 5年生 1, 6年生 3)

参観者

103

医師 51

大学教員 2

放射線技師 11

看護師 26

技術者 10

その他 3

計 215名

胸部X線像は、幅広い医療従事者に関心がある



第11回目

教育現場で鍛えられた
「言語情報＋画像情報」

2017年度公開授業（4年次生）. 画像・放射線を用いた診断と治療～応用編：呼吸器画像診断～
2, 3, 4時限. 2017.12.12 (火). 福井大学医学部 臨床大講堂

受講者

学生

参観者

医師

大学教員

放射線技師

看護師

技術者

その他

計

第11回目

2017年度公開授業（「大先生」：画像・放射線を用いた診断と治療）
2, 3, 4時限. 2017.12.12 (火). 福井大学医学部 臨床大講堂

MIIR-V001 gpt-4.1 Medical Image Interactive Revised LLM system

整いました:

initial Pro. edit prompt clear msg send GPT save chat load chat exit

CASE NO
PAT0001
PAT0002
PAT0003

case no
0 1920/7/26 1979/9/11

臨床背景
記載なし
慢性心筋梗塞、肺水腫、心不全
myocardial infarction 心筋梗塞

病名
慢性心筋梗塞、肺水腫、心不全
myocardial infarction 心筋梗塞
calcification of the lung

備考

放射線画像

形態画像

病理画像

<GPT response>
ご提示の情報と画像から、RAP-Cの視点で解析・症例サマリを作成します。

【症例サマリ(RAP-Cに基づく解析)】

この症例は、慢性心筋梗塞や心不全、肺水腫、肺うっ血が関連する経過をたどっています。提示画像はそれぞれ解剖 (Anatomy)、放射線所見 (Radiology)、病理 (Pathology) を組み合わせて評価ができます。

「画像6」(最後の胸部X線画像): ご指摘のようにB3b(右上葉前区域枝相当)の壁の肥厚が認められます。これは慢性の心不全症例などでよくみられる所見で、肺水腫状態が続くことで間質や細気管支レベルでの壁構造の肥厚・線維化が反映されたものです。これは細動脈性肺高血圧、間質の浮腫や線維化による二次的な変化、慢性的な肺うっ血に起因します(画像名: 6.jpg)。

最後の胸部X線画像ではB3bの壁の肥厚があるとわたしは考えますが、どのように解釈しますか？

- 画像を含めた会話的なやり取りが可能になった。
- この会話的なやり取りで文脈がどう変化するか検討する。

AIが医療分野で実現したこと

大規模画像データの一括処理

数万～数十万例規模の医用画像（CT, MRI, 病理画像等）も， AIの導入により解析可能

定量評価の自動化

熟練者の主観や手作業に頼っていた腫瘍面積・体積・形状が， 客観的かつ高速に自動計測

未知の疾患パターン・分類の発見

「人間が気づかなかった」要素や予後予測因子を抽出
新規バイオマーカーの発見にも貢献

多次元データの統合解析

画像， ゲノム， 臨床情報など， 異なるデータ種もAIで統合的に解析し個別化医療が加速

ヒトカネモノを超えて研究分野の創出を実現

医療AIは現場実装されている？

現場導入の進展分野

眼底画像による糖尿病性網膜症スクリーニングAI、
胸部X線異常検出AI（米国・韓国・欧州等）など、
一部領域で商用化・臨床導入が加速中。

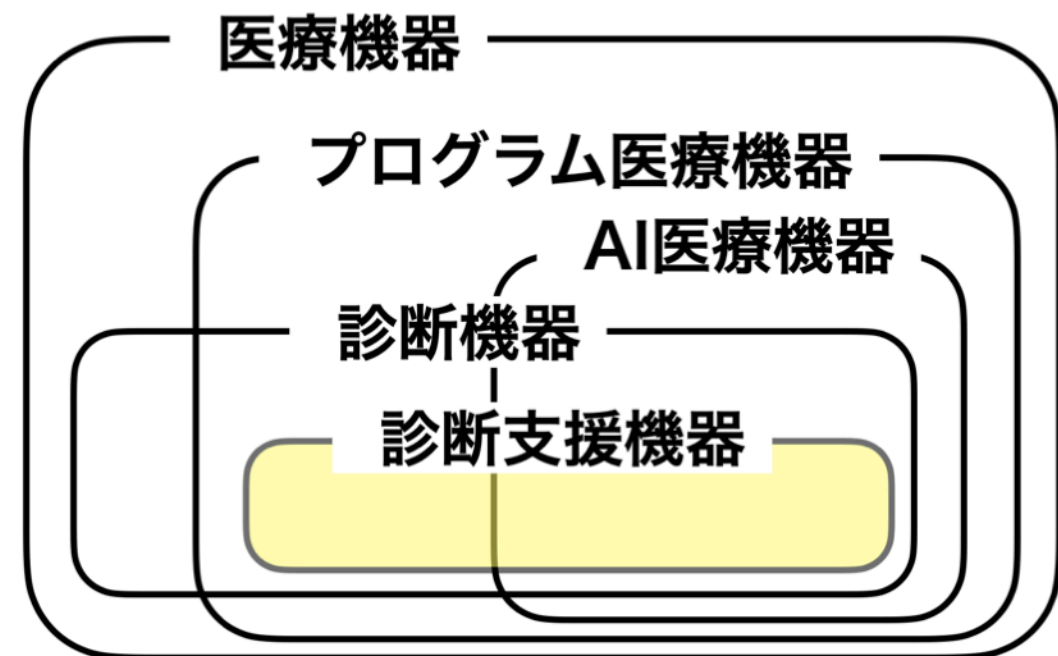
「研究止まり」の領域も多数

消化器，希少疾患などの分野でまだまだ。

現場定着の課題

データ品質，運用負荷，既存システム適合，コスト，
説明責任，法的責任など，多様な壁が存在。

医療機器・診断機器



**法・属人性・データ不足・説明責任・運用負荷
複合的な壁が存在する：うまくいかない！**

論文で成功，現場で苦戦。なぜ？

論文ではAUCや精度，感度，特異度などが高く報告される。

「AIは医師と同等・あるいは凌駕」という見出しが並ぶ。

実際の臨床現場は，ノイズ・データ多様性・ワークフローの複雑さなど存在。

現実的な課題によりAIの性能が「論文通りに発揮されない」ことが多々！

論文は「単一タスク前提」（例：単一疾患の有無判定，単純画像）で設計されがち。

現場は複数疾患・多段階判断・責任分担・説明責任など複雑な状況で運用。

Comparison 1st predictor vs 2nd predictor	Difference in accuracy (%) (2nd predictor – 1st predictor)	Pooled estimate [95%CI]
Comparison between model and physician		
All models vs Overall physician		9.9 [-2.3, 22.0]
All models vs Overall Physician (Non-expert)		0.6 [-14.5, 15.7]
All models vs Overall Physician (Expert)		15.8 [4.4, 27.1]
Model (GPT-3.5) vs Overall physician		12.5 [-2.0, 27.0]
Model (GPT-3.5) vs Physician (Non-expert)		3.5 [-13.3, 20.3]
Model (GPT-3.5) vs Physician (Expert)		18.5 [4.7, 32.2]
Model (GPT-4) vs Overall physician		7.1 [-6.0, 20.2]
Model (GPT-4) vs Physician (Non-expert)		-2.1 [-19.2, 15.1]
Model (GPT-4) vs Physician (Expert)		12.9 [0.5, 25.3]
Model (GPT-4V) vs Overall physician		18.9 [-8.5, 46.2]
Model (GPT-4V) vs Physician (Non-expert)		10.1 [-20.1, 40.3]
Model (GPT-4V) vs Physician (Expert)		25.1 [-2.4, 52.5]

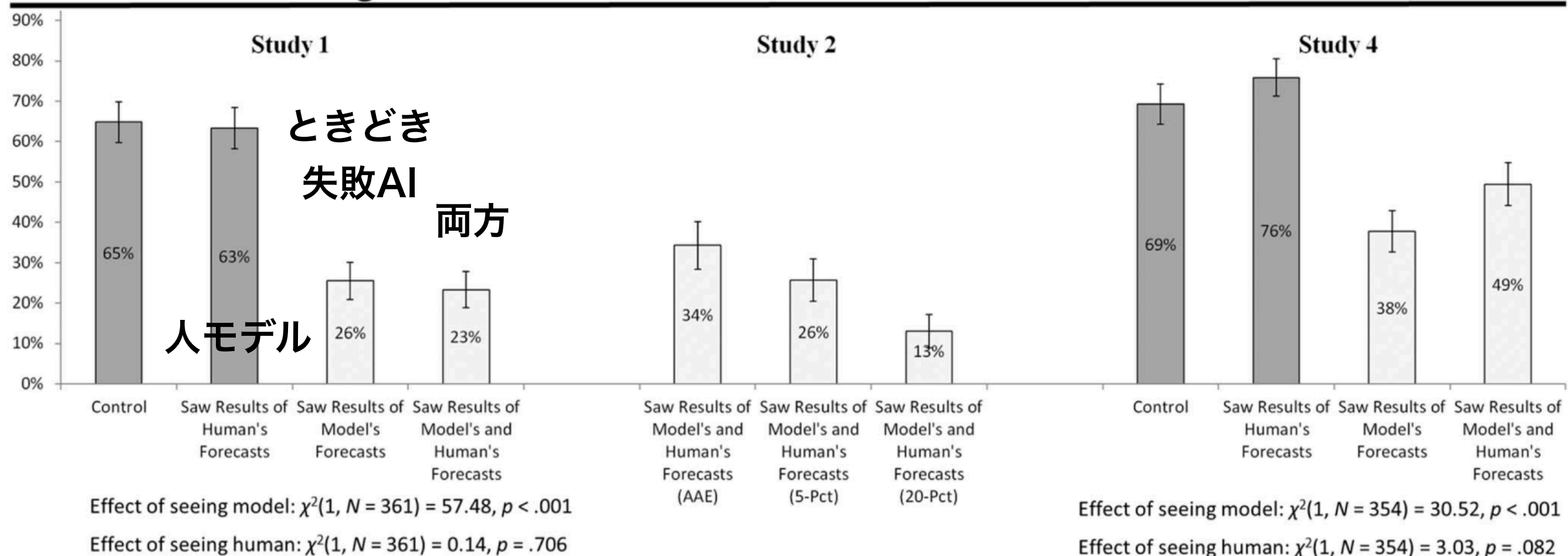
* Takita H, Kabata D, Walston SL, Tatekawa H, Saito K, Tsujimoto Y, Miki Y, Ueda D. A systematic review and meta-analysis of diagnostic performance comparison between generative AI and physicians. NPJ Digit Med. 2025 Mar 22;8(1):175. doi: 10.1038/s41746-025-01543-z. PMID: 40121370; PMCID: PMC11929846.

アルゴリズムアバージョン：AI嫌悪

「AIの診断より自分の目や経験を信じたい」「ミス時の責任をAIに委ねたくない」心理。
「ブラックボックス性」が医療従事者・患者ともに不信感へ。
過去にAIが一度でも間違えると、その後いくら正確でも信頼がなかなか回復しない。

MBA学生の成績を予測するために統計モデル（AI）を選択した参加者の割合

% Choosing Statistical Model to Forecast MBA Students' Performance



	1	2	3	4	5	6	7
1 pn-00000093_000.png	0	1	0	1	0	0	0
2 pn-00001772_001.png	0	1	0	0	0	0	0
3 nn-JPCNN002.jpg	0	1	1	1	0	0	1
4 pn-00002010_001.png	0	1	0	0	1	0	0
5 nn-JPCNN004.jpg	0	1	1	1	1	0	1
6 pn-00006586_000.png	0	1	0	1	1	0	0
7 nn-JPCNN008.jpg	0	1	1	0	0	0	1
8 pn-00007321_006.png	0	1	0	0	1	0	0
9 nn-JPCNN012.jpg	0	1	1	1	0	0	1
10 nn-JPCNN019.jpg	0	1	1	0	1	0	1
11 pn-00009293_002.png	0	1	0	0	0	0	0
12 nn-JPCNN010.jpg	0	1	1	0	1	0	1
13 pn-00013061_000.png	0	1	0	0	1	0	0
14 pn-00014731_000.png	0	1	0	0	0	0	0
15 pn-00015568_002.png	0	1	0	0	0	0	0
16 pn-00015600_000.png	0	1	0	0	0	0	1
17 nn-JPCNN023.jpg	0	1	1	0	1	0	1
18 pn-00016805_009.png	0	1	0	0	0	0	0
19 nn-JPCNN025.jpg	0	1	1	0	0	0	1
20 pn-00017123_002.png	0	1	1	0	0	0	0
21 nn-JPCNN030.jpg	0	1	1	0	1	0	1
22 pn-00017262_000.png	0	1	0	0	0	0	0
23 nn-JPCNN032.jpg	0	1	0	1	0	0	1
24 nn-JPCNN036.jpg	0	1	1	1	1	0	1
25 nn-JPCNN038.jpg	0	1	1	1	0	0	1
26 np-00001317_002.png	0	0	0	0	0	0	1
27 pp-00000772_002.png	0	0	0	0	0	0	1
28 np-00001529_002.png	0	0	0	0	0	0	1
29 pp-00001993_000.png	0	0	0	0	0	0	1
30 np-00002118_009.png	0	0	0	0	0	0	1
31 np-00005032_000.png	0	0	0	0	1	0	1
32 pp-00002548_003.png	0	0	0	0	0	0	1
33 pp-00003585_000.png	0	0	0	0	0	0	1
34 np-00005567_025.png	0	0	0	0	0	0	1
35 pp-00003894_005.png	0	0	0	0	1	0	1
36 np-00009081_000.png	0	0	0	0	0	0	1
37 pp-00004074_000.png	0	0	0	0	0	0	0
38 np-00010375_000.png	0	0	0	0	0	0	1
39 pp-00008715_000.png	0	0	0	0	0	0	1
40 np-00010586_000.png	0	0	0	0	1	0	1
41 pp-00008763_001.png	0	0	0	0	0	0	0
42 np-00015273_000.png	0	0	0	0	0	0	0
43 pp-00010092_003.png	0	0	0	0	1	0	0
44 pp-00011709_000.png	0	0	0	0	1	0	0
45 np-00015442_001.png	0	0	0	0	0	0	1
46 pp-00013192_003.png	0	0	0	0	0	0	0
47 np-00015734_000.png	0	0	0	0	0	0	1
48 pp-00013376_000.png	0	0	0	0	1	0	0
49 pp-00015983_000.png	0	0	0	0	0	0	0
50 np-00015826_036.png	0	0	0	0	0	0	1

AI無視

AI依存

AI無視

AIに任せた

自分で読影した

AIの性能が高い
状態を提示観察者の成功確率
明確 or 不明確AIの成功確率
明確 or 不明確AIの性能が低い
状態を提示AIガイドラインの存在
読影実験 or 臨床業務

**AIは完璧ではない
でも人より良いところがある**

戦略目標

信頼されるAI

研究総括



相澤 彰子（情報・システム研究機構 国立情報学研究所 コンテンツ科学研究系 教授）

安心して活用できるAI実現

概要

実社会での応用・実用化が急速に広がる人工知能（AI）技術は、新たな科学的・社会的・経済的価値を創出していく上で不可欠です。一方で、深層学習をはじめとする機械学習技術はブラックボックス問題やバイアス問題等の信頼性や安全性に関わる様々な課題を抱えており、その対策が喫緊の課題となっています。

そこで本研究領域は、人間が社会の中で幅広く安心して利用できる「信頼される高品質なAI」の実現につながる基盤技術の創出やそれらを活用したAIシステムの構築を行います。研究にあたっては、人間中心のAIシステムに関する信頼性や安全性等の定義や評価法の検討に取り組み、AIシステム全体としてその要求や要件を満たす技術の確立を目指します。

具体的には、以下の研究開発に取り組みます。

- （１）「信頼されるAI」の実現に向けた発展的・革新的なAI新技術
- （２）AIシステムに社会が期待する信頼性・安全性を確保する技術
- （３）人間中心のAI社会に向けたデータの信頼性確保及び人間の主体的な意思決定支援技術

上記により、社会的課題の解決や新たなサイエンス、価値の創造につなげるとともに、信頼されるAIに関連した新たな研究コミュニティの創成やAI研究における日本のプレゼンスの向上を目指します。

なお、本研究領域は文部科学省の人工知能/ビッグデータ/IoT/サイバーセキュリティ統合プロジェクト（AIPプロジェクト）の一環として運営します。

本研究領域は、文部科学省の選定した戦略目標「[信頼されるAI](#)」のもとに、2020年度に発足しました。

AIへの過信・不信・信頼の回復

過信

信頼と信頼性は異なる概念

AIが高精度と聞いただけで「すべて任せれば安心」と思い込むリスク。
→ 現場での過信は、AIのミスを見逃し人の注意力低下を招く。

不信

過去の失敗やブラックボックス性。
説明不足で「AIは使えない」「信用できない」と感じる。
→ 不信はAI活用機会の損失につながる。

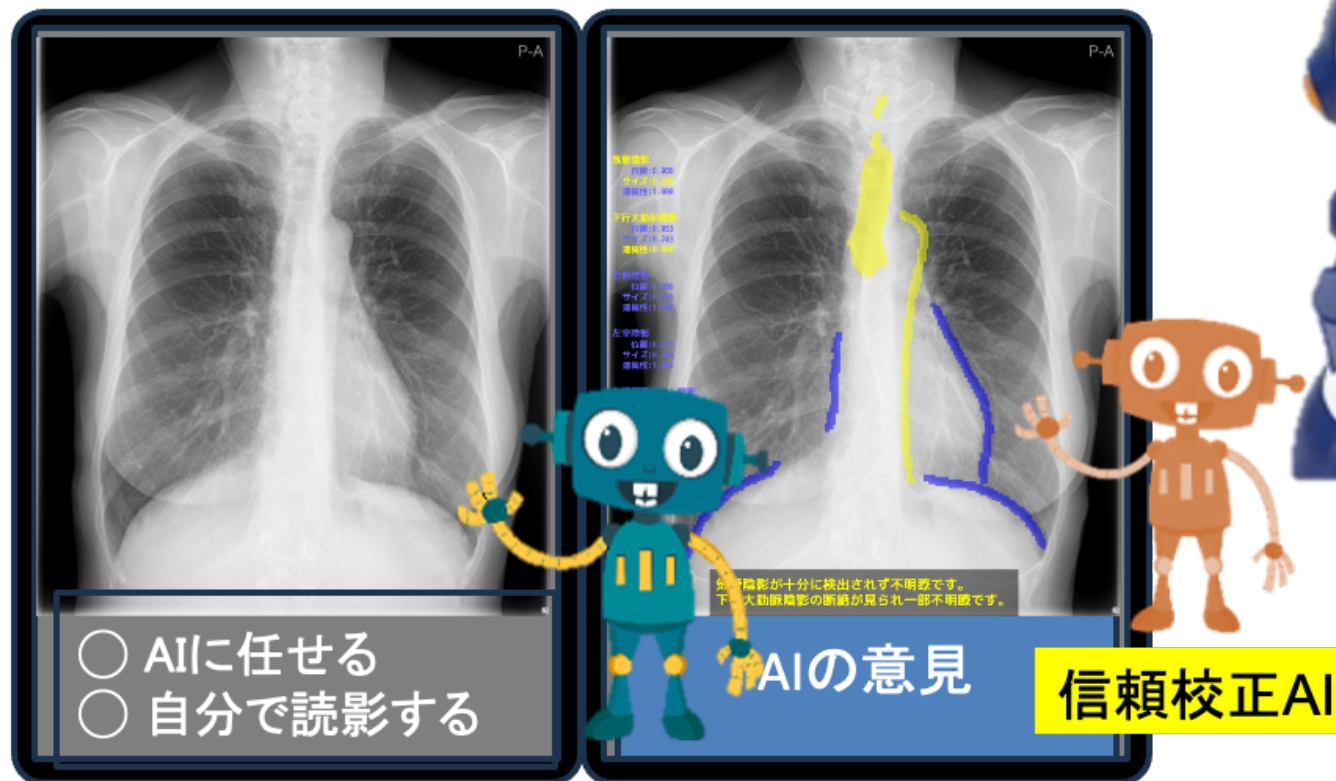
信頼の修復

AIの判断根拠をわかりやすく提示する。
継続的なパフォーマンス共有。
人間の最終判断を強調する仕組みが信頼回復に重要。
→ 「説明性」「フィードバック」「協働」が信頼の持続的回復に寄与。

信頼較正

人の意思決定を修正する

ナッジの 利用 対医師 対患者



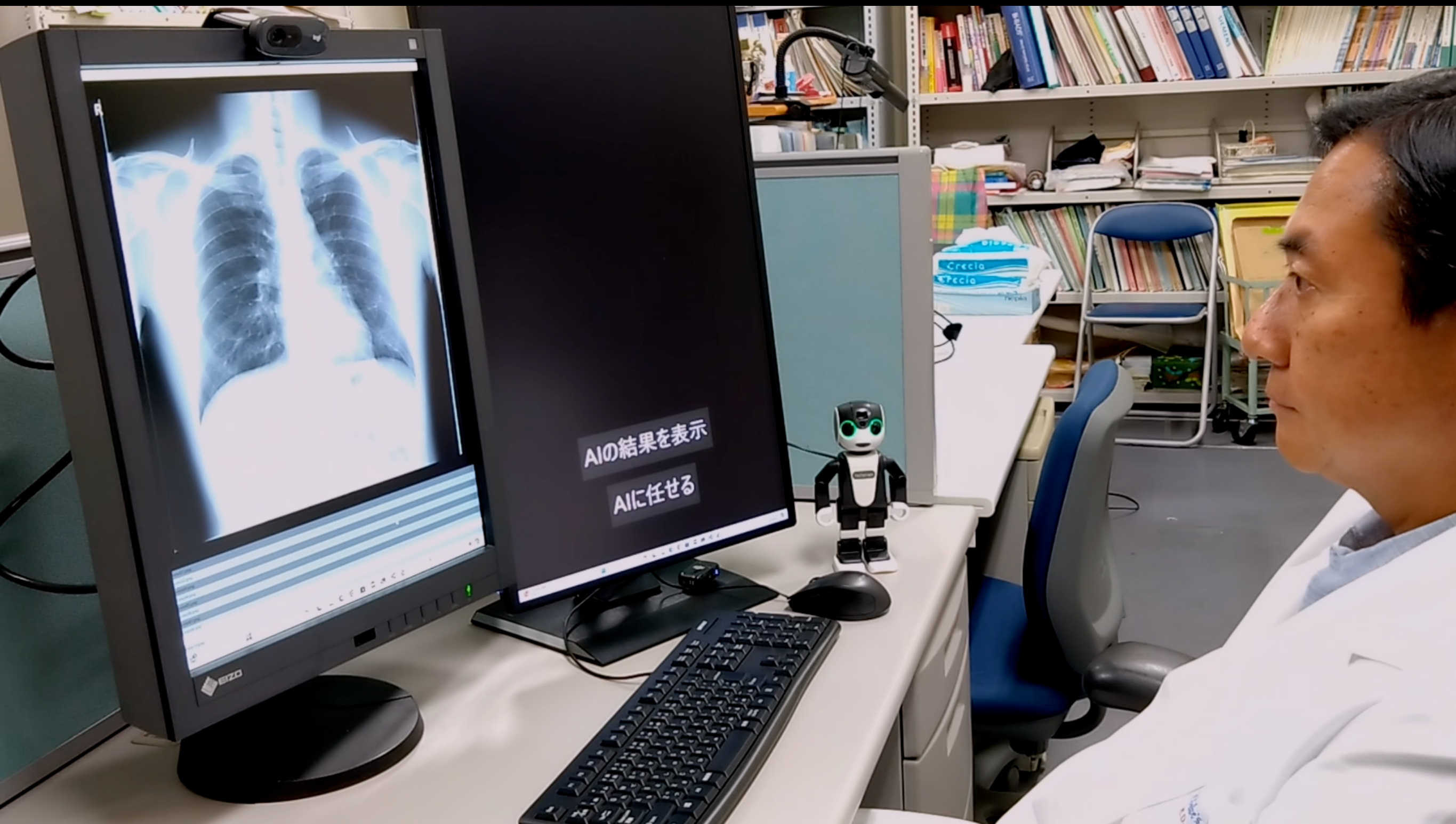
そろそろ自分で
読影したらどう？

そうだよね！
次からは自分で
やってみるよ

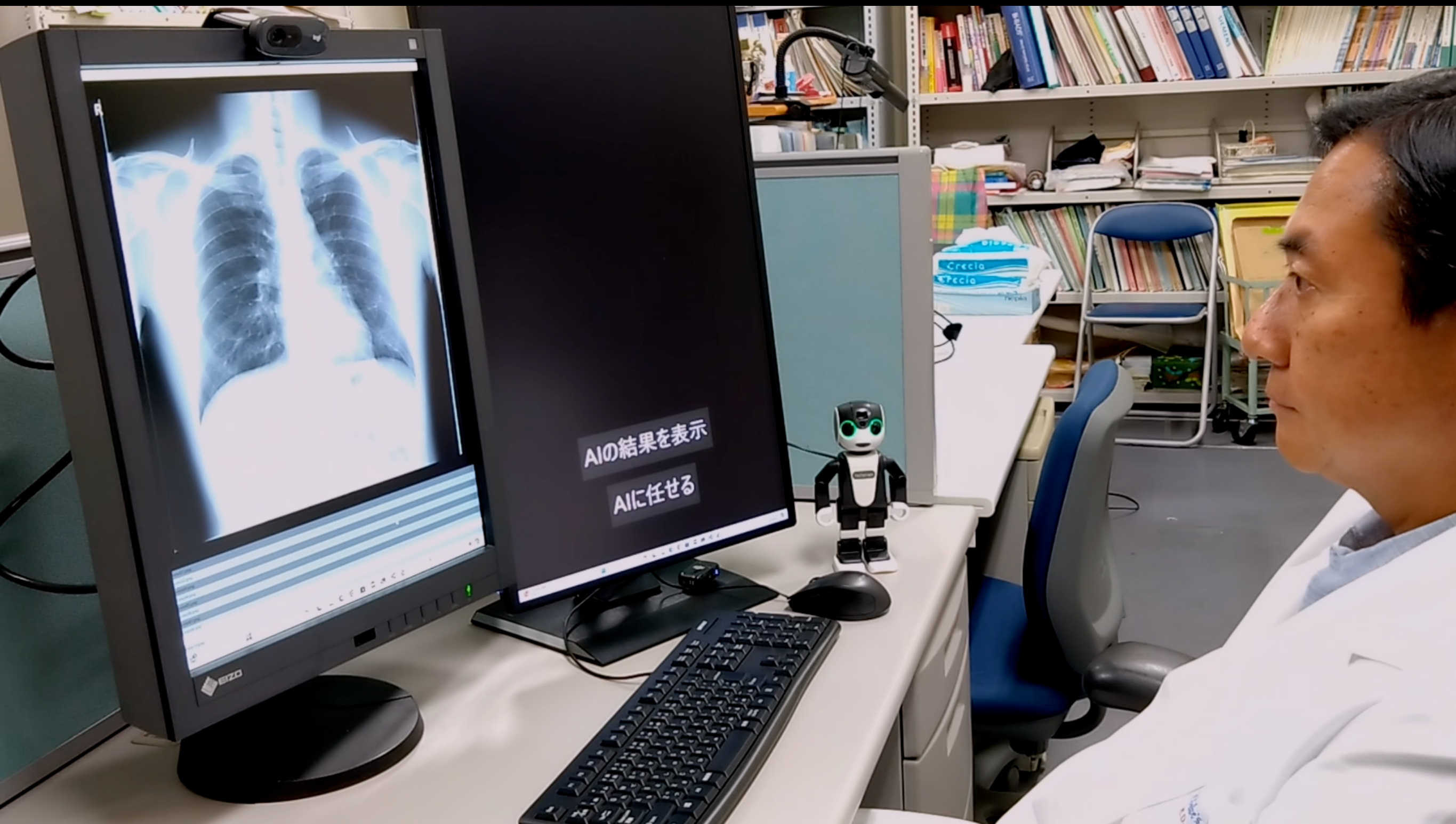


画像解析AI：胸部X線画像の構造をAIでセグメンテーションとして抽出・診断

ナッジの利用 対放射線科医師



ナッジの利用 対放射線科医師



信頼回復の試み：ロボット操作

The robot grips the bottle and moves it to another place.

信頼回復の試み：ロボット操作

The robot grips the bottle and moves it to another place.

信頼回復の試み：ロボット操作

Robot instationally drops bottle.

信頼回復の試み：ロボット操作

Robot instationally drops bottle.

信頼回復の試み：ロボット操作

**Robot do not move.
Only human apologize.**

信頼回復の試み：ロボット操作

**Robot do not move.
Only human apologize.**

医療現場と製造現場：AI導入比較

- ・ 医療は患者・症例ごとに多様性が高く， 製造は大量生産で正常データが多い.
- ・ いずれも「属人性」「データ不足」「説明性」「運用適合」「社会的責任」が壁.
- ・ AI導入の本質課題は「現場の知識・ノウハウ」をどうAIに移すか.

課題	医療現場	製造現場
属人性	医師の暗黙知	作業者のノウハウ
データ不足	希少疾患・ラベル不足	不良品・異常例が少数
説明性	診断理由説明	NG根拠説明
運用適合	フロー・IT適合	工程・設備適合
社会的責任	法的責任・患者安全	品質・出荷責任

医療と製造. 異なる現場だが
共通するAI実装課題が多い

今後の課題と展望：AIと人の協働

医療AIはできることを飛躍的に拡大、しかし**AIの性能はまだまだ完璧**ではない。

「説明性」「現場適合性」「人の知識の重み」を**AIを通じて改めて認識**させた。

AIは「**人間の技能・ノウハウの継承**」と「現場力の強化」にとって強力なツールである。

AIと人が互いの強みを活かして協働する研究がすでに始まっている。

AIをいかに信頼するか、**必要なときに自然にAIを頼るシステム設計**が必要。

AIを利用する**人の意識をどう変容**させるか、**リバタリアンパターナリズム実現へ**。

AIは万能ではないが信頼できる
「人との協働設計」が今後のスタンダード

日本はAIに寛容では？

人間

彼の社会も受け入れている

AIロボット

両親も
ドラちゃんに
寛容

かなり
のび太の
人格形成に
関与している

そんな漫画が大ヒット
毎年映画も作成

<https://ja.wikipedia.org/wiki/ドラえもん>

AIを使った画像診断の研究を始めてください

まだ遅くありません！

工学系と協業
ChatGPT利用

AIの技術要素

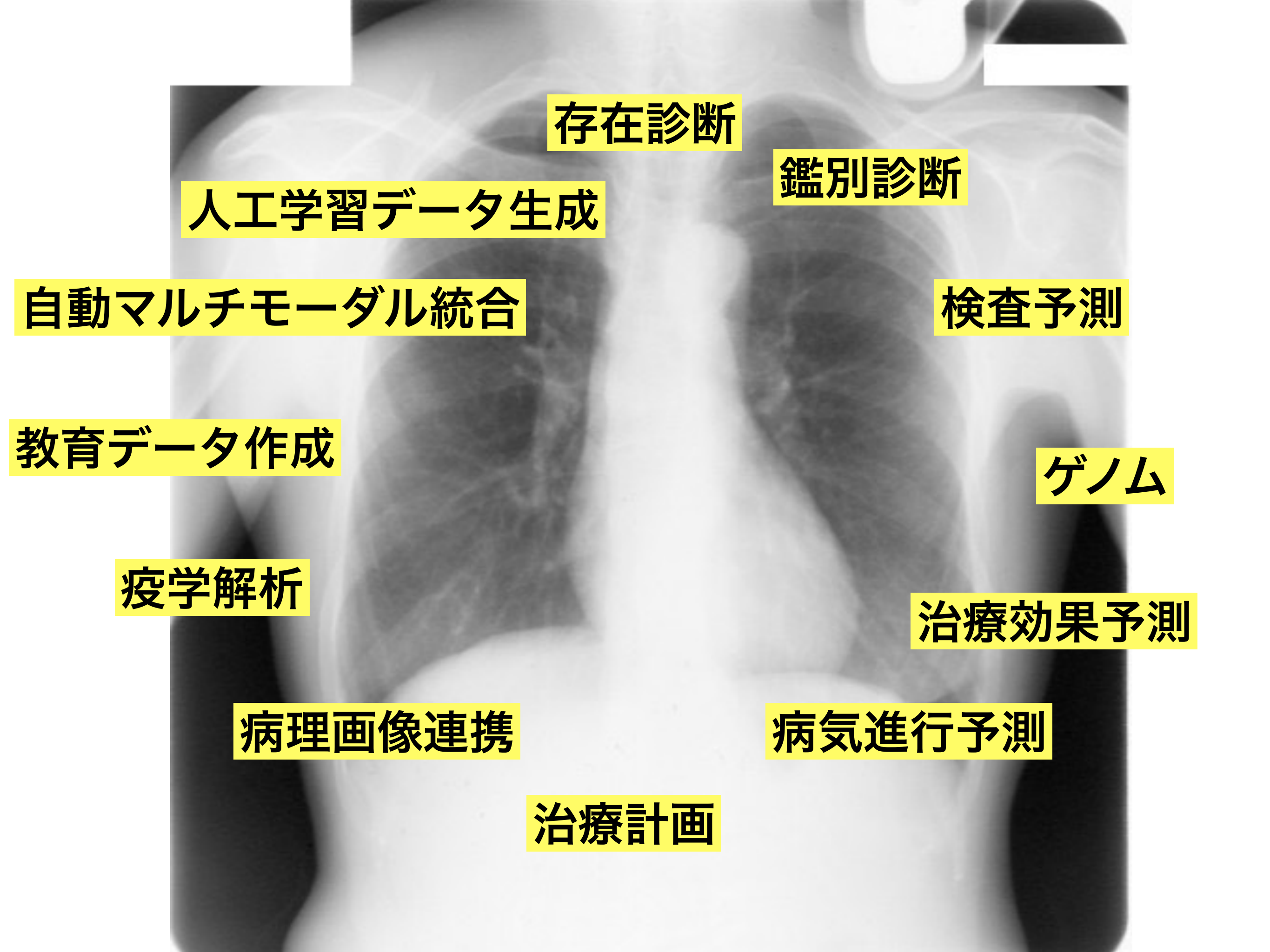
多くの応用例
アイデア

医療分野での事例

これからの研究

意外に簡単なことが
されていないかも？！

言語化，効率化
認知科学／心理学的な研究



存在診断

鑑別診断

人工学習データ生成

自動マルチモーダル統合

検査予測

教育データ作成

ゲノム

疫学解析

治療効果予測

病理画像連携

病気進行予測

治療計画