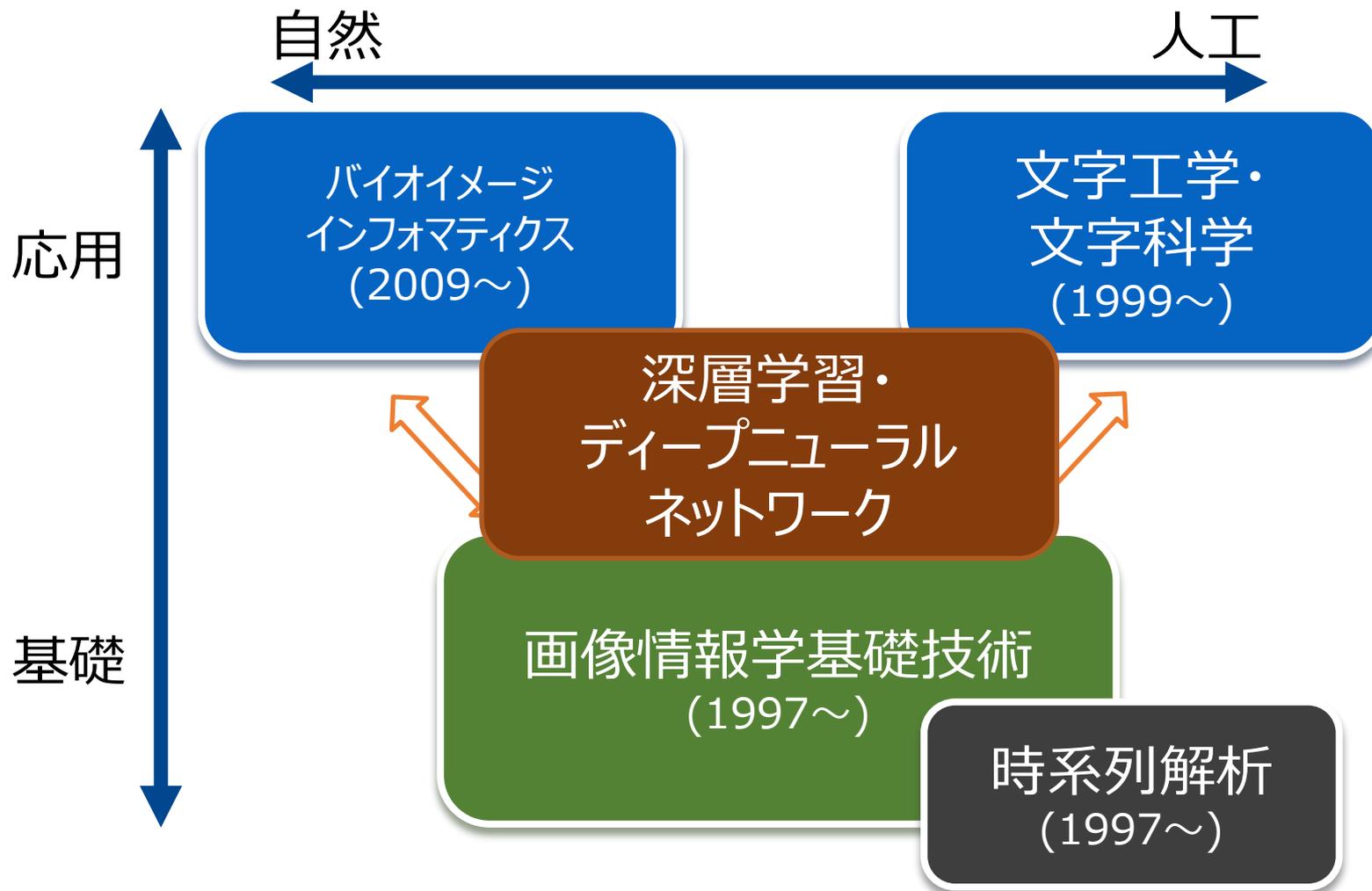


SCSK株式会社 R&Dセンター 技術戦略部 OSS戦略課 様 主催
OSSユーザーのための勉強会 < OSS X Users Meeting >
#26 デジタルトランスフォーメーション ～ 社会・産業・生活を変える技術 ～

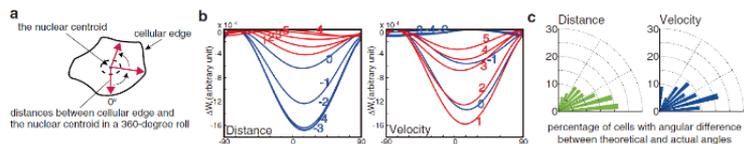
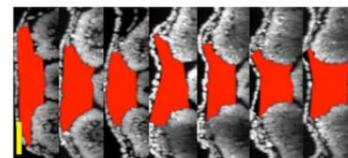
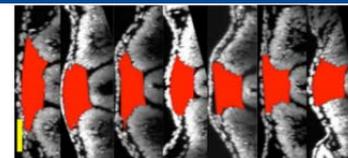
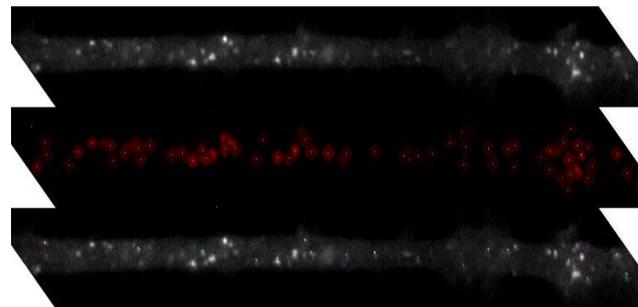
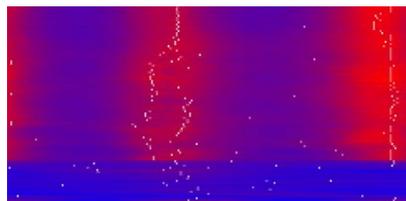
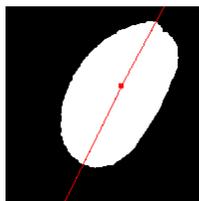
Deep learningの 医用画像解析応用

2019/2/27(水) 15:20-16:20@ベルサール八重洲
九州大学大学院システム情報科学研究院 教授 内田誠一

私の研究分野：画像情報学



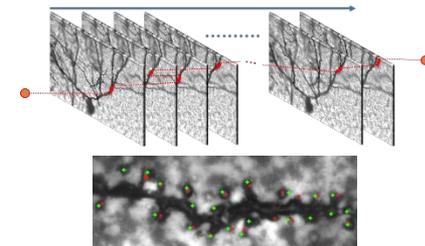
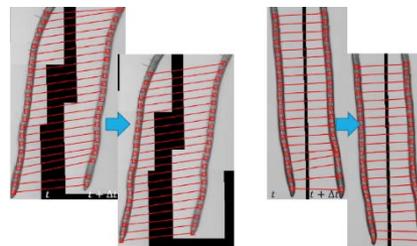
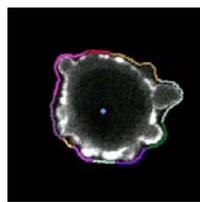
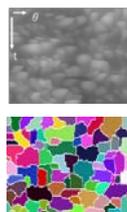
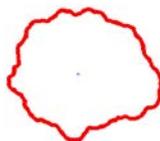
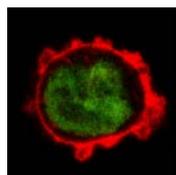
分野を越えたコラボ状況報告(1/3) : バイオイメージ・インフォマティクス



Tracking protein in axon transport
[Mol. Bio. Cell, 2014]

Gap space measurement
[Development, 2017]

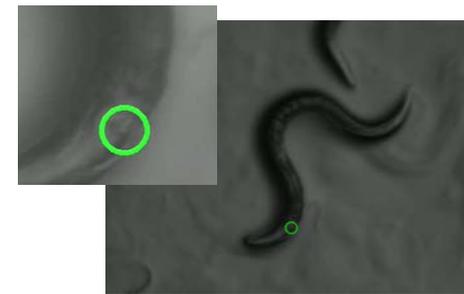
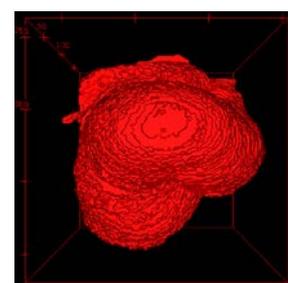
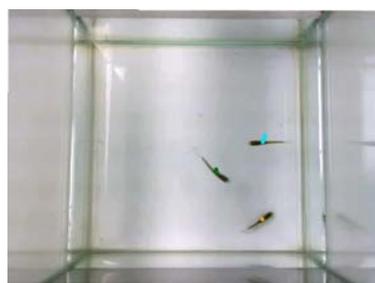
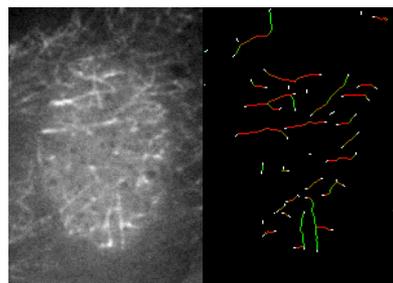
Predicting direction of cell mitosis [Nature Comm., 2016]



Analysis of blebs on cell membrane [PNAS, 2016]

Growth analysis of plant root

Dendrite and spine detection



Analysis of cytoplasmic streaming [Nature Cell Biol., 2017]

Fish behavior analysis [PLoS ONE, 2017]

3D reconstruction from very-high resolution slices

Life-span life-logging of *C. elegans*

分野を越えたコラボ状況報告(2/3)： さらに収集がつかない状況？

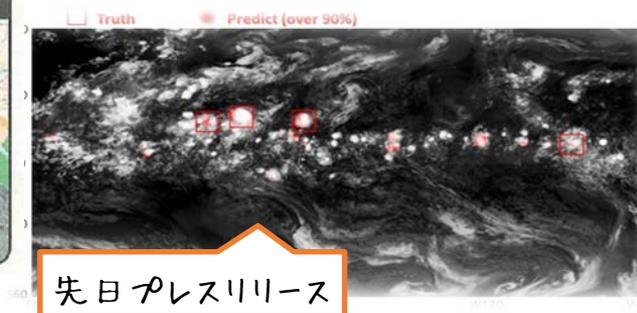
防災(SIP)

地形・地質情報 × 降水量で
危険予報



気象学

地球シミュレータで
ラベル付きデータを
無限に生成可能！

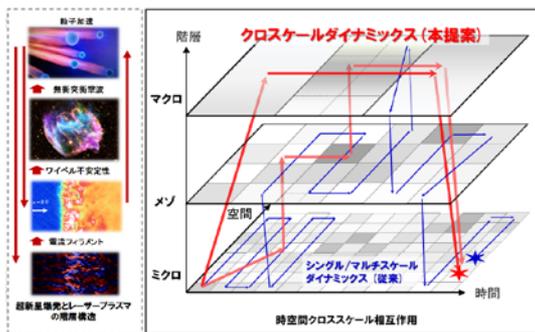


医学(AMED)

内臓にも個性があることを
初めて知った。

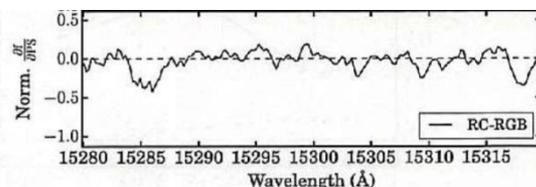


物理学



天文学

天気が悪いとデータが
欠損したりしてカワイイ♡



[Hawkins+, Astro J, 2018]

水産学

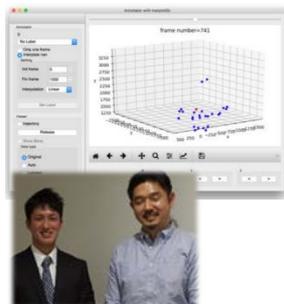
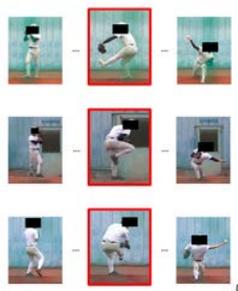
遺伝子改変したサバは
食べられない...



分野を越えたコラボ状況報告(3/3)： さらに収集がつかない状況？

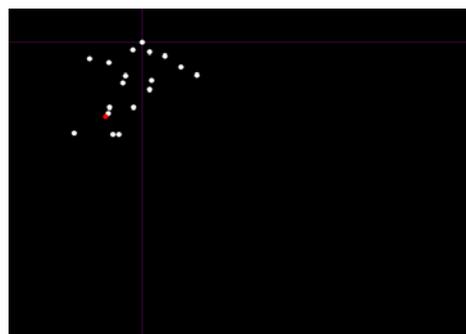
スポーツ

インドアな私にはサッパリわからないが
体育系の学生が「ヒーローと
コラボできた!」と興奮していた。



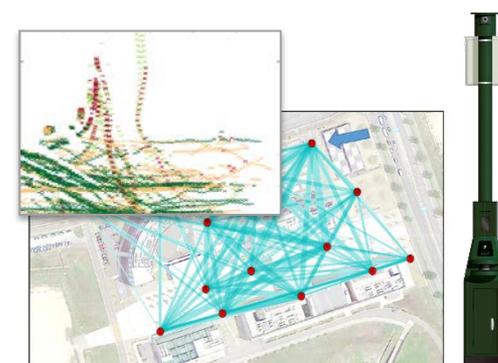
心理学

pkのとき、キーパーはキッカーの
どこを見ている？



社会科学

伊都キャンパスの人の流れは
見られています



人文学

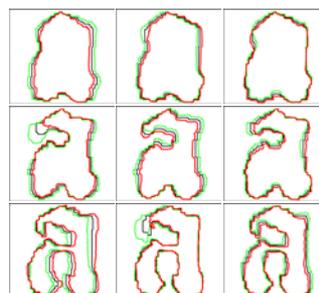
花押, 読めない。機械より,
私のほうが読めない



花押の類似検索

人文学

インキュナブラに
活字の源流を探る



法医学

筆跡鑑定=花押の現代版?

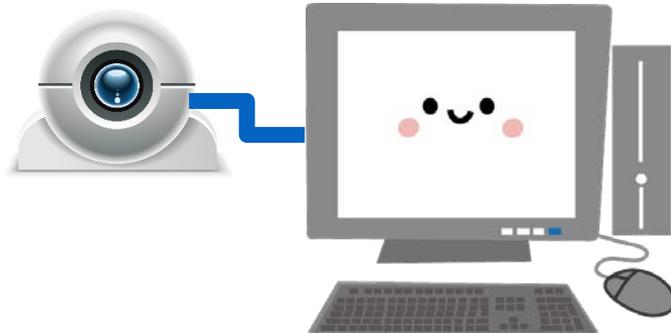
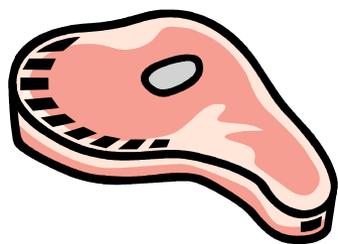


本日の内容

- 激動の中にある画像情報学
 - 画像情報学における深層学習の活用状況
 - いやー，もう大変です
- 深層学習(Deep learning)とは何者なのか？
 - 直感的な説明を少しだけ
- Deep learningの医用画像応用事例
- まとめにかえて：医用×AIは面白い！

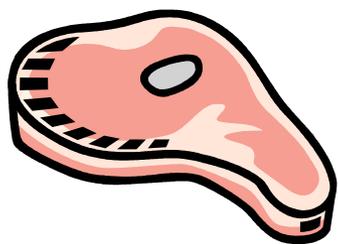
激動の中にある画像情報学：
Deep learning, おそろべし

画像認識：視覚の計算機実現を目的とした、人工知能の一大分野



画像認識の古典的な実現法

どれと最も類似？



入力画像



「牛肉」



「みかん」



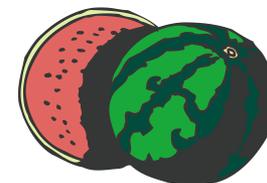
「パイナップル」



「鯛」



「豚肉」

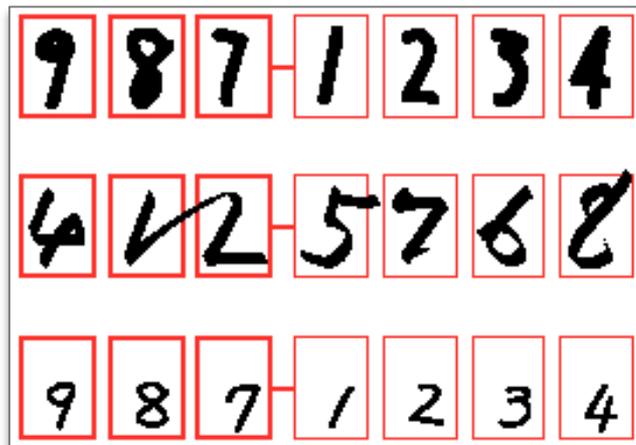


「すいか」

登録画像 + クラスラベル

個人的な話：文字「認識」とは？

- 文字画像を「認識」し，コード化する
- 手書き数字認識の例



post.japanpost.jp

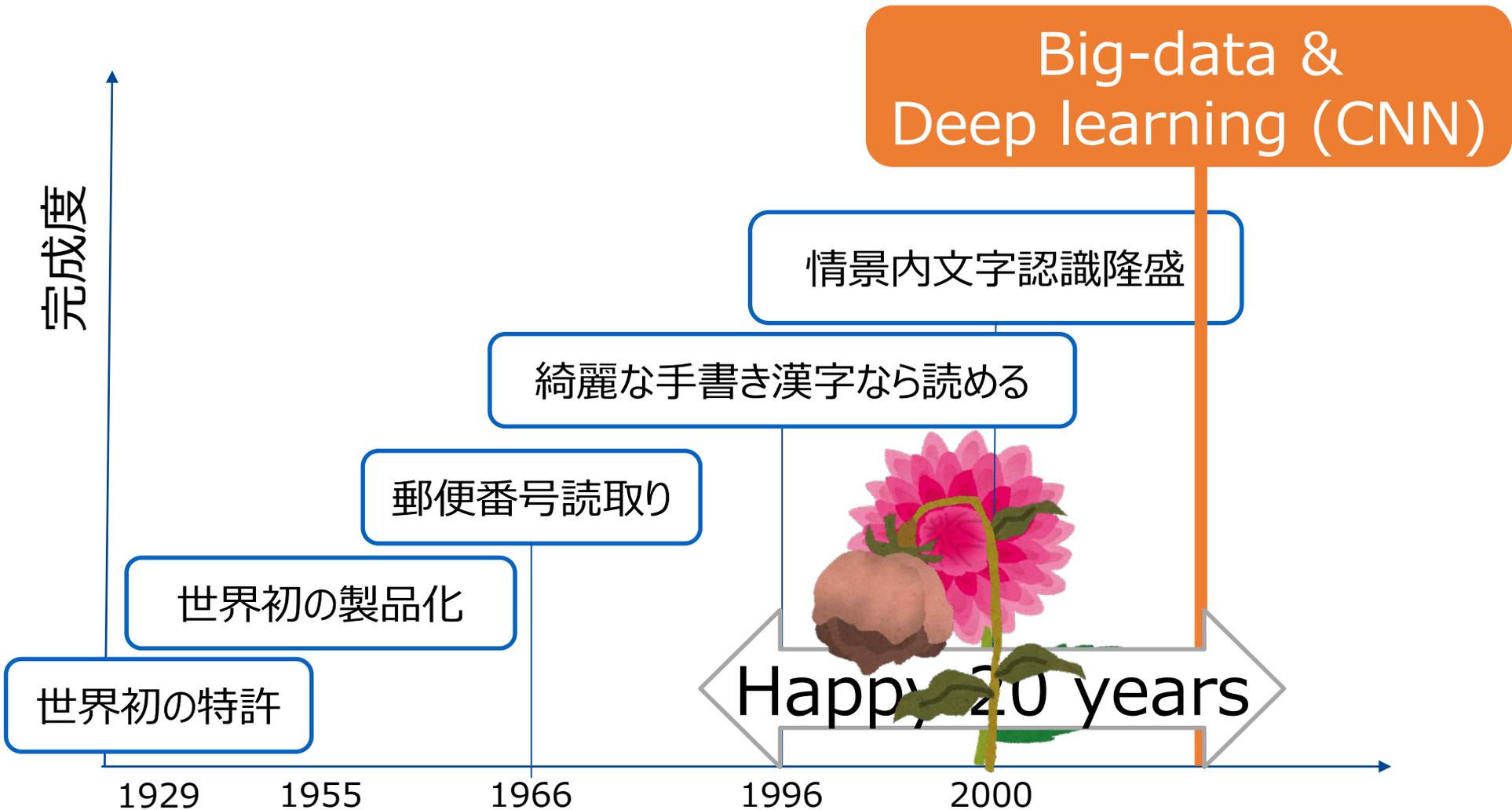
“987 1234”

“412 5768”

“987 1234”

- 文字 = シンプルなパターン
= 認識研究絶好のテストベッド

個人的な話： 文字認識を地道に研究していたところ…



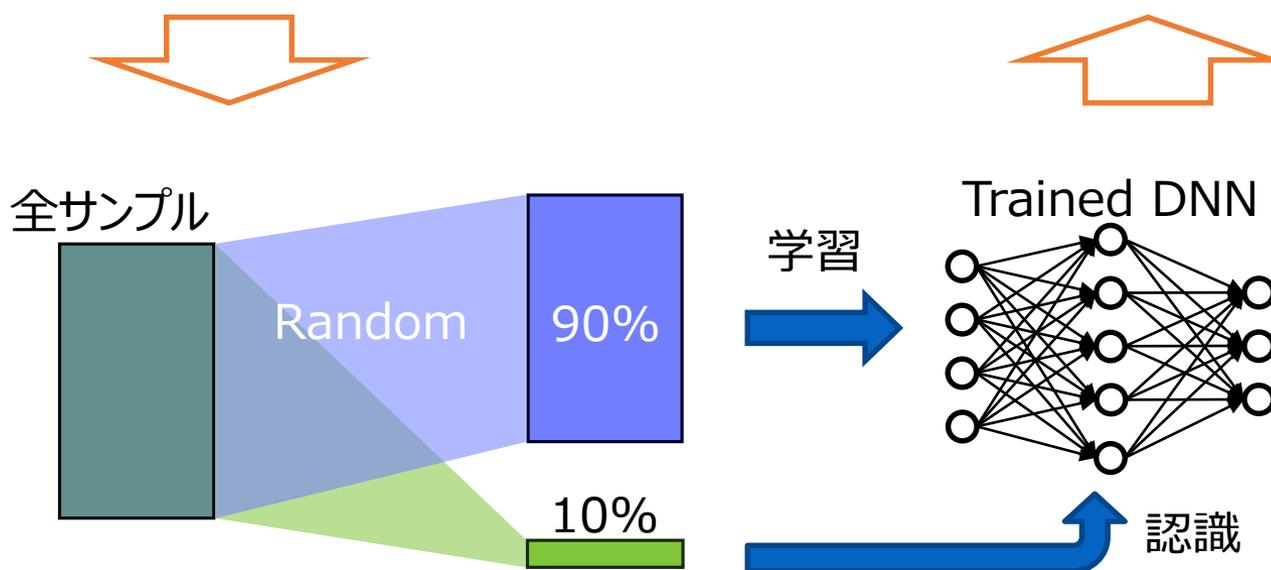
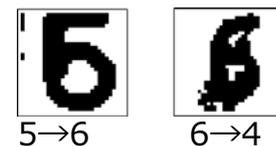
深層学習との個人的戦い: (1) 印刷文字認識の戦い

| | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
| 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
| 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |

32 x 32画素
512,265サンプル

認識率: 99.99 %

(誤認識は2画像のみ!)



深層学習との個人的戦い: (2) 手書き文字認識の戦い

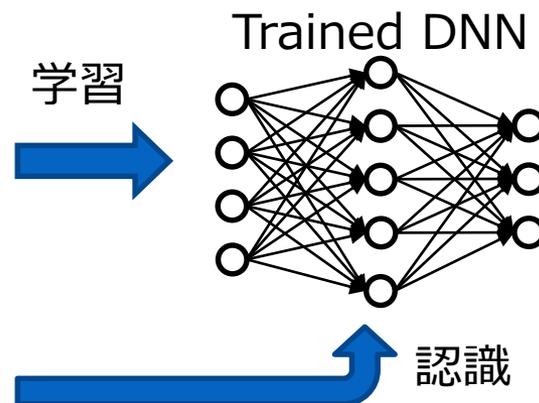
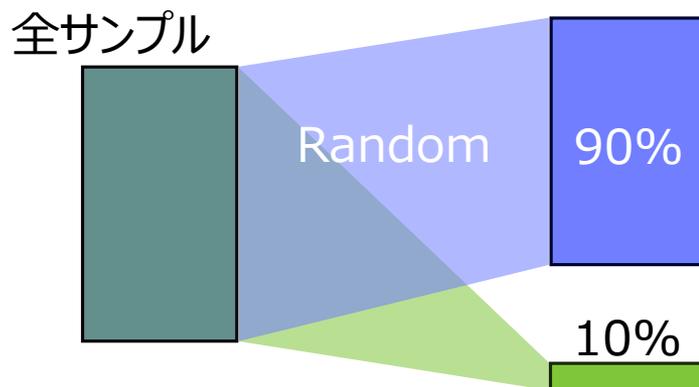


32 x 32画素
819,652サンプル

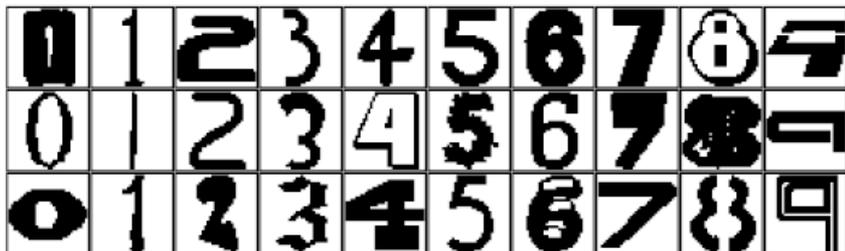
認識率: 99.89 %

(誤認識は92画像のみ)

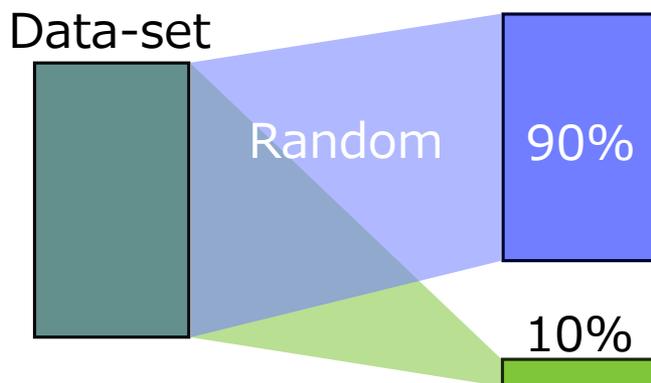
Ex.  0→6  2→7  7→1  9→4



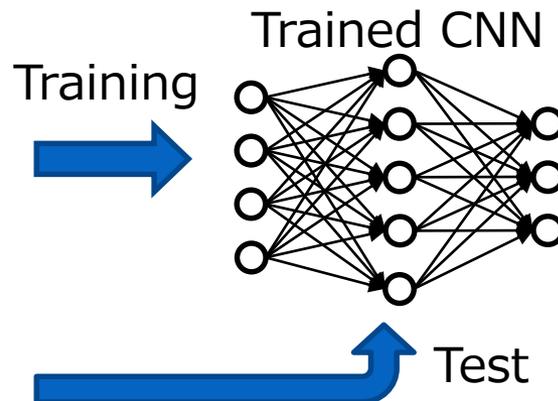
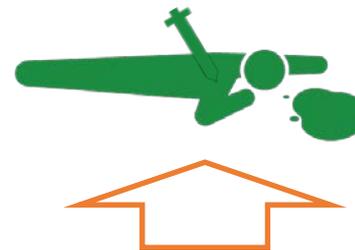
深層学習との個人的戦い: (3) 飾り文字認識の戦い



32 x 32画素
67,210 サンプル



認識率: 95.7 %

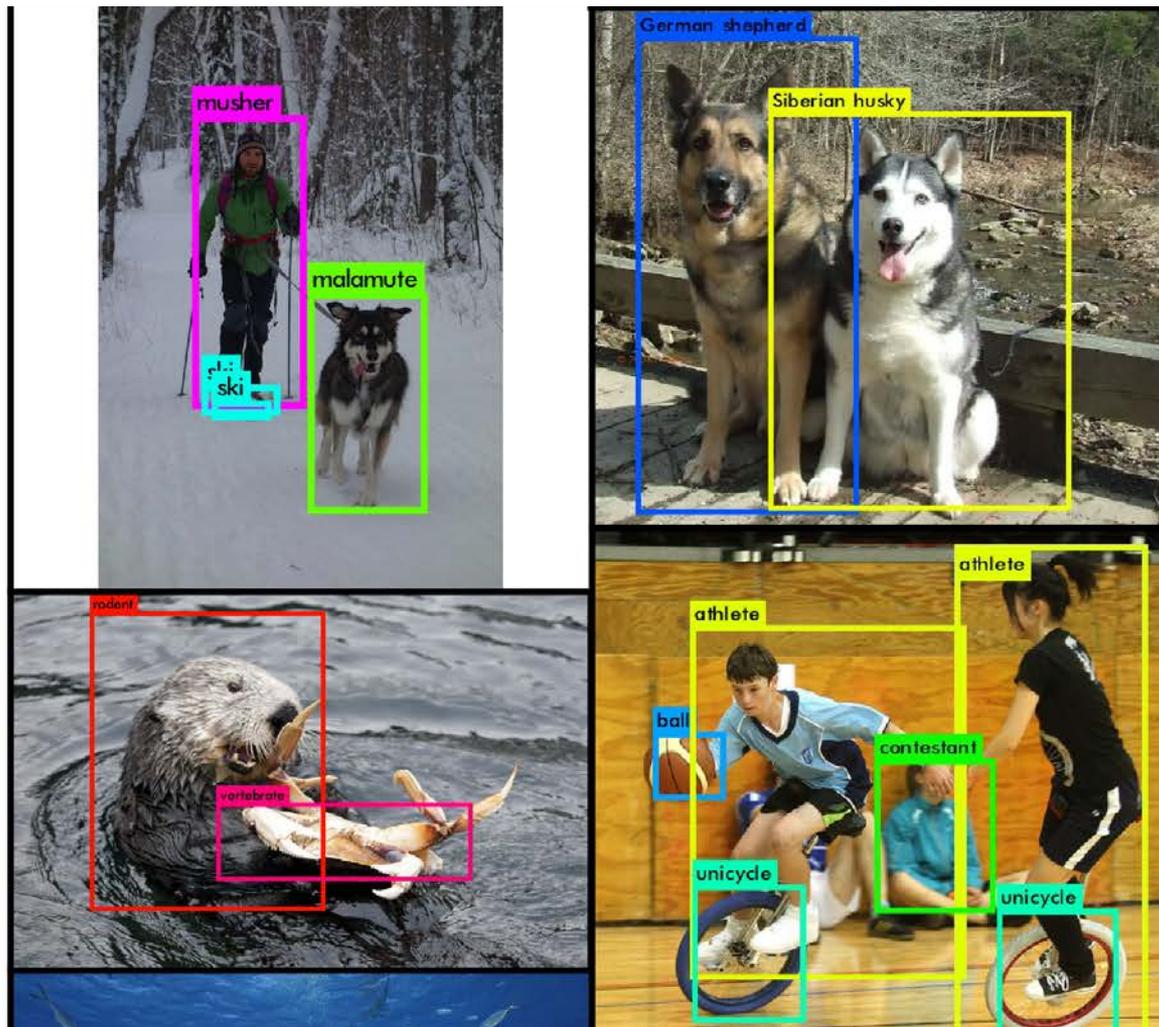




正しく認識した
英語大文字の例

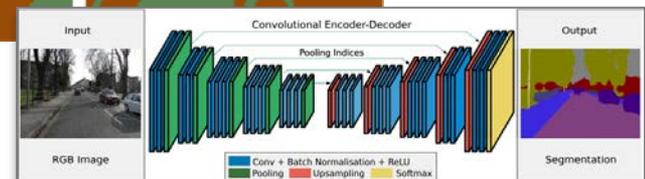
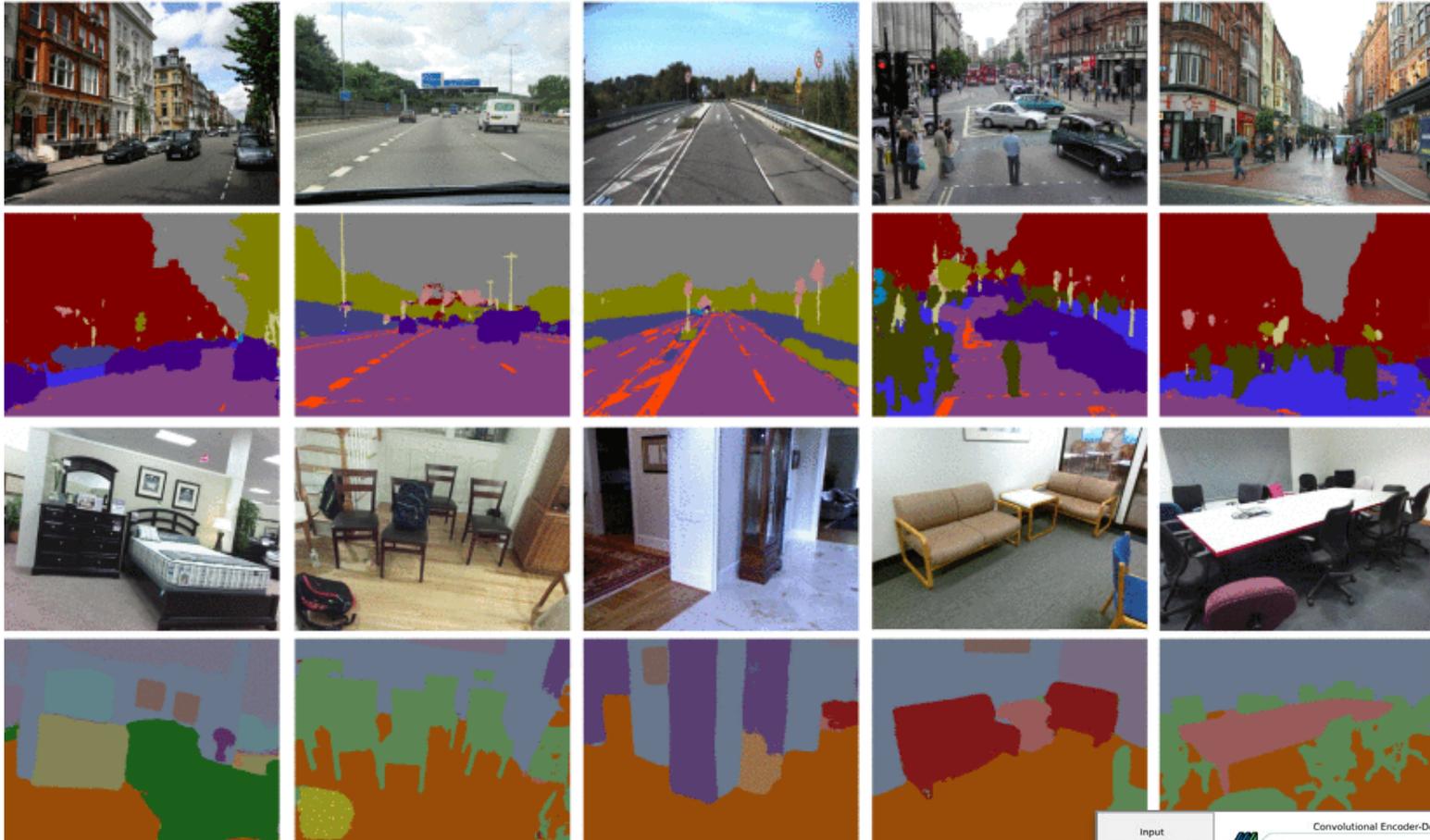
というわけで、
Deep learning = プロをも唸らす凄腕！

深層ニューラルネットワークでできること(1/8) : 9000種類の物体検出



[Redmon&Farhadi, "YOLO9000: Better, Faster, Stronger", CVPR2017]

深層ニューラルネットワークでできること(2/8) : (セマンティック)セグメンテーション

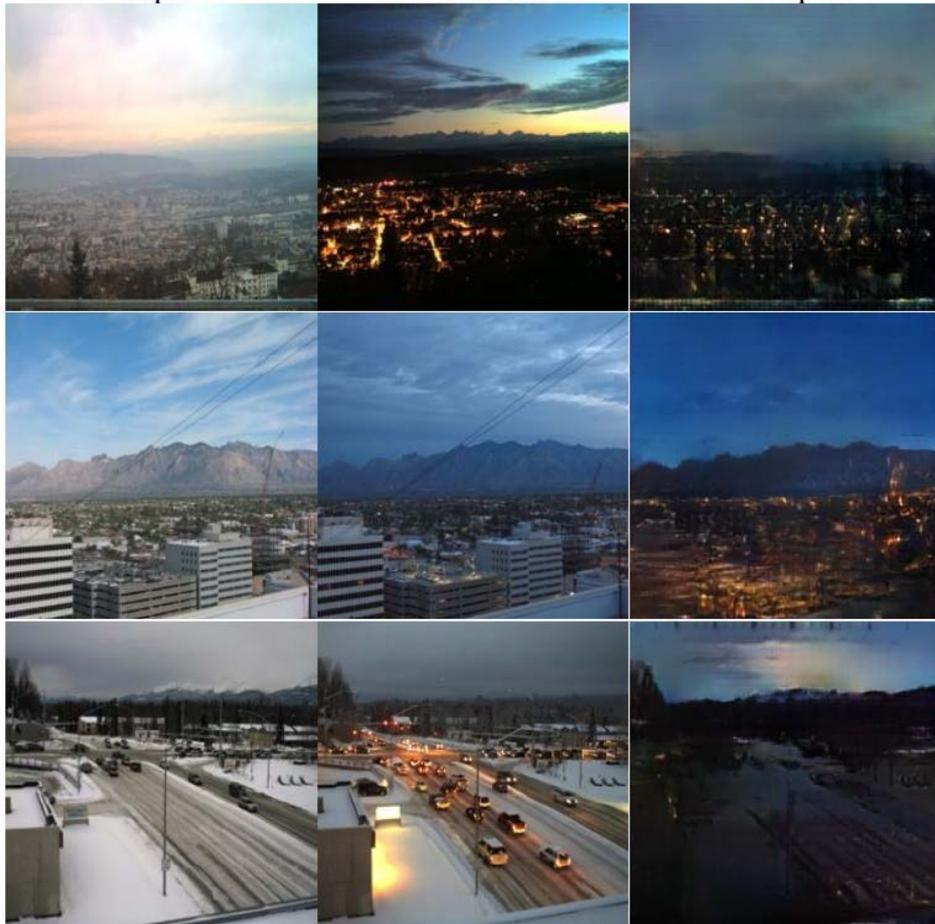


深層ニューラルネットワークでできること(3/8) : ぶっとんだ(!?)画像変換

Input

Ground truth

Output



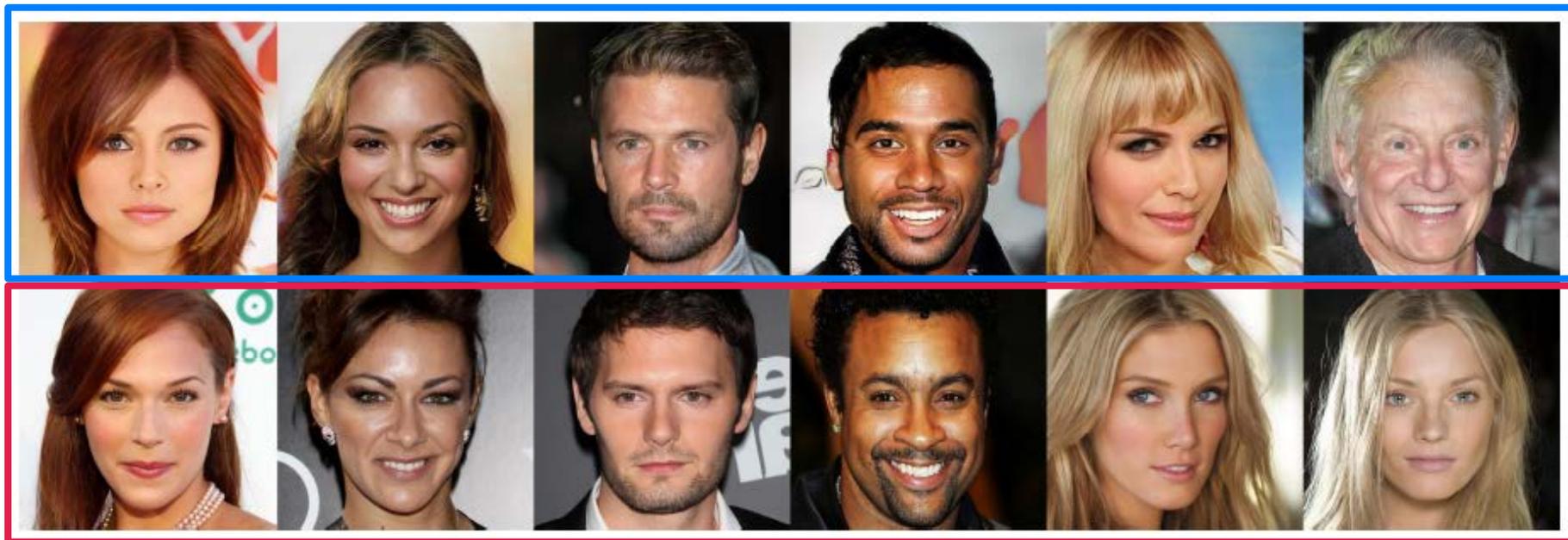
昼→夜への変換



地図⇔衛星画像の相互変換

深層ニューラルネットワークでできること(4/8) : リアルな画像生成

Generative Adversarial Networksによる合成画像 (要するに「存在しない人」)

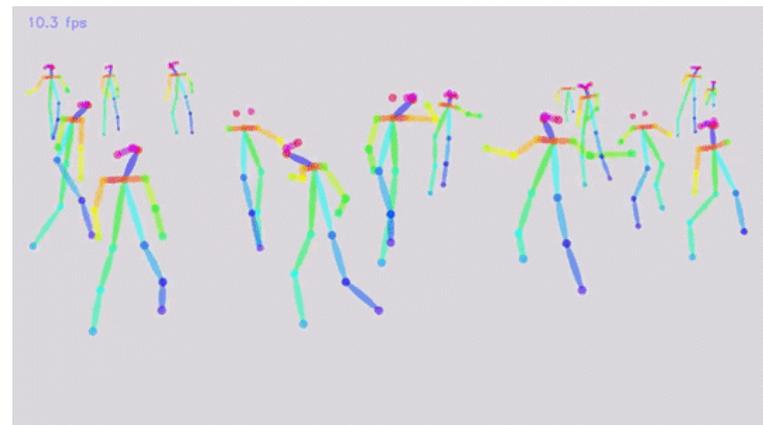


学習に用いたデータの中で一番似ているもの

深層ニューラルネットワークでできること(5/8) : 人体骨格抽出

- OpenPose [Cao+, CVPR2017]

1年後

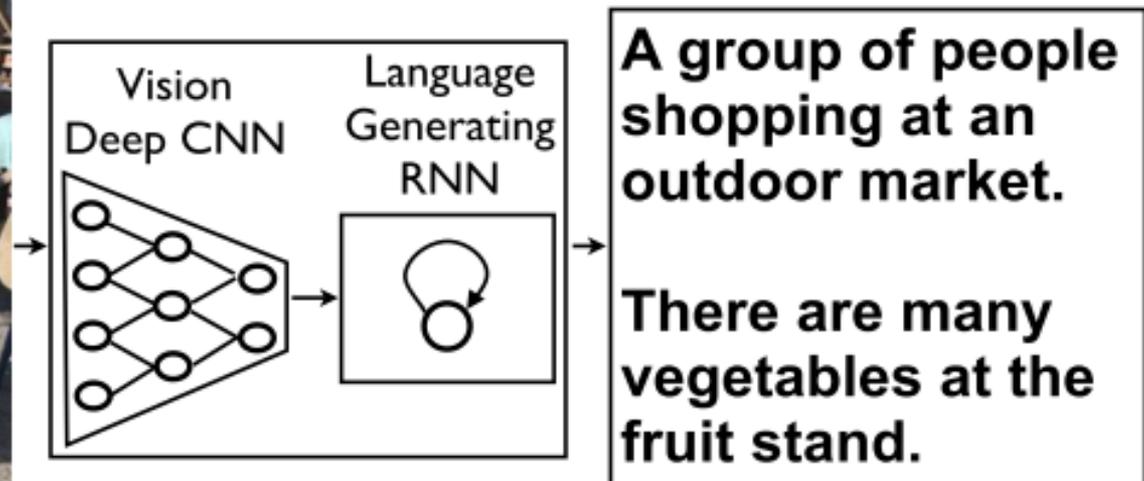


- DensePose [Guler+ CVPR2018]



深層ニューラルネットワークでできること(6/8) : 画像の説明文生成(Image captioning)

- 画像認識をするニューラルネット
+ 単語から文章を生成するニューラルネット



深層ニューラルネットワークでできること(7/8) : 文章からの画像生成 : 「画像からの説明文生成」の逆

This flower has a lot of small purple petals in a dome-like configuration



This flower is pink, white, and yellow in color, and has petals that are striped



A picture of a very clean living room



A group of people on skis stand in the snow



深層ニューラルネットワークでできること(8/8) : Visual question answering (VQA)

Q

Who is wearing glasses?

A

man

woman



Where is the child sitting?

fridge

arms



Is the umbrella upside down?

yes

no



How many children are in the bed?

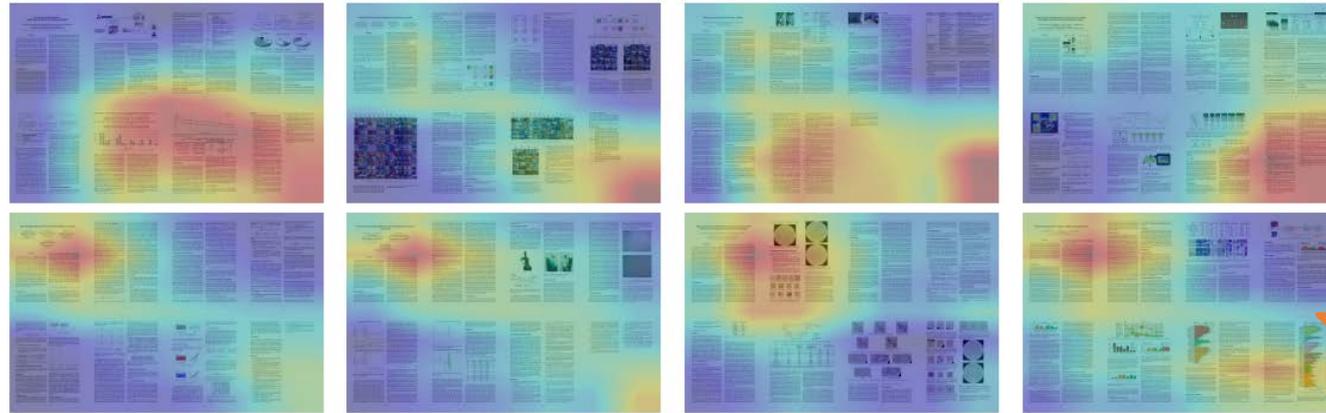
2

1



妙な論文 : Deep paper gestalt : 「パッと見て、受かりそうな論文」とは何か？

bad papers
(落とされた論文)



余白が多い

1ページ目に
概要図が
ない

Figure 5. **Class-specific discriminative regions for bad papers.** (Top) Failing to fill the paper into a full eight-page paper is a discriminative visual cue for bad paper. (Bottom) The generated heatmaps focus on the top-right corner of the first page. This suggests that the absence of illustrative figures in the first two pages may cause the paper more difficult to understand.

good papers
(採択された論文)



1ページ目に
概要図が
ある

カラフルな図

整理された表

Figure 6. **Class-specific discriminative regions for good papers.** The heatmap generated by class activation mapping [24] highlights regions specific to good papers, e.g., teaser figures in the first page for illustrating the main ideas, tables/plots showing a sense of thoroughness in experimental validation, impressive math equations, and arrays of colorful images for qualitative results from benchmark

妙な論文：AI, 掛け算を学ぶ. ただし画像から.

2つの入力画像

2010445

981925



加算結果を
画像として出力

2992370

Input Layer
Nodes: 60X15
Depth: 2

HL1
256 nodes
Fully Con.
ReLU

HL2
256 nodes
Fully Con.
ReLU

HL3
256 nodes
Fully Con.
ReLU

Output Layer
Nodes: 60X15
Depth: 1
Fully Con.
Sigmoid

- 足し算に比べ, 「掛け算」は難しい模様

いまずぐ使える学習済みのニューラルネットワーク： "Model Zoo"@Github

Table of Contents

- Berkeley-trained models
- Network in Network model
- Models from the BMVC-2014 paper "Return of the Devil in the Details: Delving Deep into Convolutional Nets"
- Models used by the VGG team in ILSVRC-2014
- Places-CNN model from MIT.
- GoogLeNet GPU implementation from Princeton.
- Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation (FCNs)
- CaffeNet fine-tuned for Oxford flowers dataset
- CNN Models for Saliency Object Subitizing.
- Deep Learning of Binary Hash Codes for Fast Image Retrieval
- Places_CNDS_models on Scene Recognition
- Models for Age and Gender Classification.
- GoogLeNet_cars on car model classification
- ParseNet: Looking wider to see better
- SegNet and Bayesian SegNet
- Conditional Random Fields as Recurrent Neural Networks
- Holistically-Nested Edge Detection
- CCNN: Constrained Convolutional Neural Networks for Weakly Supervised Segmentation
- Emotion Recognition in the Wild via Convolutional Neural Networks and Mapped Binary Patterns
- Facial Landmark Detection with Tweaked Convolutional Neural Networks
- Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks
- ResNets: Deep Residual Networks from MSRA at ImageNet and COCO 2015
- Pascal VOC 2012 Multilabel Classification Model
- SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters
- Mixture DCNN
- CNN Object Proposal Models for Saliency Object Detection
- Deep Hand: How to Train a CNN on 1 Million Hand Images When Your Data Is Continuous and Weakly Labelled
- Multimodal Compact Bilinear Pooling for VQA
- Pose-Aware CNN Models (PAMs) for Face Recognition
- Learning Structured Sparsity in Deep Neural Networks
- Neural Activation Constellations: Unsupervised Part Model Discovery with Convolutional Networks
- Inception-BN full ImageNet model
- ResFace101: ResNet-101 for Face Recognition
- DeepYeast
- ImageNet pre-trained models with batch normalization
- ResNet-101 for regressing 3D morphable face models (3DMM) from single images
- Cascaded Fully Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation
- Deep Networks for Earth Observation
- Supervised Learning of Semantics-Preserving Hash via Deep Convolutional Neural Networks
- Striving for Simplicity: The All Convolutional Net
- VGG 4x without degradation: Channel Pruning for Accelerating Very Deep Neural Networks
- Using Ranking-CNN for Age Estimation
- Lets Keep it Simple: Using Simple Architectures to Outperform Deeper and More Complex Architectures

Why GitHub? ▾ Enterprise Explore ▾ Marketplace Pricing ▾ Search

BVLC / caffe Watch 2,237 Star 2

<> Code Issues 687 Pull requests 268 Projects 0 Wiki Insights

Join GitHub today

GitHub is home to over 31 million developers working together to host and review code, manage projects, and build software together.

[Sign up](#)

Model Zoo

Aswin Shanmugam Subramanian edited this page on 24 Nov 2018 · 120 revisions

- Models for Age and Gender Classification.
- GoogLeNet_cars on car model classification

<https://github.com/BVLC/caffe/wiki/Model-Zoo>

どこまで信頼できるか「？」ですが、こんなページも：
<https://paperswithcode.com/sota>

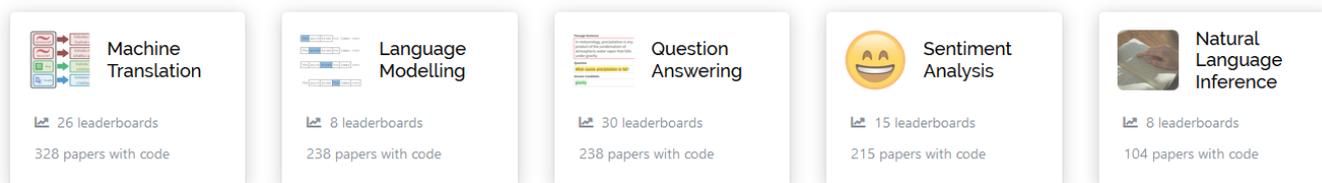
- SOTA=State-of-the-art=現時点での最高技術

Computer Vision



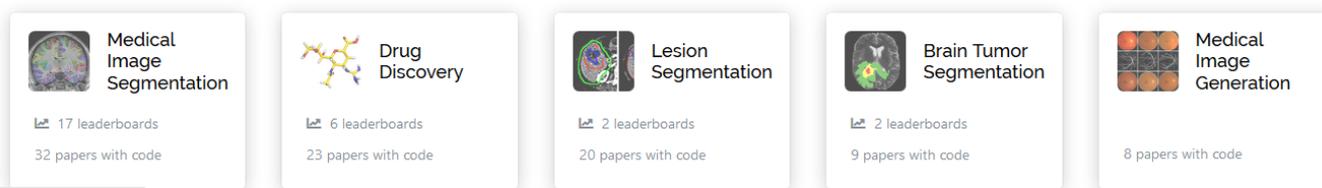
▶ [See all 562 tasks](#)

Natural Language Processing



▶ [See all 190 tasks](#)

Medical



「機械学習工学」研究会，発足(2018-)

日本ソフトウェア科学会

機械学習工学研究会

- 機械学習システムの開発運用に関わる様々な手法やツールを扱う新しい研究分野
 - 機械学習プロジェクトを運用するマネジメント手法や組織論
 - 機械学習システムのための要求分析、目的設計、工数見積もり手法
 - 効率的な教師データの収集・整備、前処理の方法
 - 機械学習システム開発を効率的に行うためのフレームワークやプログラミング言語、開発環境
 - 機械学習システムの設計に用いるアーキテクチャ
 - 機械学習システムのテスト・検証、デバッグ、モニタリング手法
 - 機械学習システムを支えるプラットフォームやインフラストラクチャ、ハードウェア

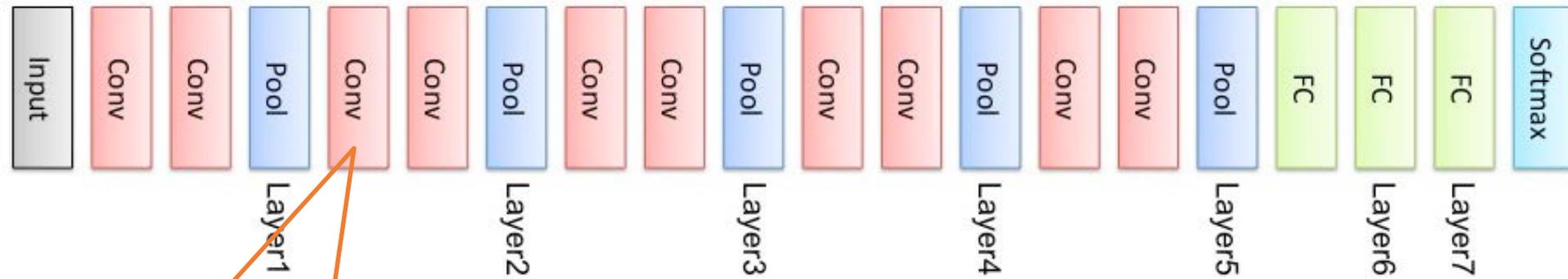
深層学習(Deep learning) とは何者なのか？

深層学習の原理も少しだけ！

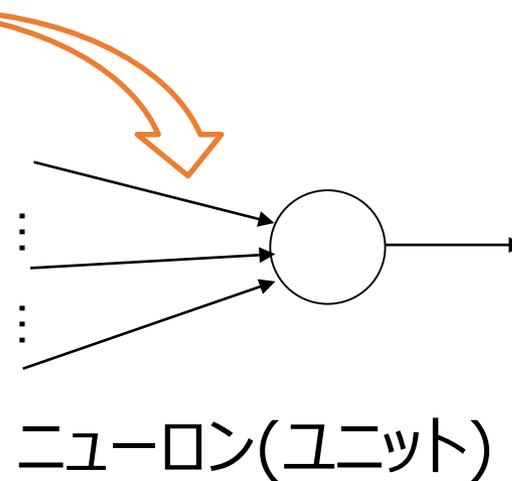
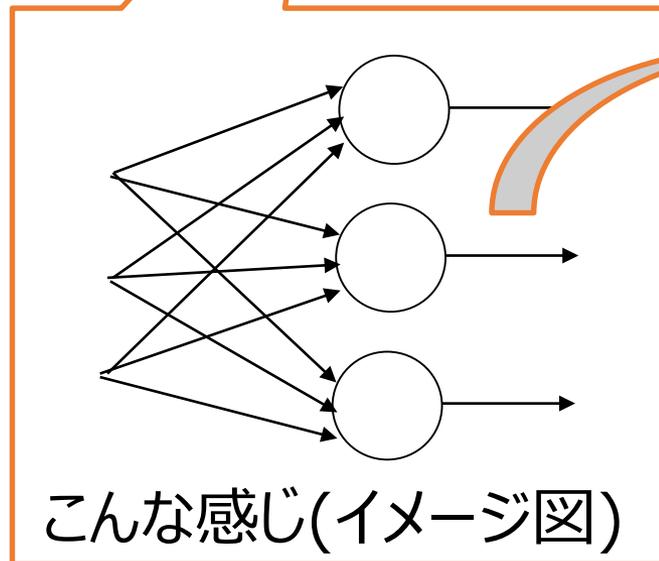
Deep learning

= 深層ニューラルネットワークの学習法

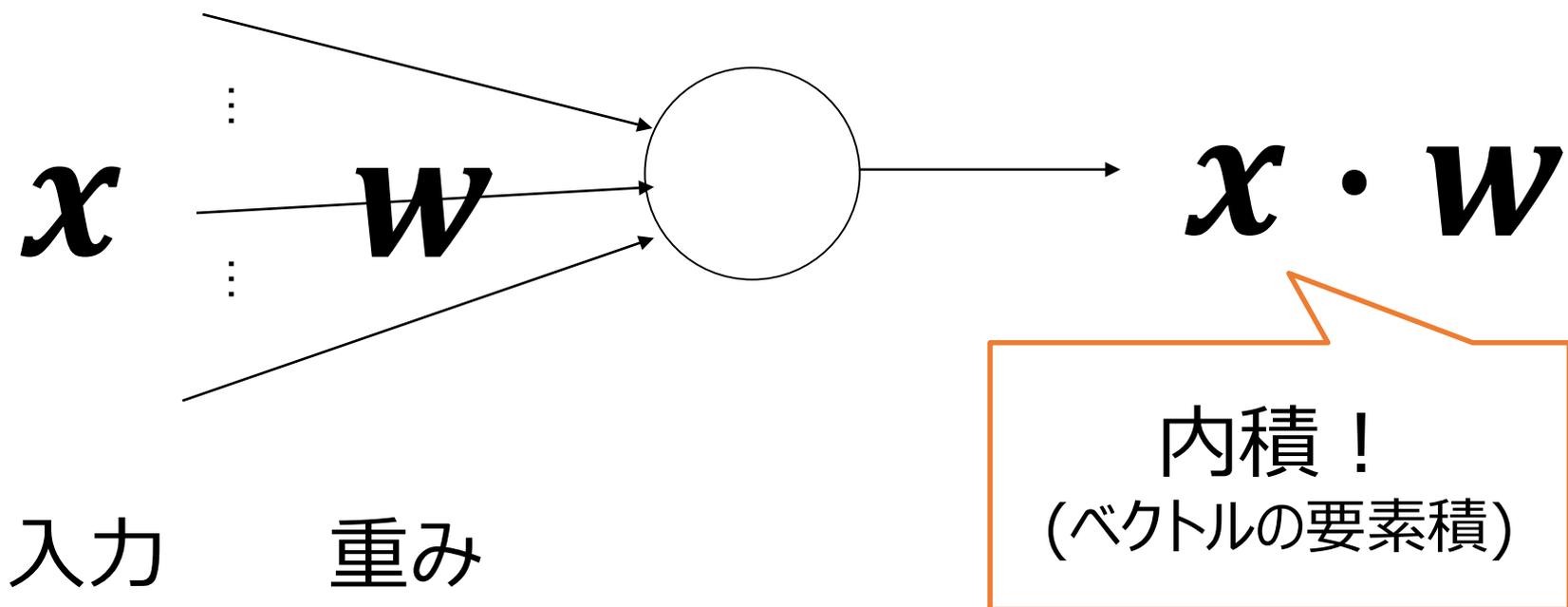
VGGNet



[Kataoka+, arXiv 2015]

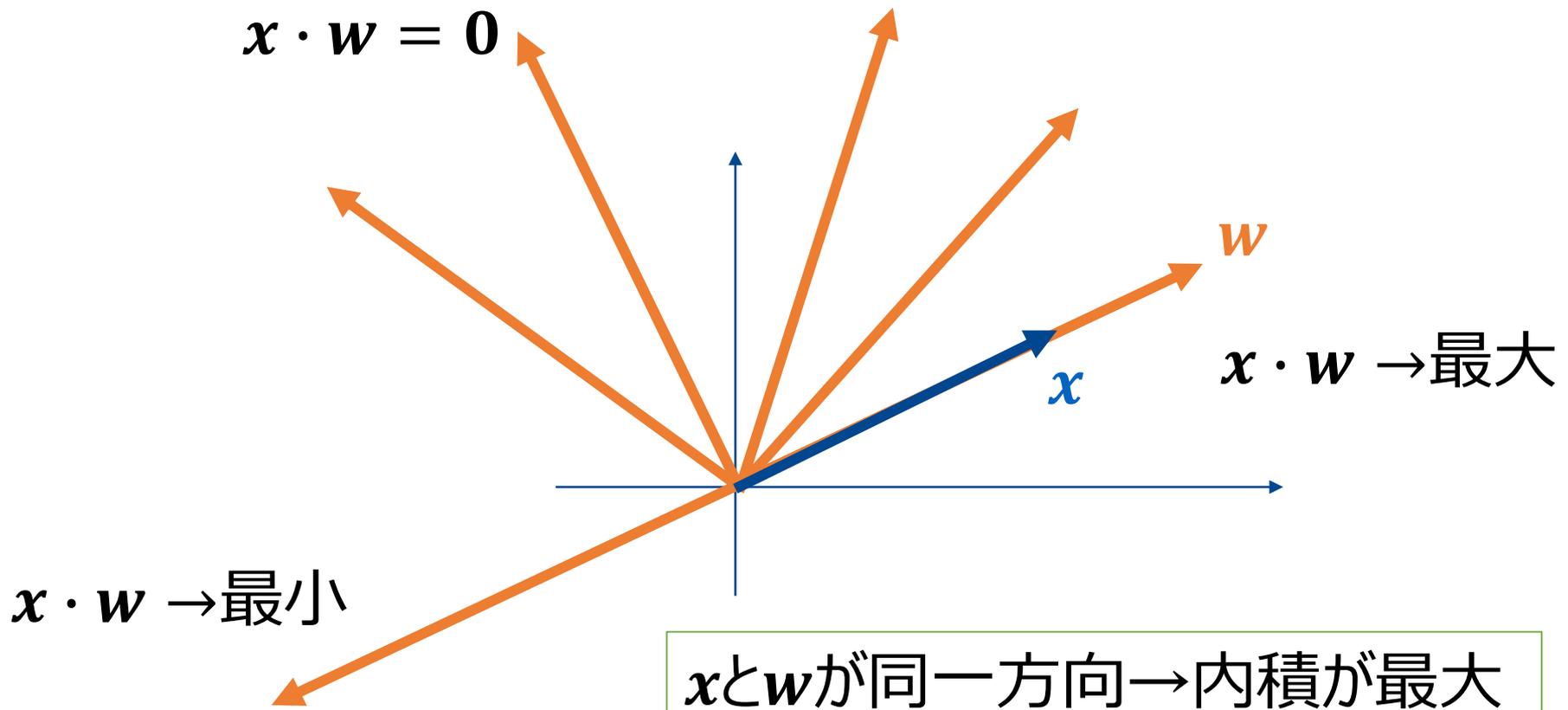


ニューロン（ユニット）は何をやっている？
→ すごく大雑把に言うと「内積」



※本当は、もうちょっとだけ複雑ですが、気にしない

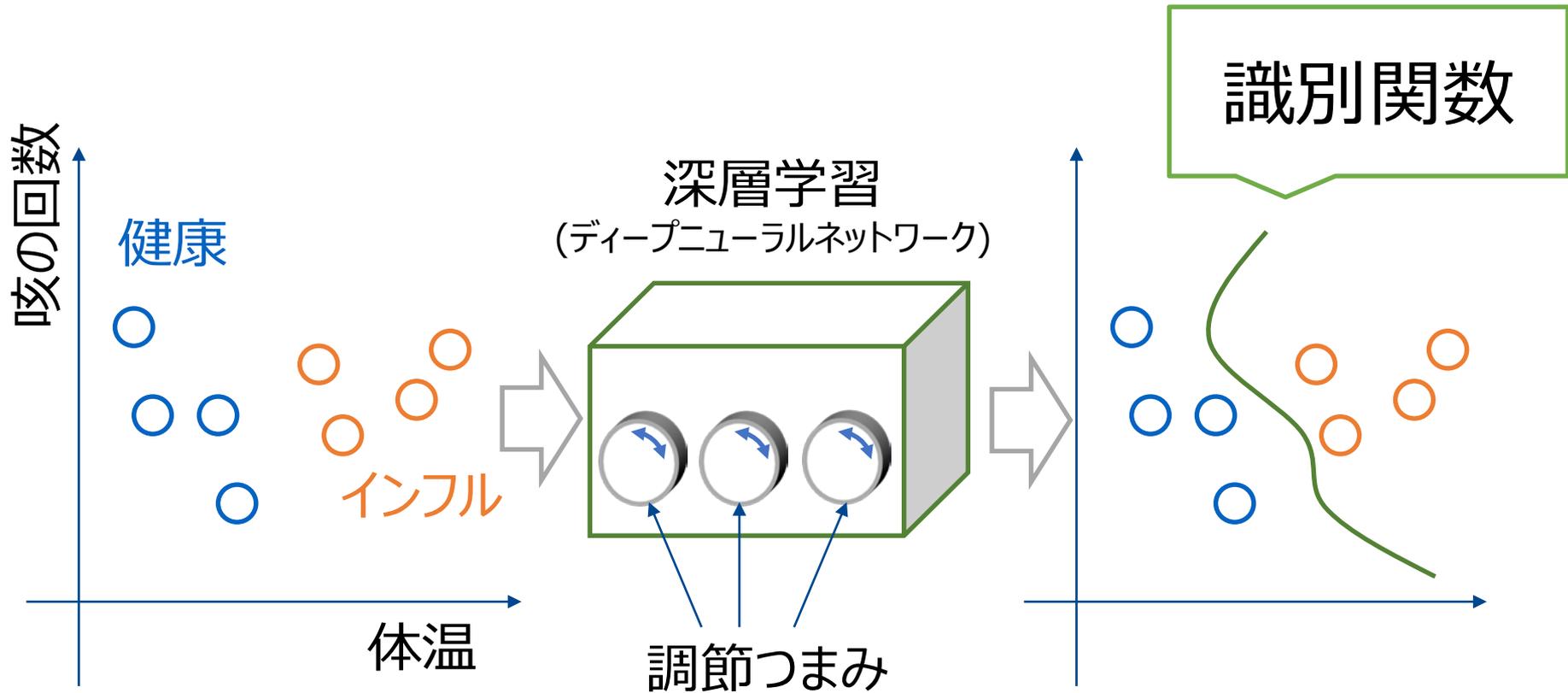
ちょっとだけ高校数学

 x と w の内積 \doteq x と w の類似度



深層學習

深層学習の目的 = 識別器を学習

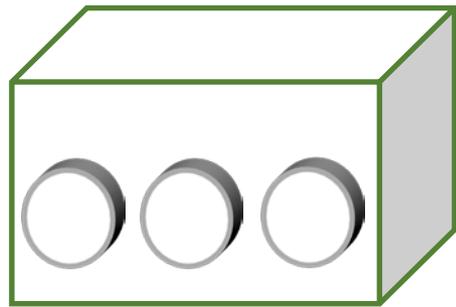


※実際の「つまみ」の数は、万～億単位(or more)

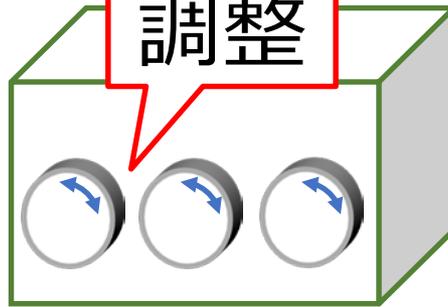
識別器を学習？

=「失敗→調整」の繰り返し

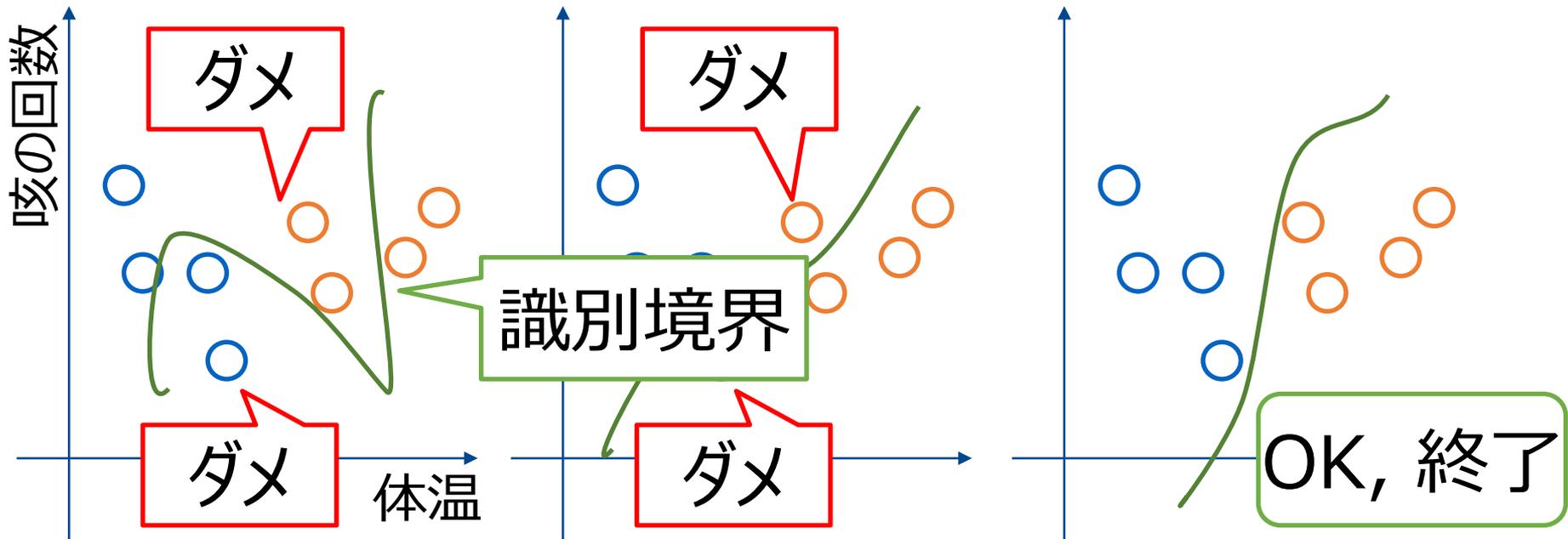
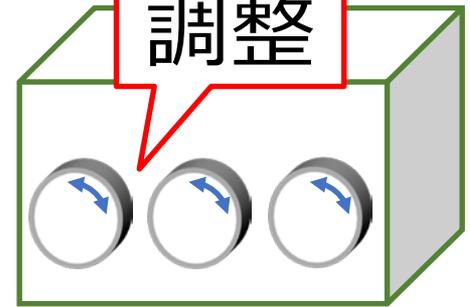
初期状態



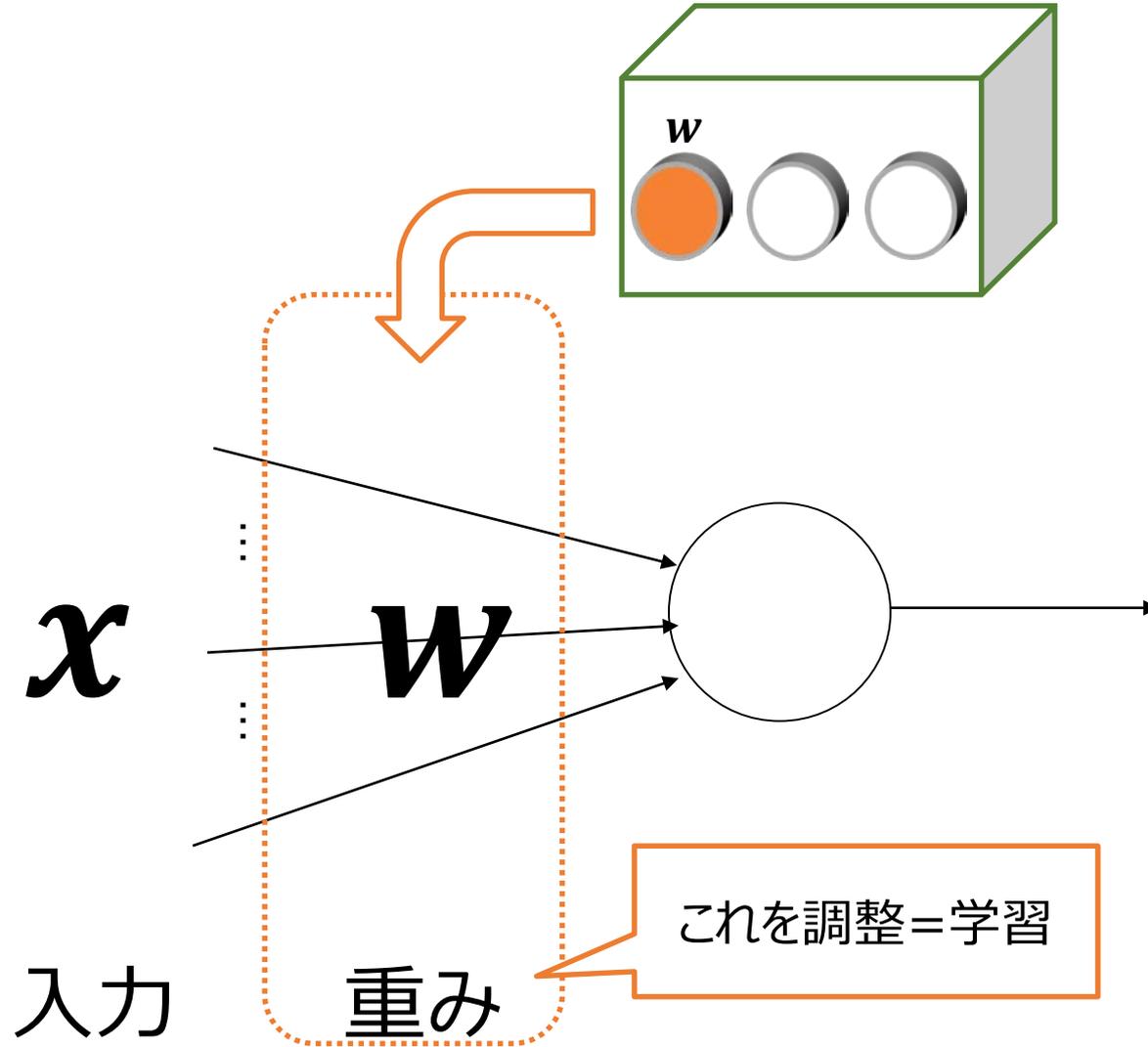
調整



調整

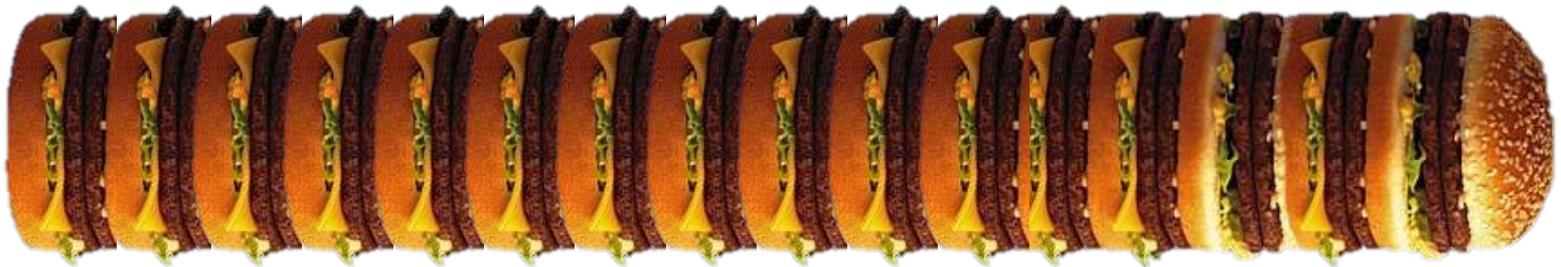


ちなみに「つまみ」の正体： ニューロン（ユニット）の重み





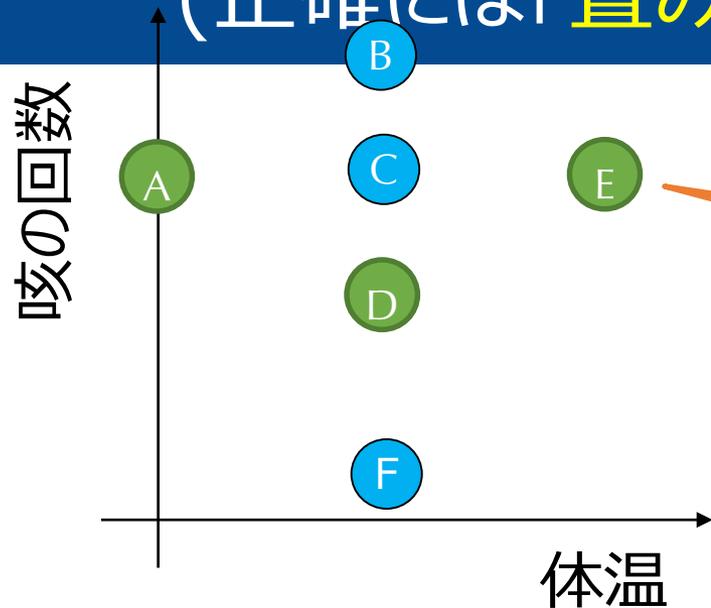
深層學習



なぜ「deep(=層状構造)」が必要なのか？

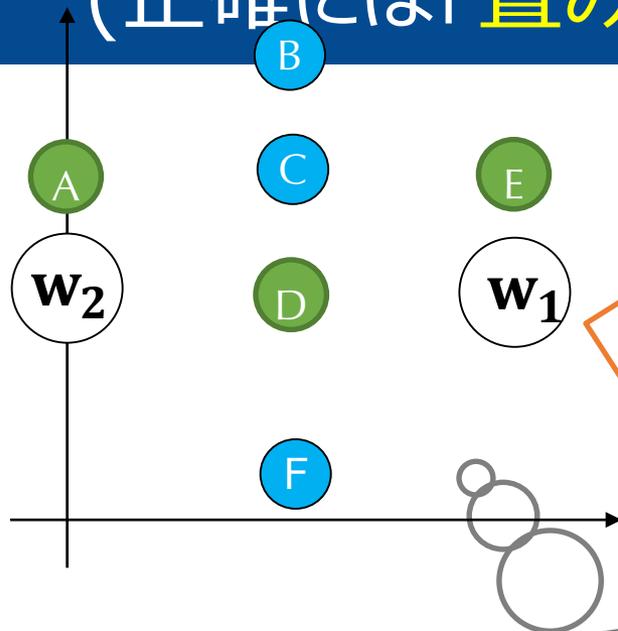


各層でやっていること (正確には「**畳み込み層**」でやっていること)

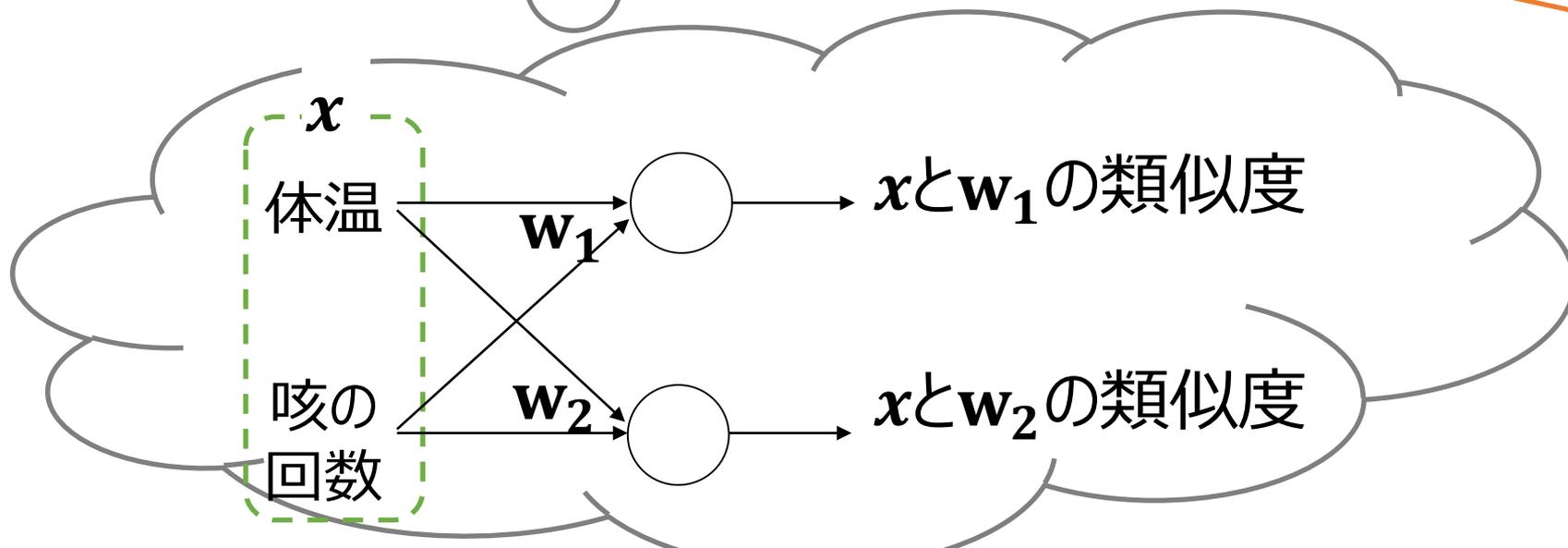


「インフル」と
「そうでない人」の
認識問題(イイカゲン)

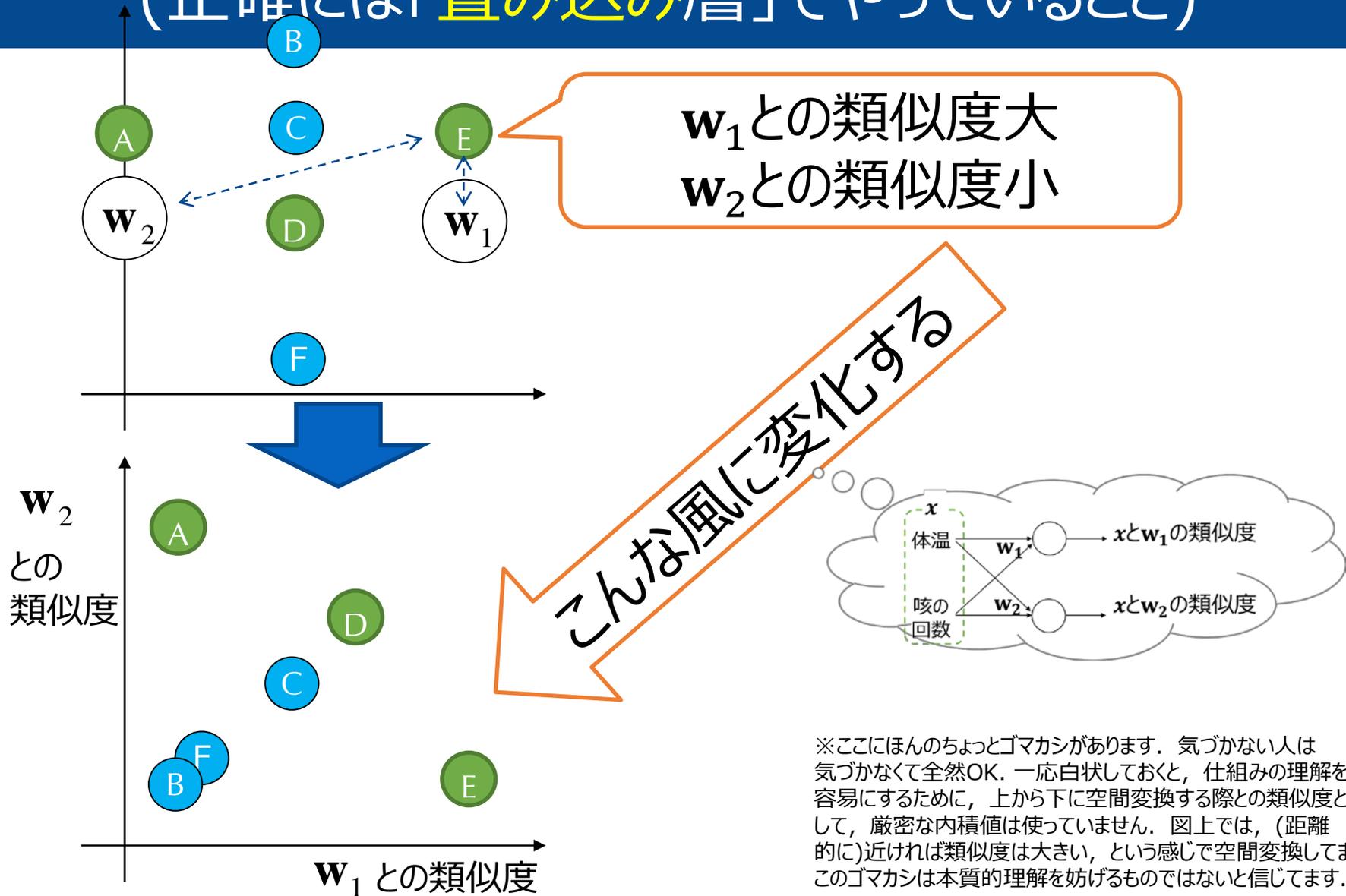
各層でやっていること (正確には「畳み込み層」でやっていること)



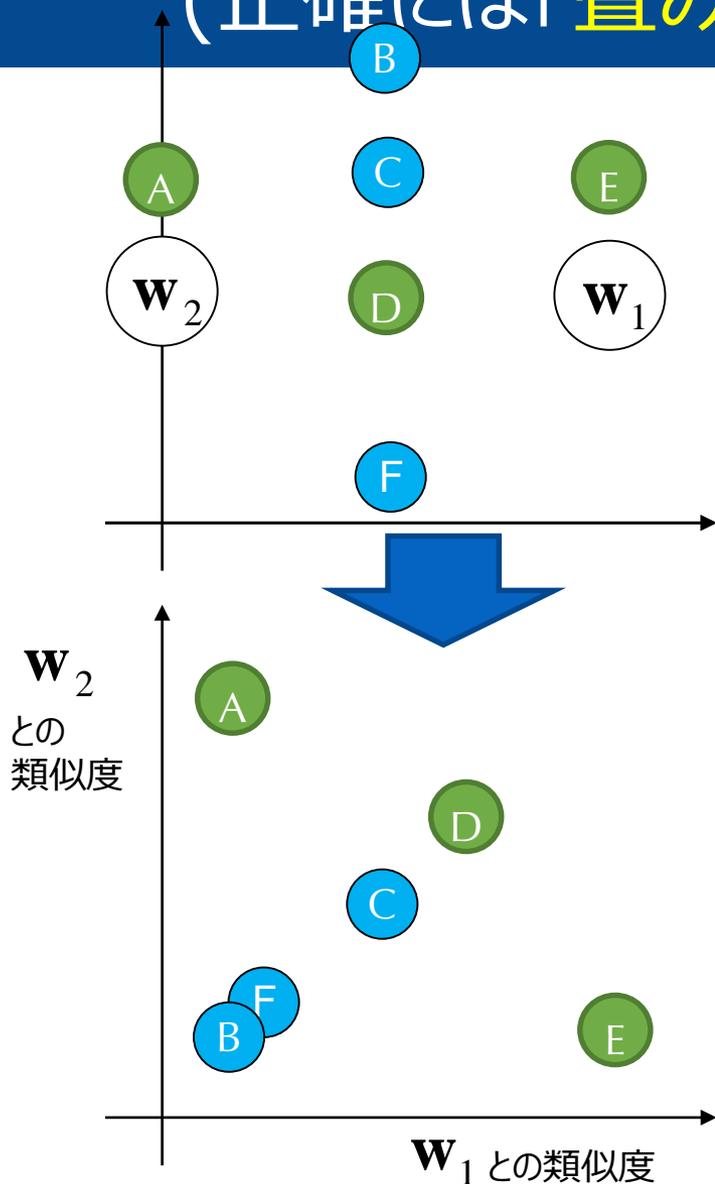
2つのユニットでの
「つまみ」の値



各層でやっていること (正確には「**畳み込み層**」でやっていること)

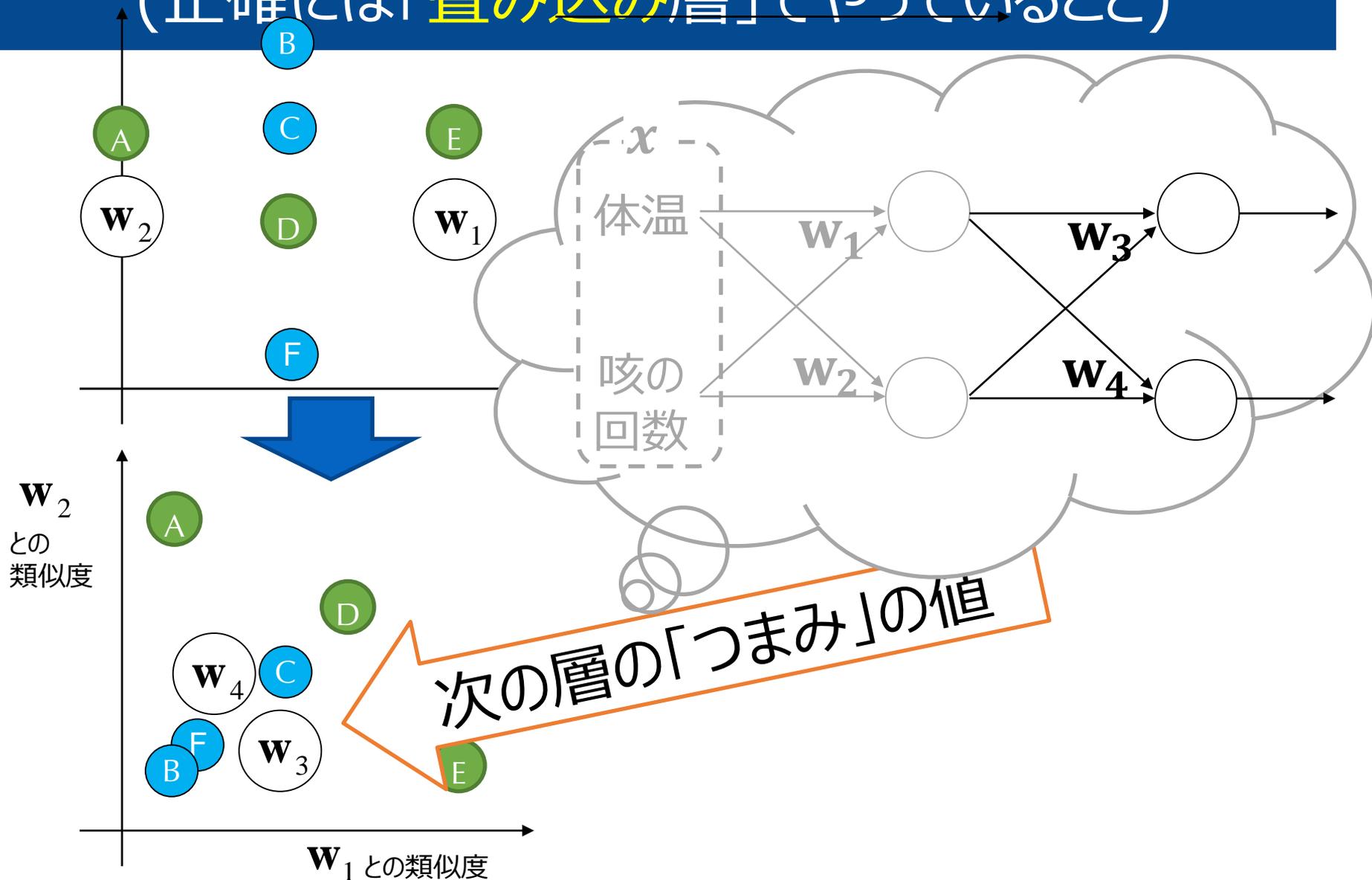


各層でやっていること (正確には「畳み込み層」でやっていること)

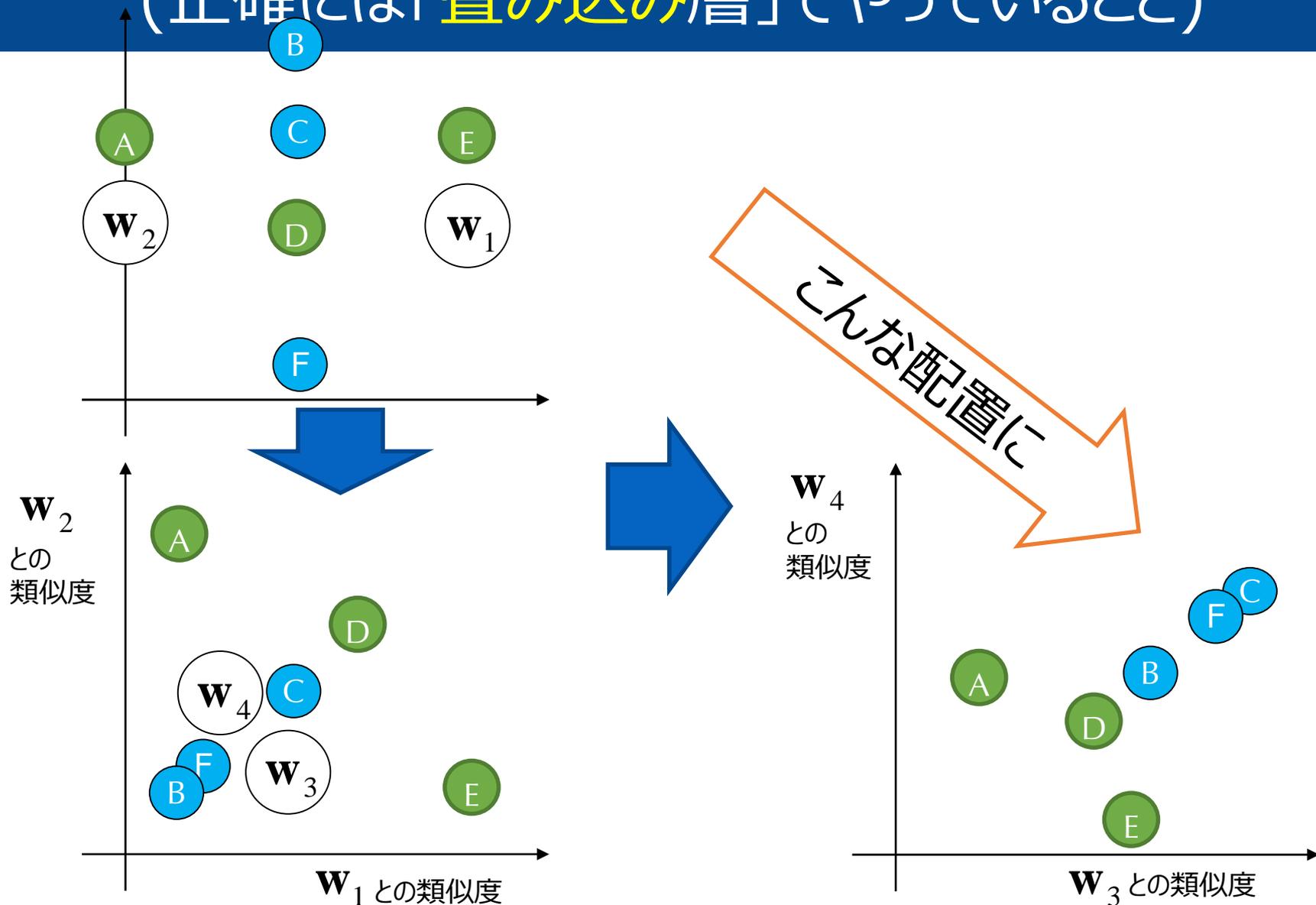


上の状況より、
よりゴチャゴチャ度は減ったが
もうちょっとキレイに分けたい
(専門的には「まだ線形分離不能」)

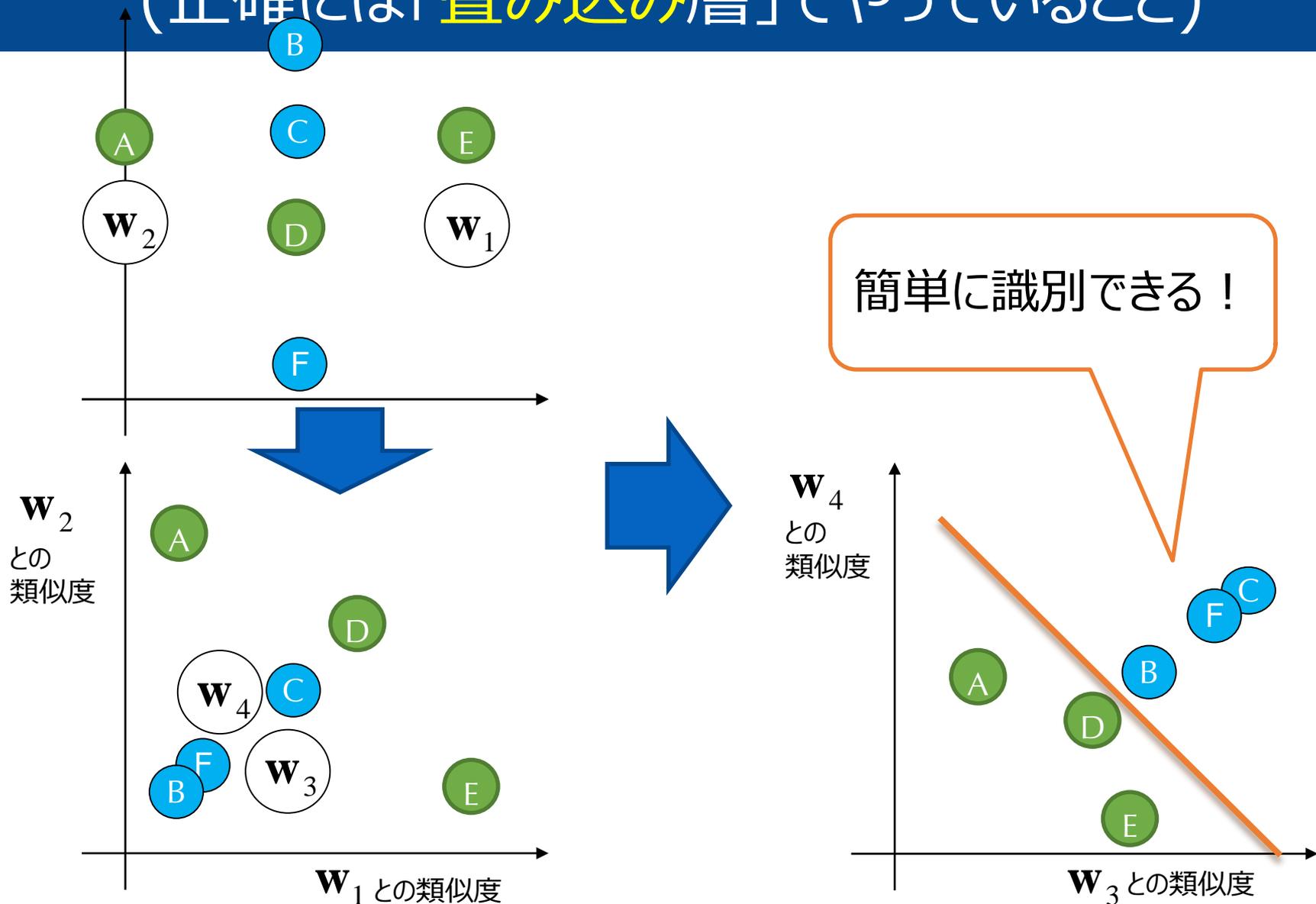
各層でやっていること (正確には「**畳み込み層**」でやっていること)



各層でやっていること (正確には「**畳み込み層**」でやっていること)



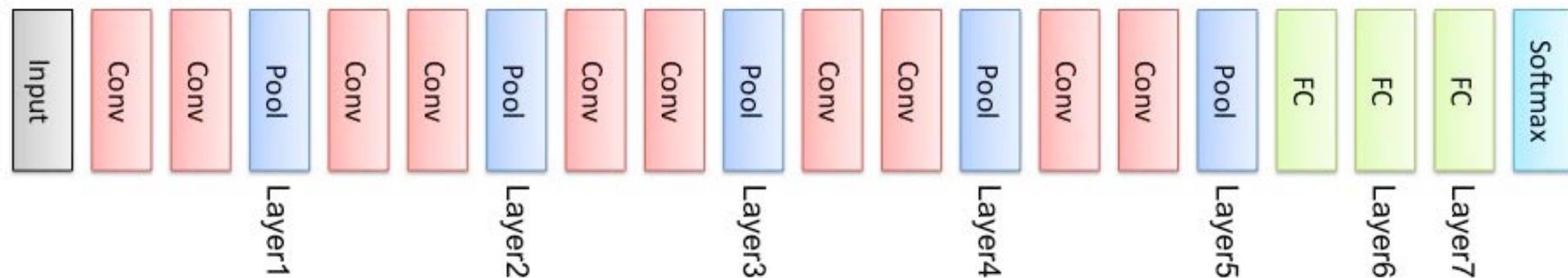
各層でやっていること (正確には「**畳み込み層**」でやっていること)



というわけで...

各層（正確にはconv層）で、
ぐちゃぐちゃな分布を「分離しやすく」解きほぐしている

VGGNet

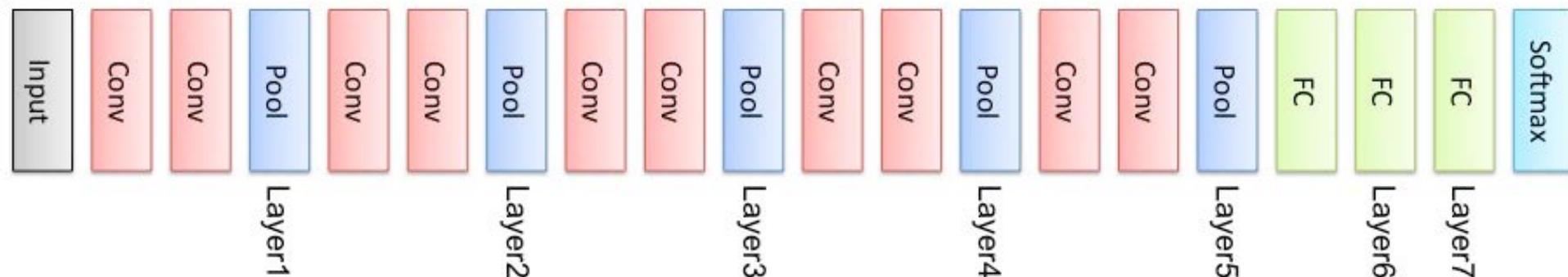


[Kataoka+, arXiv 2015 の図を改変]

他の層の機能

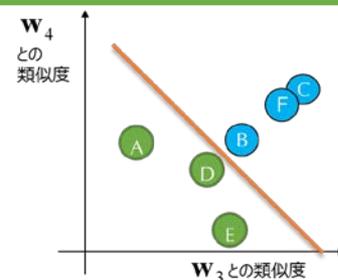
Pool=プーリング層
→ 細かい「位置ズレ」を修正

VGGNet

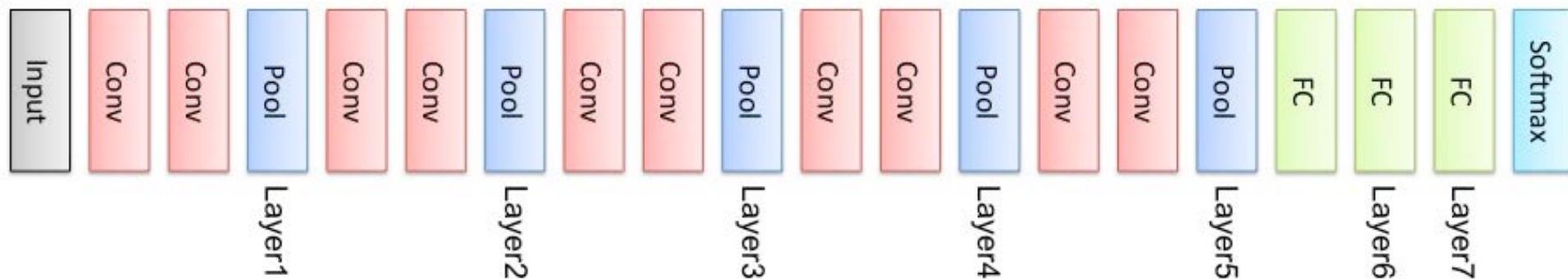


他の層の機能

FC=fully-connected層=全結合層
 → 最後に「エイや！」を識別面を書く



VGGNet



もう少し詳しく? → SlideShareへどうぞ
(「SlideShare 内田誠一」で検索)

50 people clipped this slide

Clip slide

「内積」を知っていればわかる(?):
深層学習の非常に簡単な説明

九州大学システム情報科学研究所 情報知能工学部門 内田誠一
uchida@ait.kyushu-u.ac.jp

1 of 51

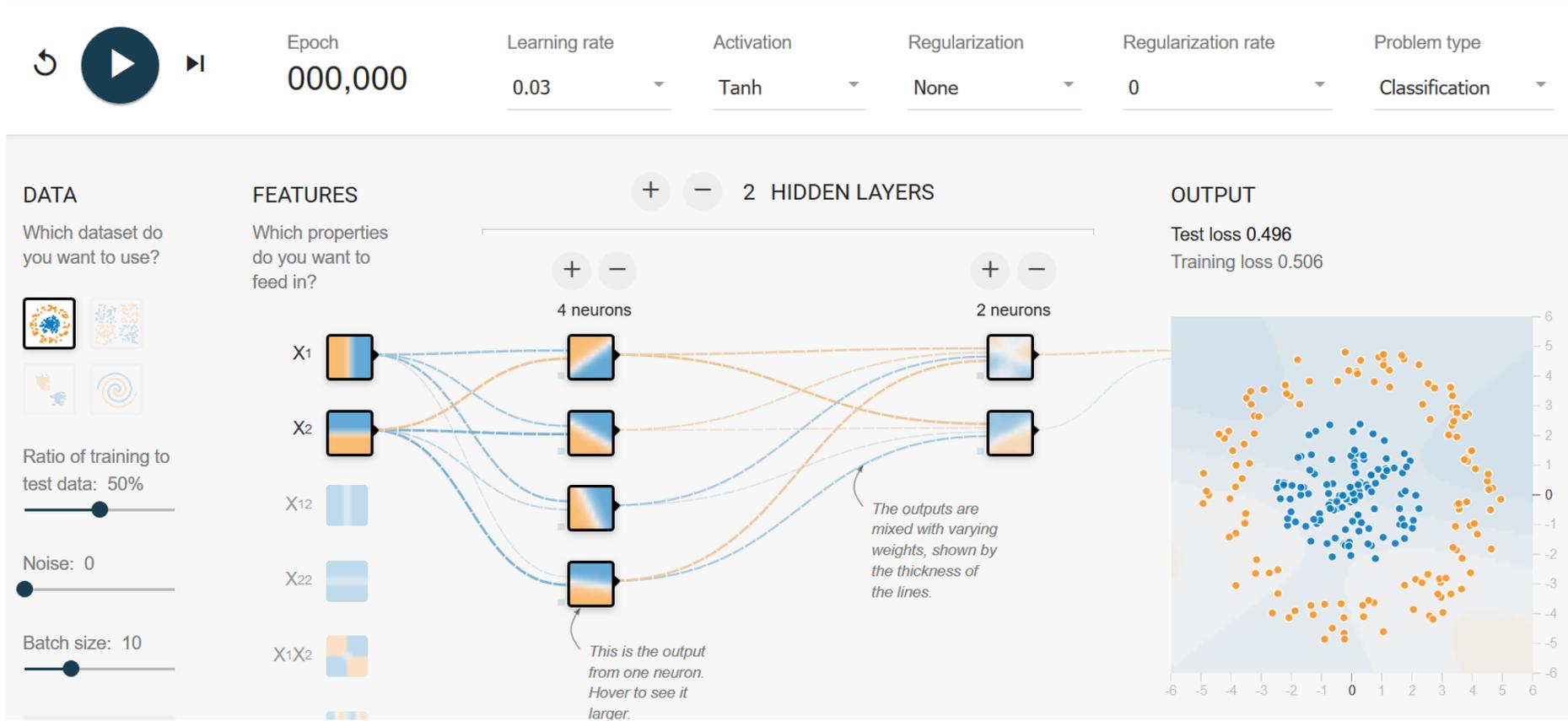
Edit Privacy Settings Analytics FREE

深層学習の非常に簡単な説明 35,425 views

The image shows a screenshot of a SlideShare presentation. At the top, it says '50 people clipped this slide'. The main content is a blue slide with white text. The text on the slide reads: '「内積」を知っていればわかる(?): 深層学習の非常に簡単な説明'. Below the slide, there is a dark blue footer with white text: '九州大学システム情報科学研究所 情報知能工学部門 内田誠一 uchida@ait.kyushu-u.ac.jp'. At the bottom of the slide, there is a navigation bar with '1 of 51' and a play button icon. Below the slide, there are three buttons: 'Edit', 'Privacy Settings', and 'Analytics FREE'. At the very bottom, there is a title bar with '深層学習の非常に簡単な説明' and '35,425 views'.

35,000
アクセス
(2019.2)

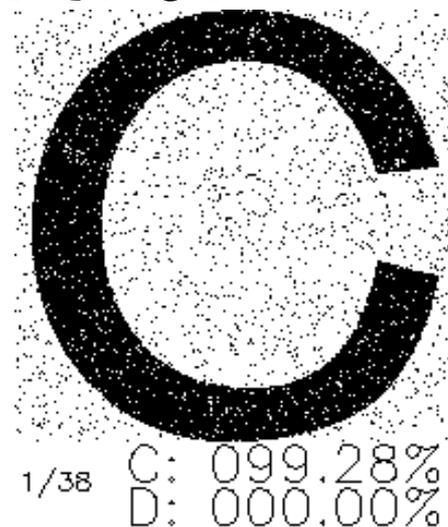
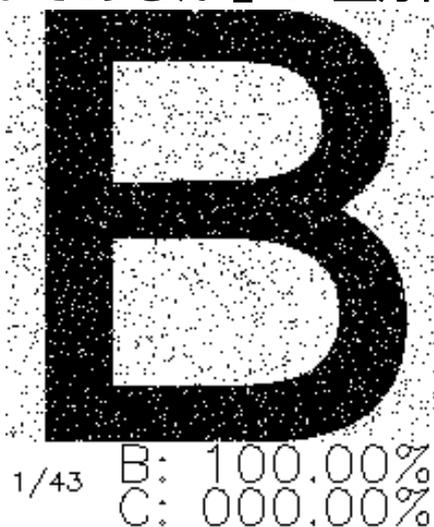
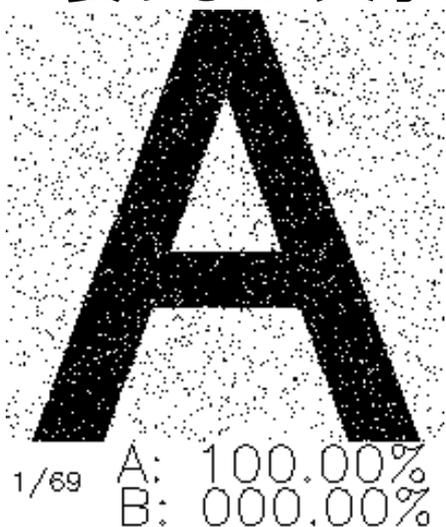
(おすすめ！)学習の様子を観察： Google による (tensorflow) playground



注意：学習していない状況については全然ダメ

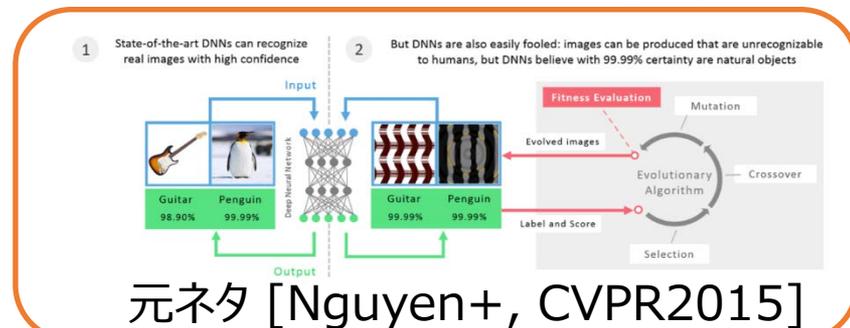
- Adversarial examples

- 要するに「文字Aがなんであるか」の理解には至っていない



[阿部, 未発表]

文字“A”の確率と
文字“B”の確率

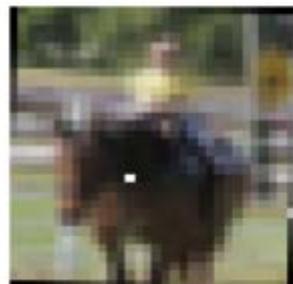


注意：たった1画素でも… one-pixel attack

AllConv



SHIP
CAR(99.7%)



HORSE
DOG(70.7%)

NiN



HORSE
FROG(99.9%)



DOG
CAT(75.5%)

VGG



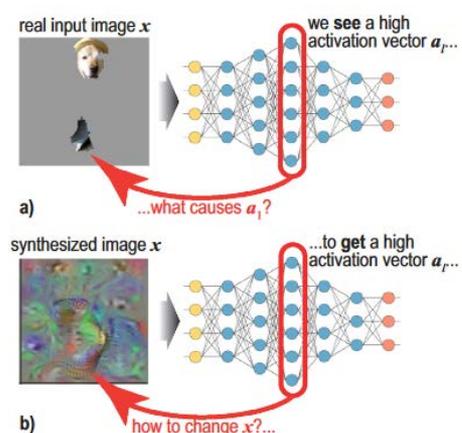
DEER
AIRPLANE(85.3%)



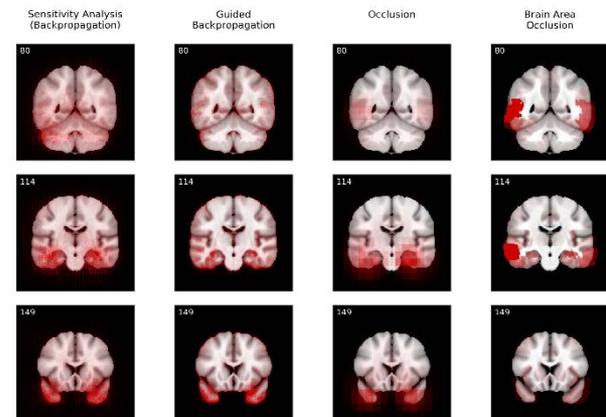
BIRD
FROG(86.5%)

注意：他にも…

- 学習データが無いと全然ダメ
- いくつかのニューロンが必要か(何層必要か)は自明ではない
 - 「難しい問題ほど深く」は真だが…
- 「どの画素が重要視されたか？」の可視化も研究途上
 - 基本的に、解が一意に定まらない「逆問題」



[Garcia+, Computers&Graphics, 2018]



<https://github.com/jrieke/cnn-interpretability>

ようやく本題？
Deep learningの
医用画像応用事例

医用画像処理分野においても 完全に「ブーム到来」状態@2018

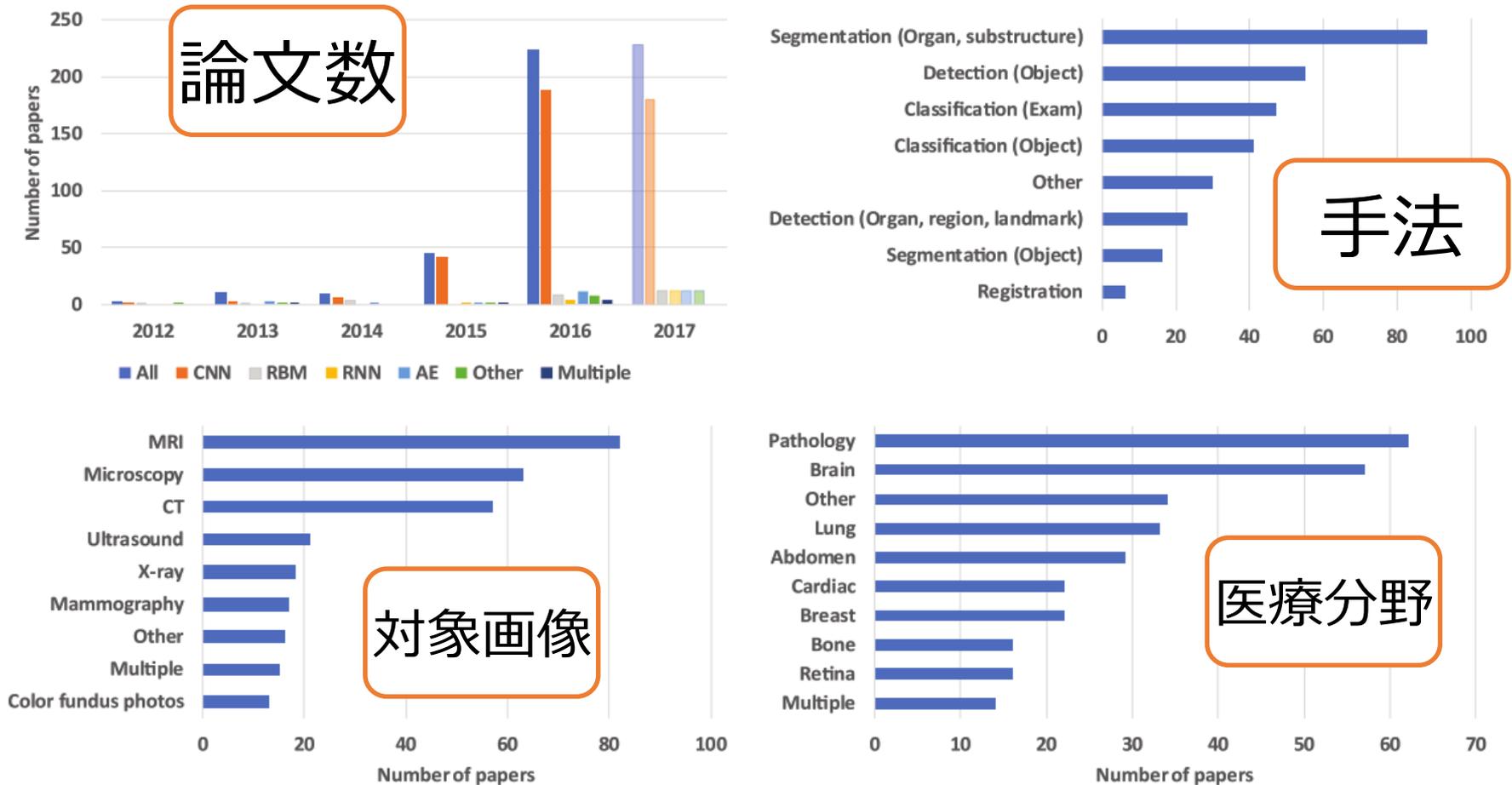
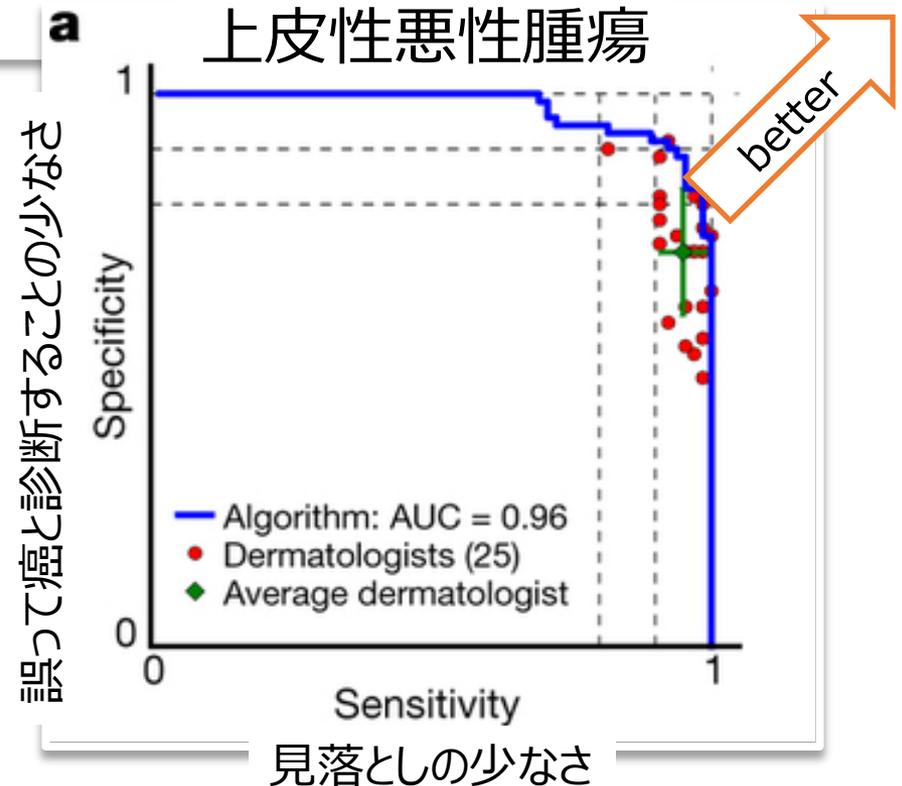
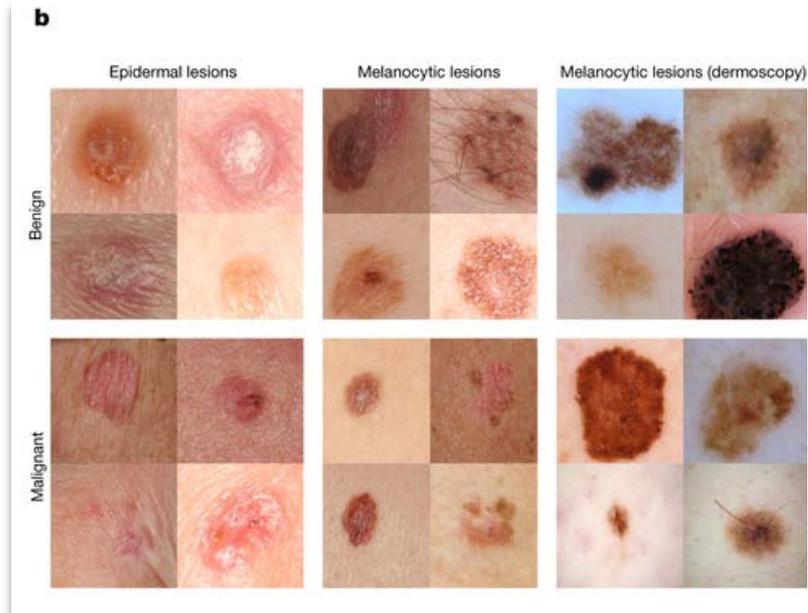
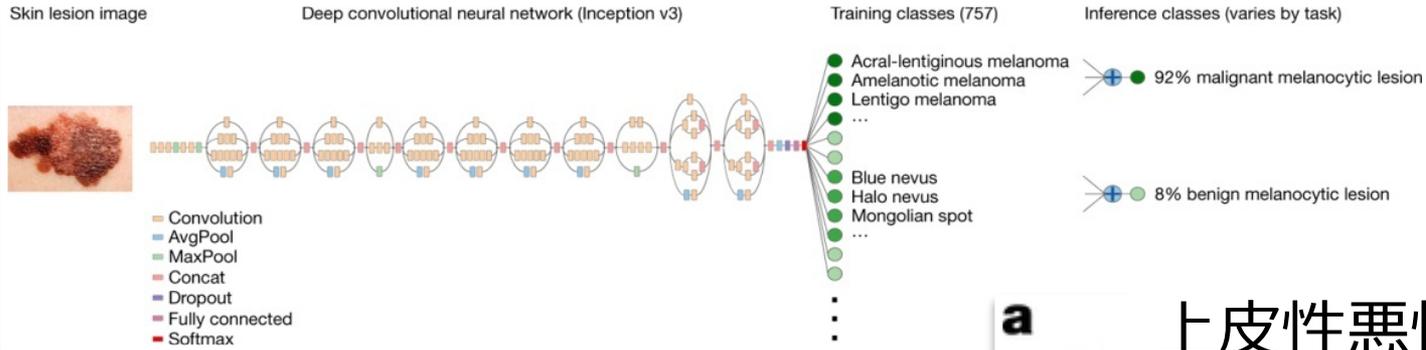


Figure 1: Breakdown of the papers included in this survey in year of publication, task addressed (Section 3), imaging modality, and application area (Section 4). The number of papers for 2017 has been extrapolated from the papers published in January.

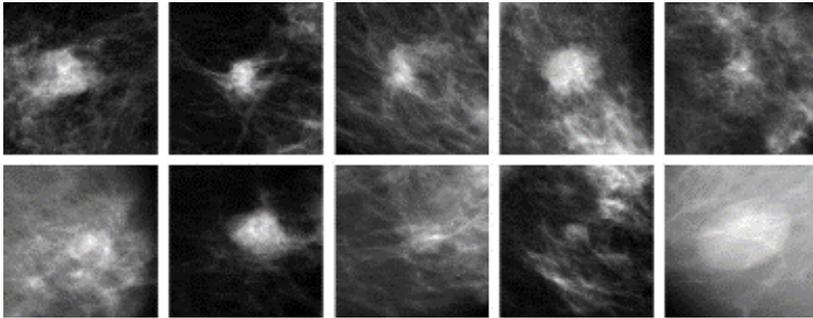
医師と同等の皮膚がん発見能力

スタンフォード大 [Esteva+, Nature, Feb 2017]



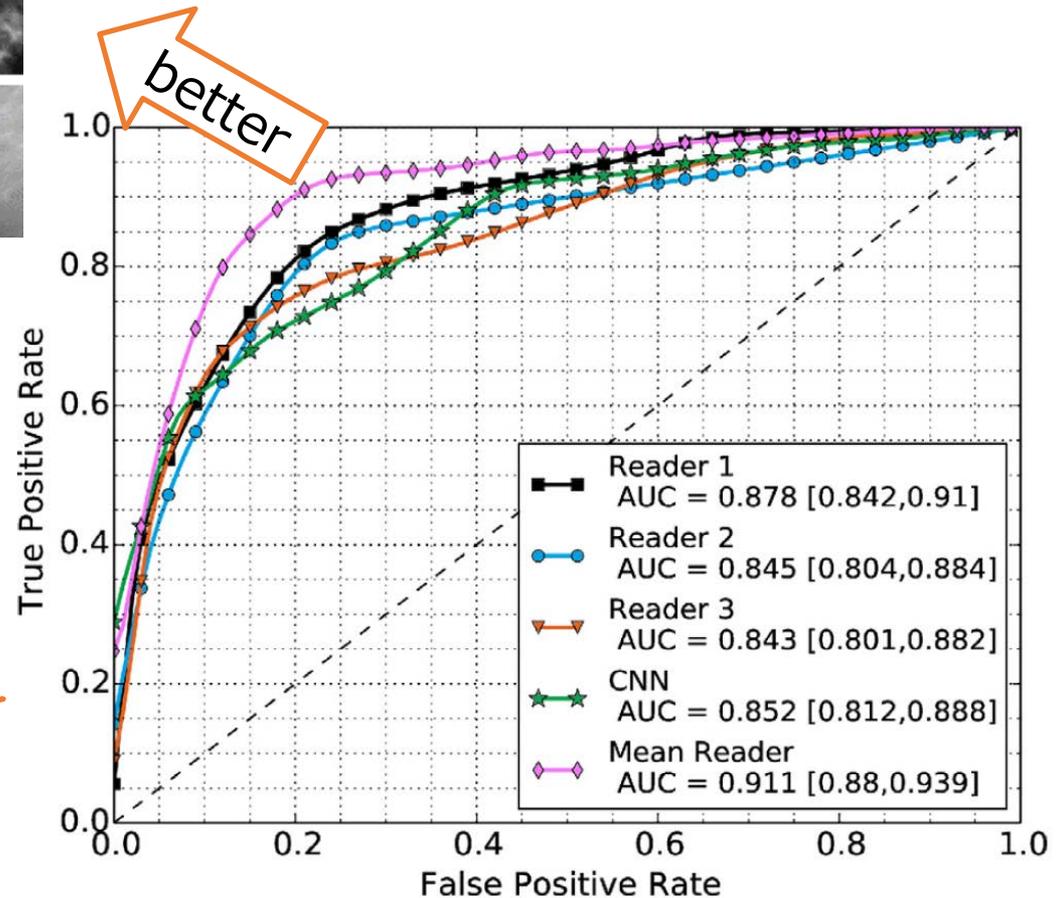
医師と同等のマンモグラフィー中の病斑検出能力

[Kooi+, Medical Image Analysis, Feb 2017]



見落としの少なさ

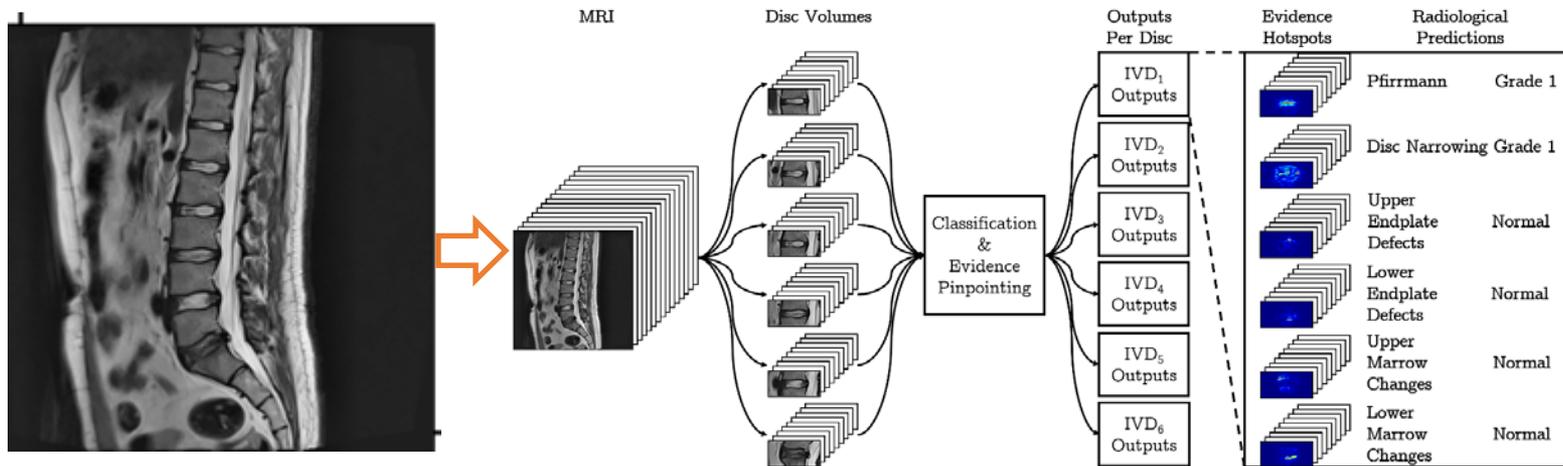
読影医それぞれ→有意差無し
読影医 3 人→優位に負ける



誤って病気と診断することの少なさ

医師と同等の脊椎異常診断能力

[Jamaludin+, MICCAI 2016]



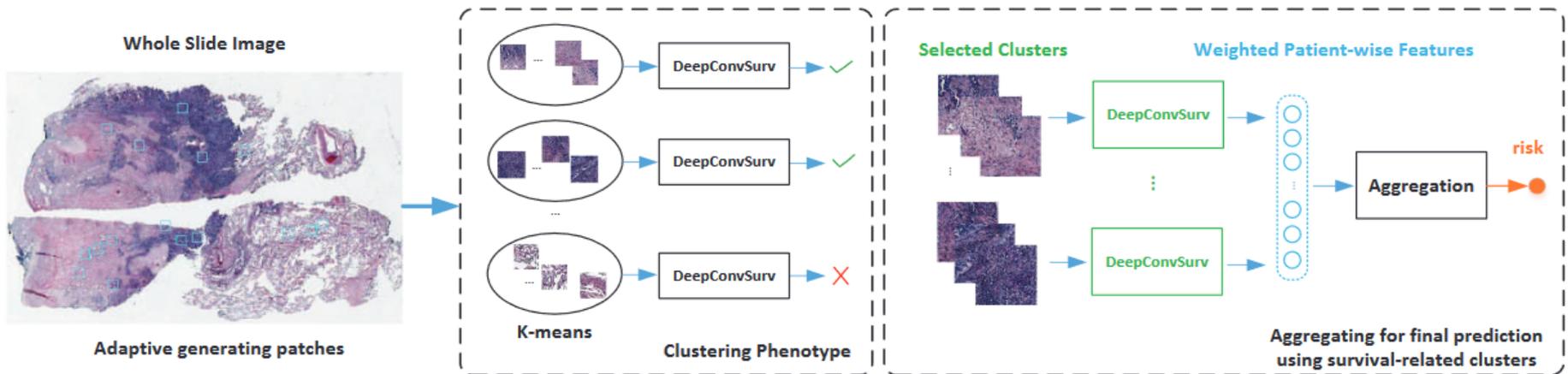
プロ

深層学習

| Task | Intra-rater | Branch Point | | | | | |
|------------------------|-------------|--------------|------------|------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| | | None | Conv3 | Conv4 | Conv5 | FC6 | FC7 |
| Pfirrmann | 70.4 | 69.8 ± 0.4 | 71.2 ± 1.0 | 70.9 ± 0.1 | 71.2 ± 0.4 | 69.8 ± 0.4 | 70.9 ± 0.6 |
| Narrowing | 72.0 | 72.3 ± 2.1 | 74.4 ± 0.4 | 73.3 ± 1.9 | 73.9 ± 0.7 | 73.2 ± 0.1 | 74.5 ± 0.7 |
| Upper Endplate Defects | 80.7 | 79.0 ± 0.5 | 83.0 ± 1.5 | 81.7 ± 2.5 | 84.8 ± 0.6 | 85.8 ± 0.3 | 85.7 ± 0.1 |
| Lower Endplate Defects | 83.3 | 79.5 ± 1.2 | 82.8 ± 1.5 | 84.5 ± 1.2 | 87.3 ± 2.3 | 85.8 ± 2.0 | 86.4 ± 2.0 |
| Upper Marrow Changes | 92.5 | 88.1 ± 0.6 | 89.1 ± 0.1 | 89.2 ± 0.2 | 90.1 ± 0.4 | 89.2 ± 0.3 | 89.2 ± 0.5 |
| Lower Marrow Changes | 91.4 | 87.3 ± 0.3 | 88.2 ± 0.7 | 88.9 ± 0.2 | 89.0 ± 0.4 | 88.5 ± 0.8 | 88.2 ± 0.7 |

病理組織画像からの余命(survival)診断 [Zhu+, CVPR2017]

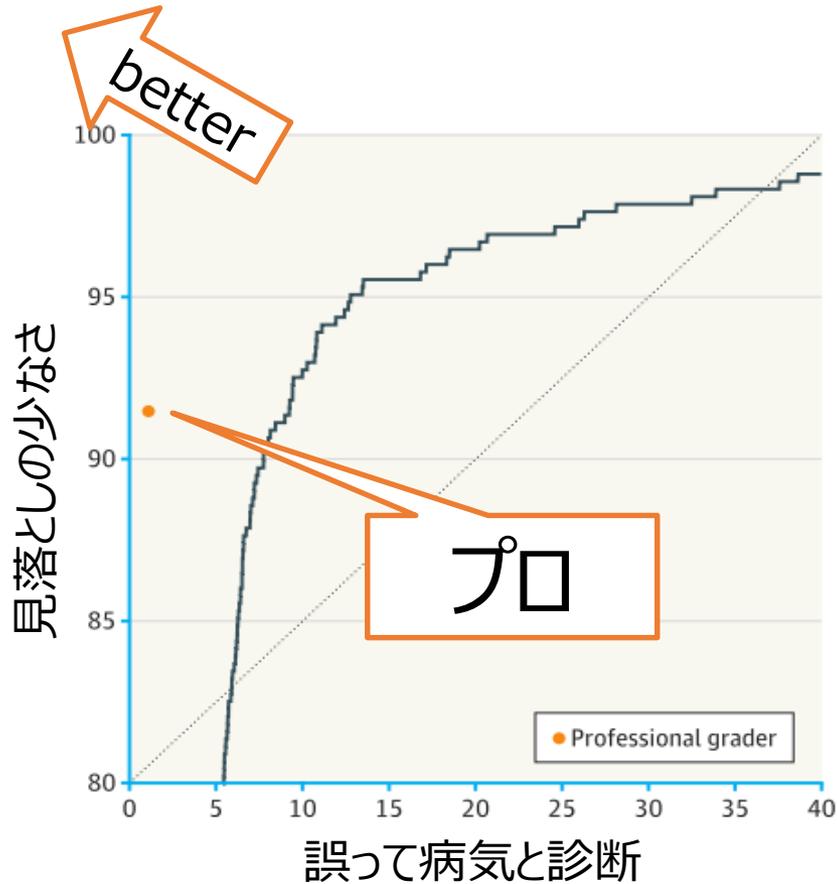
- 「癌を克服できるか, できないか」を当てる



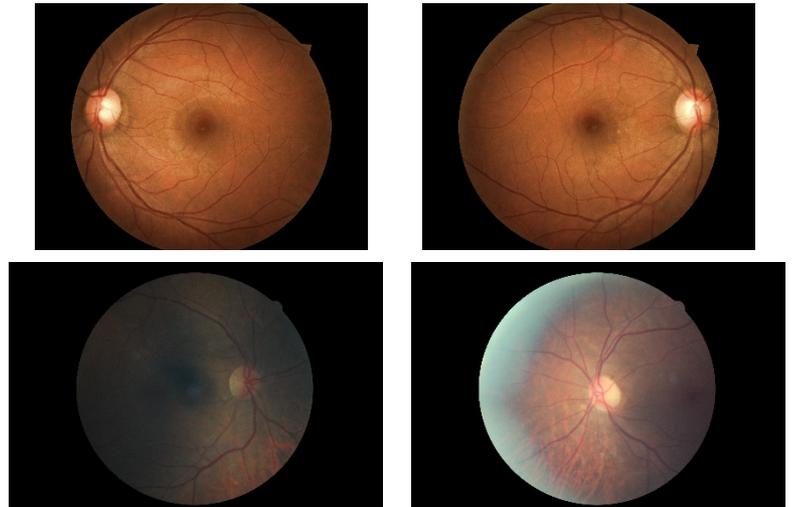
- ざっくりいうと7割当たる
 - 正確に言うと, rank成功率を表すC-indexが0.7

糖尿病性網膜症診断

[Ting+, JAMA, Dec. 2017]



この成功の背後には、
オープンデータあり！
(次スライド)



「計算機でスクリーニング，医師が最終判断」がよさそう！

糖尿病性網膜症診断 公開コンペサイト Kaggleでデータ公開@2015

kaggle

kaggle Search kaggle Competitions Datasets Kernels Discussion Jobs ...

Diabetic Retinopathy Detection

Identify signs of diabetic retinopathy in eye images
\$100,000 - 661 teams - 2 years ago

Overview Data Kernels Discussion Leaderboard Rules Submit Predictions

Overview

Description

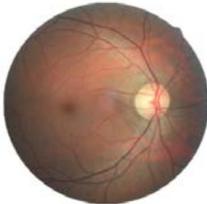
Evaluation

Prizes

References

Timeline

Diabetic retinopathy is the leading cause of blindness in the working-age population of the developed world. It is estimated to affect over 93 million people.



The US Center for Disease Control and Prevention estimates that 29.1 million people in the US have diabetes and the World Health Organization estimates that 347 million people have the disease worldwide. Diabetic Retinopathy (DR) is an eye disease associated with long-standing diabetes. Around 40% to 45% of Americans with diabetes have some stage of the disease. Progression to vision impairment can be slowed or averted if DR is detected in time, however this can be difficult as the disease often shows few symptoms until it is too late to provide effective treatment.

Currently, detecting DR is a time-consuming and manual process that requires a trained clinician to examine and evaluate digital color fundus photographs of the retina. By the time human readers submit their reviews, often a day or two later, the delayed results lead to lost follow up, miscommunication, and delayed treatment.

Acknowledgements

This competition is sponsored by the [California Healthcare Foundation](#).



CALIFORNIA HEALTHCARE FOUNDATION
SUPPORTING IDEAS & INNOVATIONS TO IMPROVE HEALTH CARE FOR ALL CALIFORNIANS

Retinal images were provided by [EyePACS](#), a free platform for retinopathy screening.



重症度診断付き
(5段階)画像が
35,000枚!

661チームが参加

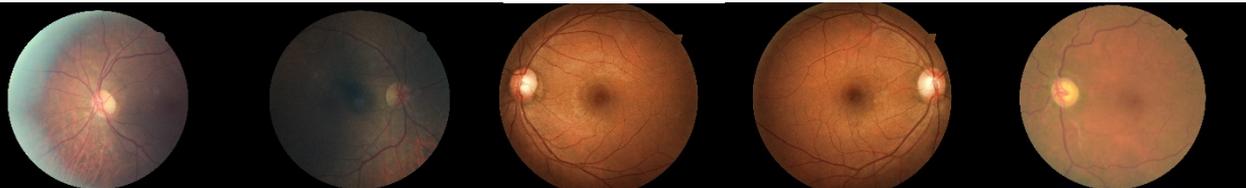


賞金

1位 : \$50,000

2位 : \$30,000

3位 : \$20,000



サンプルデータの例

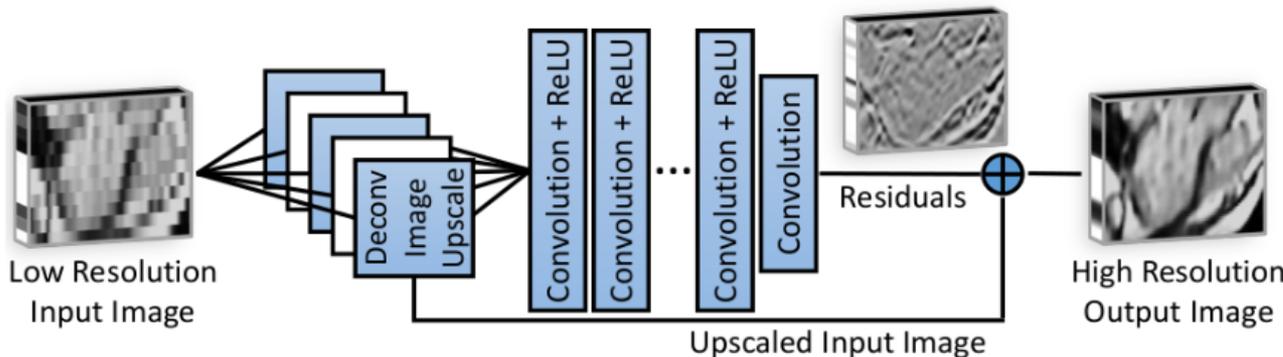
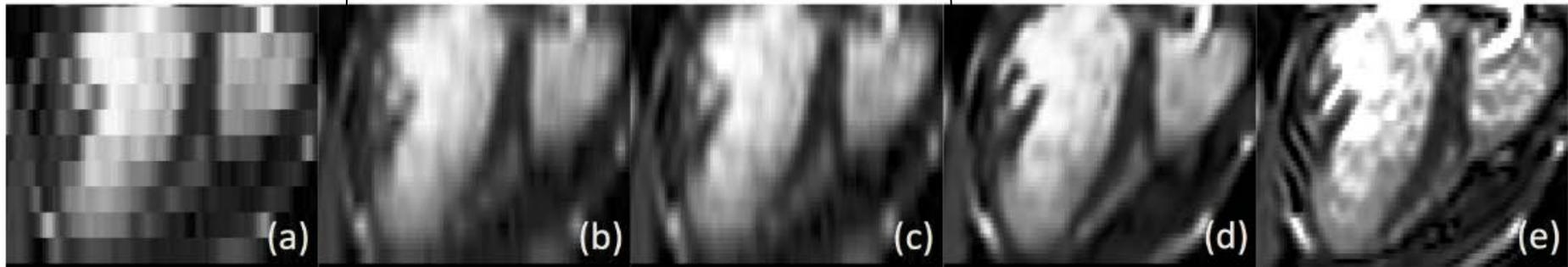
超解像：粗い画像を高解像度化

入力
(低解像)

シンプルな拡大法

超解像

真値
(高解像)



[Oktay+, MICCAI2016]

- ちょっと待った！ 他人データで学習して超解像してOK？
 - 極端な話，癌画像だけで超解像学習すると，結果に癌が混ざる？

サーベイペーパーも(速攻で)続々出てくる状況



ELSEVIER

Contents lists available at [ScienceDirect](#)

Medical Image Analysis

journal homepage: www.elsevier.com/locate/media

Survey Paper

A survey on deep learning in medical image analysis

Geert Litjens*, Thijs Kooi, Babak Ehteshami Bejnordi, Arnaud Arindra Adiyoso Setio, Francesco Ciampi, Mohsen Ghafoorian, Jeroen A.W.M. van der Laak, Bram van Ginneken, Clara I. Sánchez

Medical Center, Nijmegen, The Netherlands

[Litjens+, Medical Image Analysis, 2017]

194

IEEE REVIEWS IN BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 12, 2019



Learning for Personalized Medicine: A Comprehensive Review From a Deep Learning Perspective

Sushen Zhang, Seyed Mojtaba Hosseini Bamakan^{id}, Qiang Qu^{id}, and Sha Li^{id}

[Zhang+, IEEE Reviews Bio Eng. 2018]

Deep Learning Applications in Medical Image Analysis

JUSTIN KER¹, LIPO WANG^{id}², JAI RAO¹, AND TCHOYOSON LIM³

¹Department of Neurosurgery, National Neuroscience Institute, 308433 Singapore

²School of Electrical and Electronic Engineering, Nanyang Technological University, 639798 Singapore

³Department of Neuroradiology, National Neuroscience Institute, 308433 Singapore

Corresponding author: Lipo Wang (clpwang@ntu.edu.sg)

[Ker+, IEEE Access, 2018]

H30.6 日本医師会提言「人工知能と医療」 (AIと医師の今後のかかわりや, ELSIにも触れられていて興味深い)

第IX次 学術推進会議 報告書

人工知能 (AI) と医療

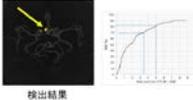
平成 30 年 6 月

日本医師会 学術推進会議

目 次

| | |
|--|----|
| I. はじめに | 1 |
| II. 人工知能の基礎 | |
| 1. 人工知能とディープラーニングの基礎知識 | 2 |
| 2. 人工知能と医療 その歴史、現在、未来について | 5 |
| 3. 21 世紀になってからの AI 機械学習・データマイニングで 何ができるようになったか? | 8 |
| III. 人工知能と医療応用例 | |
| 1. 人工知能と医療—画像診断を中心に— | 12 |
| 2. IBM Watson Health と医療の世界 | 16 |
| 3. 人工知能と医療—NEC の取組み | 18 |
| 4. 人工知能と診療支援 | 23 |
| IV. 人工知能—医療と倫理、法、そして患者 | |
| 1. 人工知能 (AI) の利用などデジタル医療を実現するための 次世代医療基盤法の取組み | 27 |
| 2. 医療 AI の展開と倫理的・法的・社会的課題 (ELSI) | |
| V. まとめと提言 | |

CAD: ディープラーニング 脳動脈瘤 (頭部MRA)



検出結果

人工知能と医療 —画像診断を中心に—

- ・人工知能関連技術の確認
- ・CADとその具体例
- ・CADの現状と問題点
- ・CIRCUSの紹介
- ・未来予測

脳動脈瘤CADの性能



CAD利用者の実感

- ・CADは「見逃しは少ないが、偽陽性も多い」ように認識される
- 「検出率」は高いが「はずれ」も多すぎる
- CADのみでの診断はできない
- CADで見逃しが完全に防げるわけでもない
- ・CADはなくても困らないが、あるととても安心

人工知能 (AI) の利用などデジタル医療を
実現するための次世代医療基盤法の取組について

内閣官房 健康・医療戦略室
2017年11月2日 (木)

未曾有の高齢化を迎え、益々医療需要が高まる日本では、人工知能を活用し、医療従事者と AI が協調して、最先端医療や予防、介護を効率良く実施することで、世界に貢献できる可能性があると考えます。人間と人工知能が協調する、素晴らしい医療が、近未来に実現することを望みたい。

メディカルAI学会「**メディカルAI専門コース**」無料！

<https://japan-medical-ai.github.io/medical-ai-course-materials/>

🏠 メディカルAI専門コースオンライン講義資料

Search docs

1. 機械学習に必要な数学の基礎
2. 機械学習ライブラリの基礎
3. ニューラルネットワークの基礎
4. Deep Learningフレームワークの基礎
5. 実践編: MRI画像のセグメンテーション
6. 実践編: 血液の顕微鏡画像からの細胞検出
7. 実践編: ディープラーニングを使った配列解析
8. 実践編: ディープラーニングを使った



JMAI

一般社団法人 **日本メディカルAI学会**
Japanese Association for Medical Artificial Intelligence

の方はこちらがおすすです

Docs » [メディカルAI専門コース オンライン講義資料](#)

[View page source](#)

メディカルAI専門コース オンライン講義資料

News

2018/12/17: 講義資料Ver 1.0を公開

本講義資料について

本ページは**日本メディカルAI学会公認資格：メディカルAI専門コースのオンライン講義資料（以下本資料）**です。本講義資料を読むことで、医療で人工知能技術を使う際に最低限必要な知識や実践方法を学ぶことができます。本資料は全てGoogle Colaboratoryというサービスを用いて執筆されており、各章はJupyter notebook (iPython notebook)の形式 (.ipynb) で以下のリポジトリにて配布されています（notebooksディレクトリ以下に全ての.ipynbファイルが入っています）：[japan-medical-ai/medical-ai-course-materials](https://japan-medical-ai.github.io/medical-ai-course-materials)

想定受講者

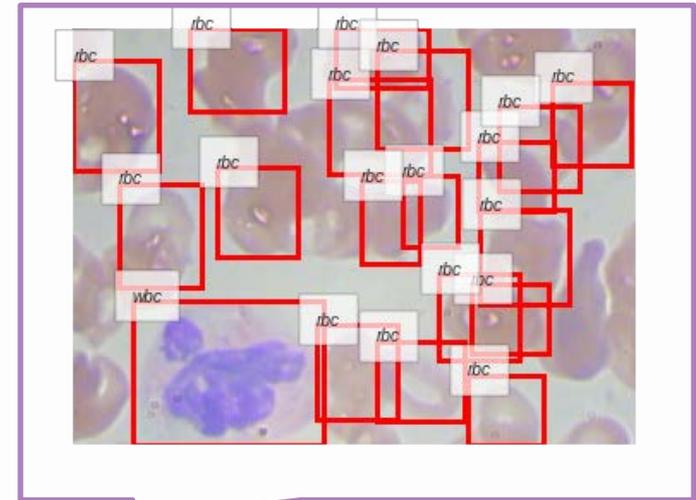
受講想定者として大学生、大学院生、医療従事者を想定しています。また、Python、Google Colaboratoryの基本的な使い方を知っていることを想定しています。Python、Google Colaboratoryについては様々な参考資料や解説サイトがあります。例えば、以下のような資料も参考にしてください。

メディカルAI専門コース

<https://japan-medical-ai.github.io/medical-ai-course-materials/>

資料もくじ

- 1. 機械学習に必要な数学の基礎
- 2. 機械学習ライブラリの基礎
- 3. ニューラルネットワークの基礎
- 4. Deep Learningフレームワークの基礎
- 5. 実践編: MRI画像のセグメンテーション
- 6. 実践編: 血液の顕微鏡画像からの細胞検出
- 7. 実践編: ディープラーニングを使った配列解析
- 8. 実践編: ディープラーニングを使ったモニタリングデータの時系列解析



利用

本資料はコースの受講者以外も誰でも自由に無料で使うことができます。

国立情報学研究所(NII) 医療ビッグデータ研究センター

- 設置日

- 2017年11月



<https://www.nii.ac.jp/news/release/2017/1225-2.html>

- 設置目的

- AI 技術を活用した医療画像ビッグデータ解析研究のための計算基盤の構築

- 大規模クラウドを整備し、セキュアに大規模データを収集

- 深層ニューラルネットワーク等を用いた最新の画像解析技術の研究

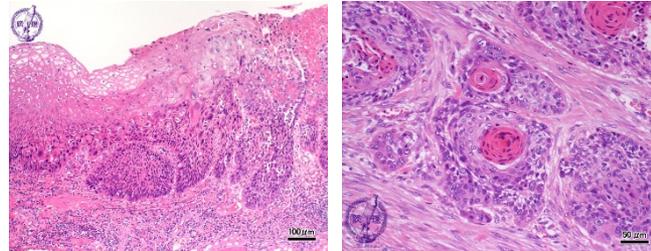
- 画像解析：複数の大学の研究者が参画

医療ビッグデータ研究センター： 4(+2)の「目で診る」医療系分野と連携

- 日本消化器内視鏡学会

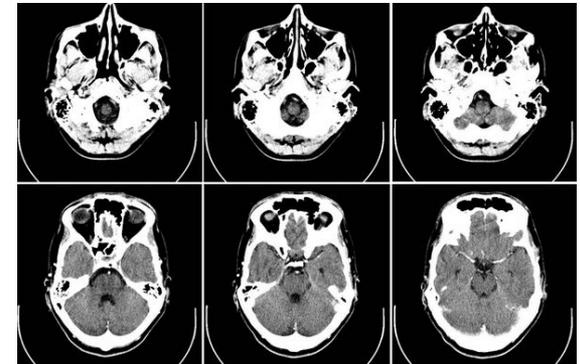


- 日本病理学会



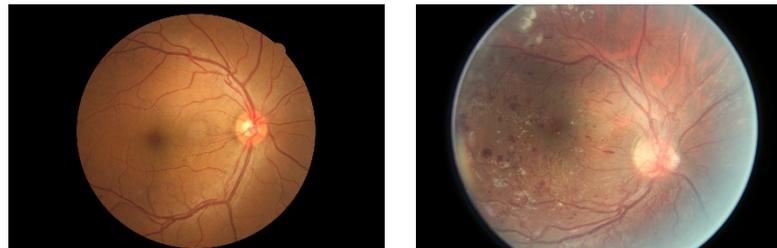
<http://pathology.or.jp>

- 日本医学放射線学会



<https://en.wikipedia.org/>

- 日本眼科学会



<https://www.kaggle.com/c/diabetic-retinopathy-detection>

+皮膚科学会
超音波学会

まとめにかえて：
医用画像×AIは面白い

医用画像×AIは面白い： 画像情報学研究者的観点から…

- 「データをそのまま深層学習にぶち込めば何とかなる」が成り立たない場合が結構ある
- データ準備の問題
 - データの準備が大変！
- データ特性の問題
 - 医用データに潜む本質的な難しさ

データ準備の問題(1/3)： エキスパート以外にラベルが付けられない！

- 普通の画像認識の課題だと、クラウドソーシングが使える

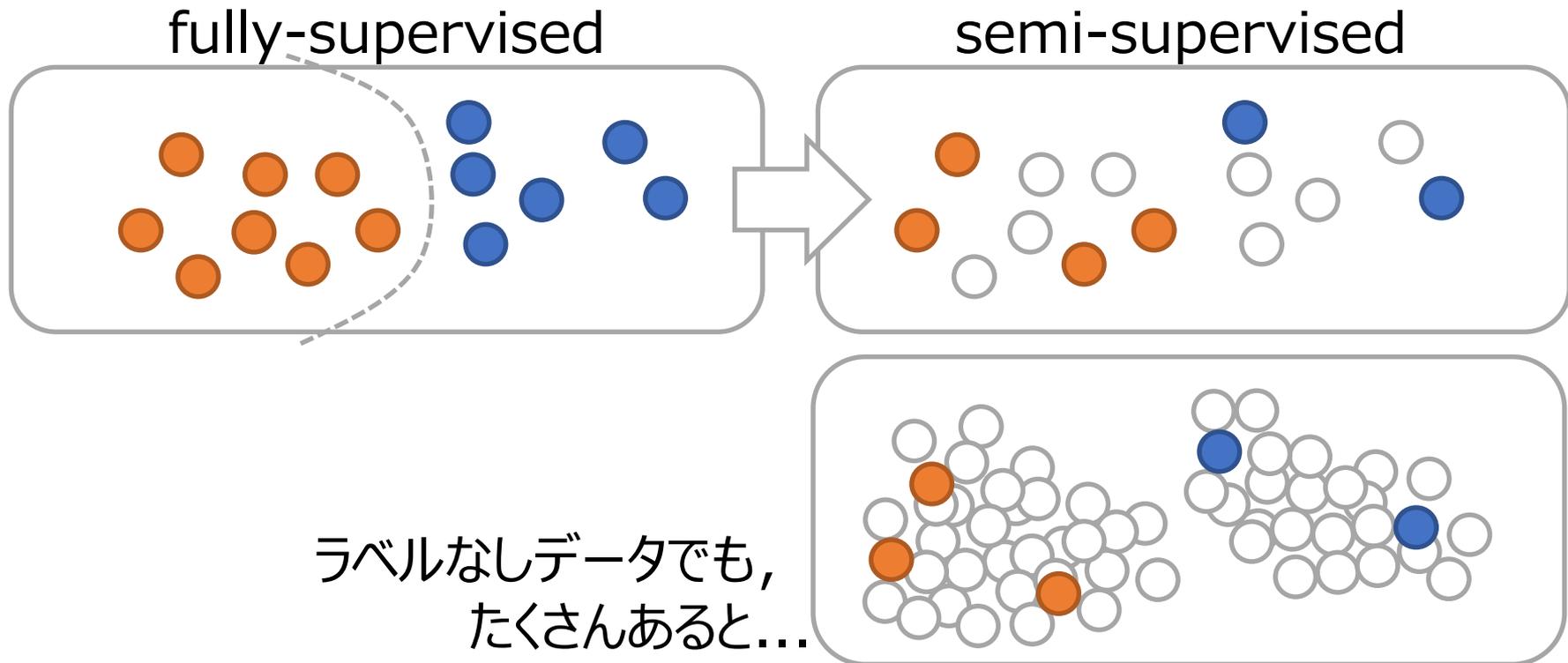
The screenshot shows a web interface for starting a new project. On the left is a sidebar menu with options: Categorization (highlighted), Data Collection, Moderation of an Image, Sentiment, Survey, Survey Link, Tagging of an Image, Transcription from A/V, Transcription from an Image, Writing, and Other. The main content area is titled 'Example of Categorization' and features a 'Create Project »' button. The task is 'Choose the best category for this image' with a 'View Instructions ↓' link. An image of a bedroom is shown. To the right, instructions state: 'Select the room location in home for this picture. Seating areas outside are outside not living. Offices or dens are living not bedrooms. Bedrooms should contain a bed in the picture.' Below the image are radio button options: kitchen, living, bath, bed, and outside. A note at the bottom says: 'You must ACCEPT the HIT before you can submit the results.'

<https://cloudacademy.com/blog/machine-learning-datasets-mechanical-turk/>

- しかし、医用画像については、素人判断は無理！

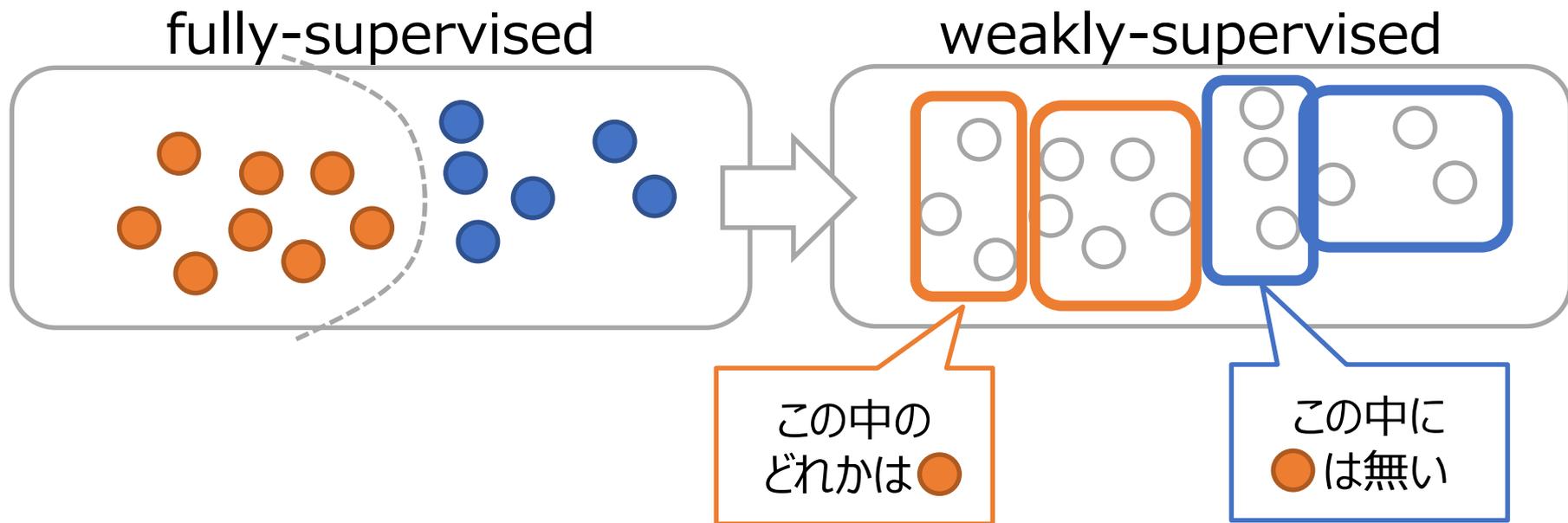
データ準備の問題(2/3)： 大量の画像の一部だけしか正解ラベルが無い

- = 正解ラベルがついていない画像が大量
- Semi-supervised learning (半教師付き学習)を用いる必要

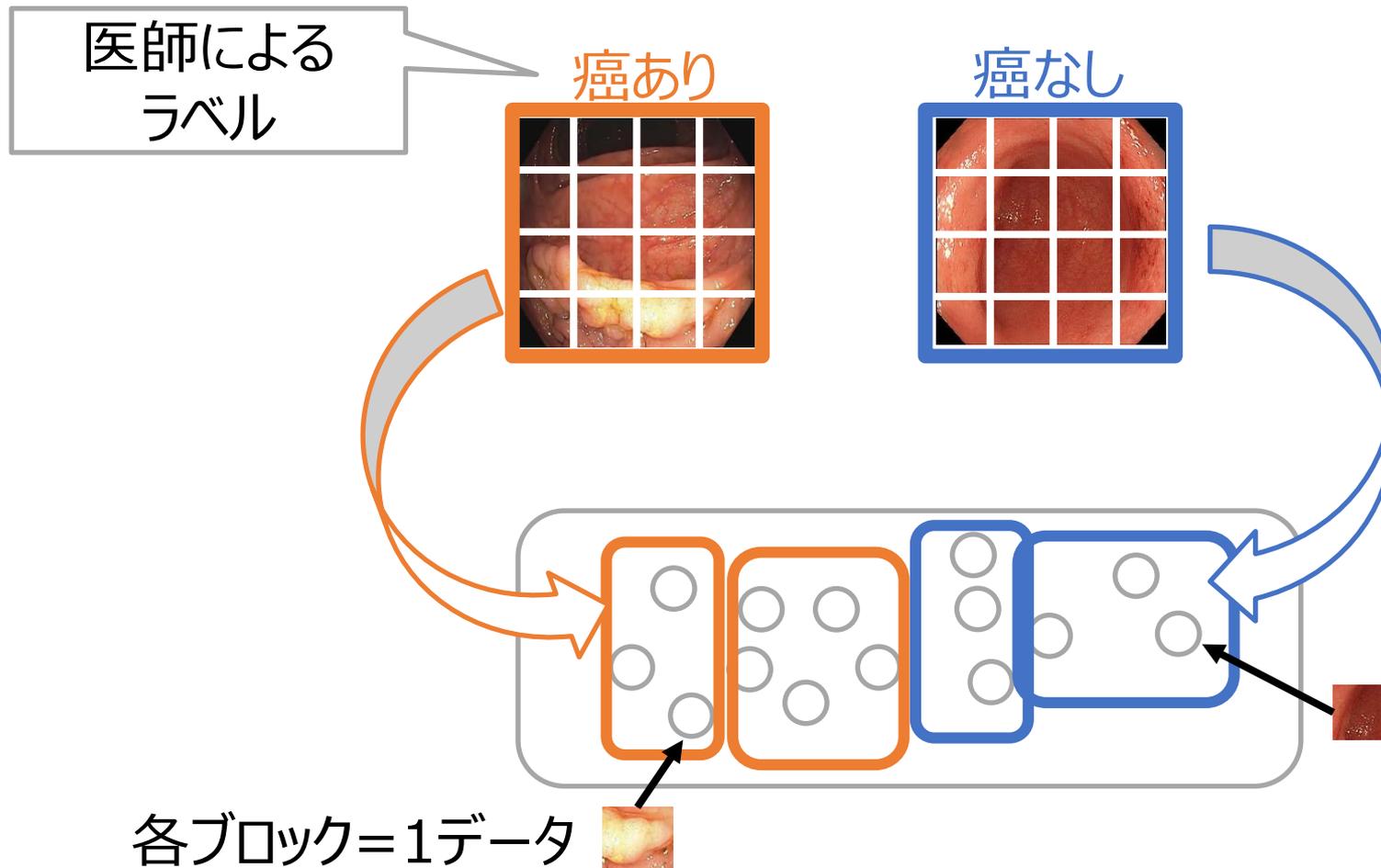


データ準備の問題(3/3)： 正解ラベルがラフにしかついていない場合も

- = この画像のどこかに病変がある(& あとは任せた)
- Weakly-supervised learning (弱教師付き学習)を用いる必要



弱教師付き学習のありがちな例

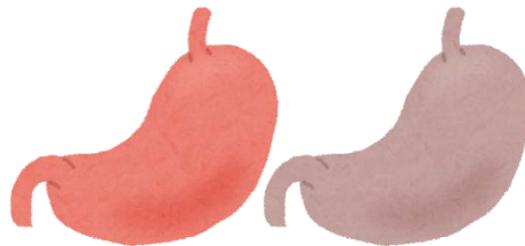


データ特性の問題(1/2)： 「正常例数 ≫ 異常例数」というインバランス問題が多い

- 異常例(病変)のほうが一般に珍しい！
- 1000画像に1病変画像なら，全部正常と判断で99.9%
 - もちろんそれではダメ！
- 対策
 - Ranking-SVMのようなインバランス問題向け機械学習
 - Generative Adversarial Networksで合成してデータを疑似的に増やす
 - 異常例の収集をあきらめて1-class 学習
 - … 他

データ特性の問題(2/2) : その他, 様々な特性

- 医学的に譲れないケースがある
 - 「これとこれだけは絶対違うものとして分類してほしい」など
 - Ex. Constrained-Clustering
- 誤認識が絶対許されないケースがある
 - 正常→異常の誤認識はOKだが, 逆は許されない
- 個人差をどう扱うか？
 - 内臓にも個人差がある
- そもそも医用画像処理の難しさ
 - 低解像度, 低コントラストなど



以上です！

今日ご紹介しませんでした

1. 実は「文字」関係の研究も色々やっています
2. 最近はデータサイエンス教育にも携わっています

内田誠一@九州大学