

電気電子工学概論

人工知能(Artificial Intelligence, AI)

ディープラーニング(深層学習)の紹介

白井英俊 (中京大学工学部電気電子工学科)

話の構成

1. 人工知能
2. 深層学習 (Deep Learning)
何ができる？ 何がすごい？
3. 深層学習の基礎：機械学習
ニューラルネット：発想のものは脳の仕組み
4. 広がる研究領域
時系列データを扱うLSTM
5. 人工知能は人間の敵か味方か？
人工知能は人間の仕事を奪う？強い味方？
6. 深層学習を学ぶには
数学が必要：線形代数、解析（微分積分）、確率統計

課題

出席：

講義で印象に残った項目の説明、
感じたことなどを書いて提出

レポート：

MANABOにある宿題を行う

1. 人工知能

- 二つの立場

- (1) 人間の知能と全く同等の知能を人工的に作ることを目指す

- (2) 人間の知能と同等の知能を人工的に作ることによって、人間の知能についての科学的理解を深める

- 「人工的に作る」— 計算機やロボットの技術が進歩したことによって可能になりつつある

1990年代、「第5世代コンピュータ」がブーム

2010年以降、「深層学習（ディープラーニング）」による技術革新により応用が広がる

広い意味では

人工知能は、IT (情報技術・工学) の一分野

とらえどころのない問題

解決法がはっきりしていない問題に対し

ヒューリスティックスを用いて解決しようとする

解法や技術 (アルゴリズム) が確立されれば、「普通の」IT技法

例：数式処理、空調制御、かな漢字変換、ウェブ検索、...

人工知能(AI)は

トヨタ自動車、ソフトバンク、
Google, Facebook,
Microsoft, Baidu, ...

とてもホットなトピック

ホンダとソフトバンクは人工知能(AI)を使った自動車の運転支援システムを共同開発する

AIで

オリンパス、AI診断で大腸

2019/2/25 18:28

オリンパスは25日、内視鏡と組み合わせたAI診断ソフトウェアを3月8日に発売。2018年に発売した内視鏡と組み合わせて使う売上高を見込む。さらに他社とも連携を模索している。これだ。

AI教材「atama+」、大手塾の“学習コース基盤”に次々と採用--新たに15億円を調達



藤井涼 (編集部) 飯塚 直 2019年05月13日 07時00分

Tweet **6** noteで書く Pocket **38** 印刷 メール 保存 クリップ

AIに投資判断任せます 金融各社が続々サービス

2018.8.21 21:26



投資判断を人工知能(AI)に任せます。そんな金融関係各社による個人向けサービスが増えている。AIが銘柄を選んだり運用内容を決めたりする。少額投資の普及などを背景に投資家の裾野が広がる中で差別化が図れるほか、AI活用による運用効率化で手数料を抑えやすいなどのメリットもあり、新規顧客を囲い込もうとの狙いだ。



トヨタ自動車の人工知能(AI)研究開発部長、プラットフォーム最高経営責任者(CEO)は「家庭用ロボットがAIの有力な応用分野になる」との見方を示した。

サービス
これ

負の側面も。。。

ついにメガバンクに「大失職時代」がやってきた！

AI導入に「4000人の配置換え」…



週刊現代 講談社
毎週月曜日発売
プロフィール

f シェア 0

🐦 ツイート

B! ブックマーク 87

三井住友銀行の「4000人配置換え」は「銀行員にもう仕事がない」ことを証明している——超低金利と「手数料目当て投信」の販売禁止で、稼ぐ方法も手段も見失ってしまったのだろうか…。

超優秀なAIに仕事を奪われる

<https://www.youtube.com/watch?v=T76bK2t2r8g>

深刻化する「deep fake」ビデオの脅威

斎藤 彰 (ジャーナリスト、元読売新聞アメリカ総局長)

▶ 著者プロフィール [Tweet](#)



印刷/印刷



AI技術の著しい進歩により、最近アメリカで本物そっくりの偽ビデオやオーディオが次々に登場、深刻な問題となりつつある。今後その精度がさらに一段と向上するにつれて、政治目的などに悪用され社会混乱の原因にもなりかねず、米議会でも被害を最小限に食い止めるための法案措置の動きまで出始めている。



(iStock.com/flySnow/Purestock)

問題となってきたAI技術は「ディープ・フェイク(deep fake)」と呼ばれ、AIが可能にした「ディープラーニング」と「フェイク」をミックスした新造語。真偽をただちにチェックし注意を喚起できる従来の「フェイク・ニュース」などとは異なり、本物との区別がほとんど不可能なほど巧妙に造られている点に特徴がある。



(BrianAJackson/Gettyimages)

その最たるものが、いわゆる「ディープ・フェイク」ビデオの存在だ。ある人物の顔の形、しわ、目鼻、まゆ、唇の動きなどをコンピューター・グラフィックで微細にわたるまでスキャン、そのデータを別の人物の顔にかぶせ、異なる部分を入念に修正した上で再現する。顔つき、表情のみならず、発声、発音もオーディオ・データのコンピューター分析によって細かく記録、それを唇の動きに合わせて再生させるため、素人目には容易に本人と間違いやすくなる。

人工知能が扱うテーマ

日々集まる大量のデータから構造（因果関係など）を見つける

適用領域：音声認識、画像認識、自然言語処理、ロボット制御（車の自動運転）、医療、商品検索など

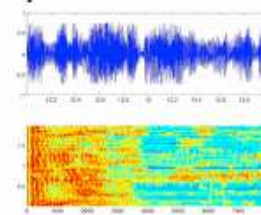
画像や動画



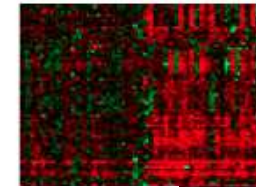
文書や文章



音声・音波



遺伝子情報



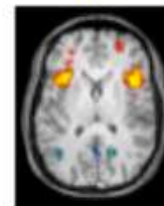
商品お勧め・
感情分析



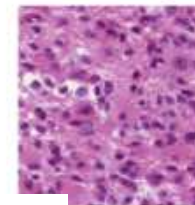
関係データ
SNS



fMRI



癌細胞



ほとんどがラベル(正解データ)なし

話の構成

1. 人工知能
2. 深層学習 (Deep Learning)
何ができる？ 何がすごい？
3. 深層学習の基礎：機械学習
ニューラルネット：発想のもとには脳の仕組み
4. 広がる研究領域
時系列データを扱うLSTM
5. 人工知能は人間の敵か味方か？
人工知能は人間の仕事を奪う？強い味方？
6. 深層学習を学ぶには
数学が必要：線形代数、解析（微分積分）、確率統計

2. 深層学習でできること:画像処理

一般物体認識

1枚の画像に一つの物体が写っている物の推定

物体検出

複数の物体を対象に、「何がどこにあるか」を推定

セグメンテーション

ピクセル単位で物体の形状を推定

画像変換、画風変換

写真などをゴッホ風に...

自動着色

超解像

などなど

2. 深層学習でできること：画像処理

深層学習が知られるようになったきっかけ：2012年9月 一般
物体認識のコンテスト ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)



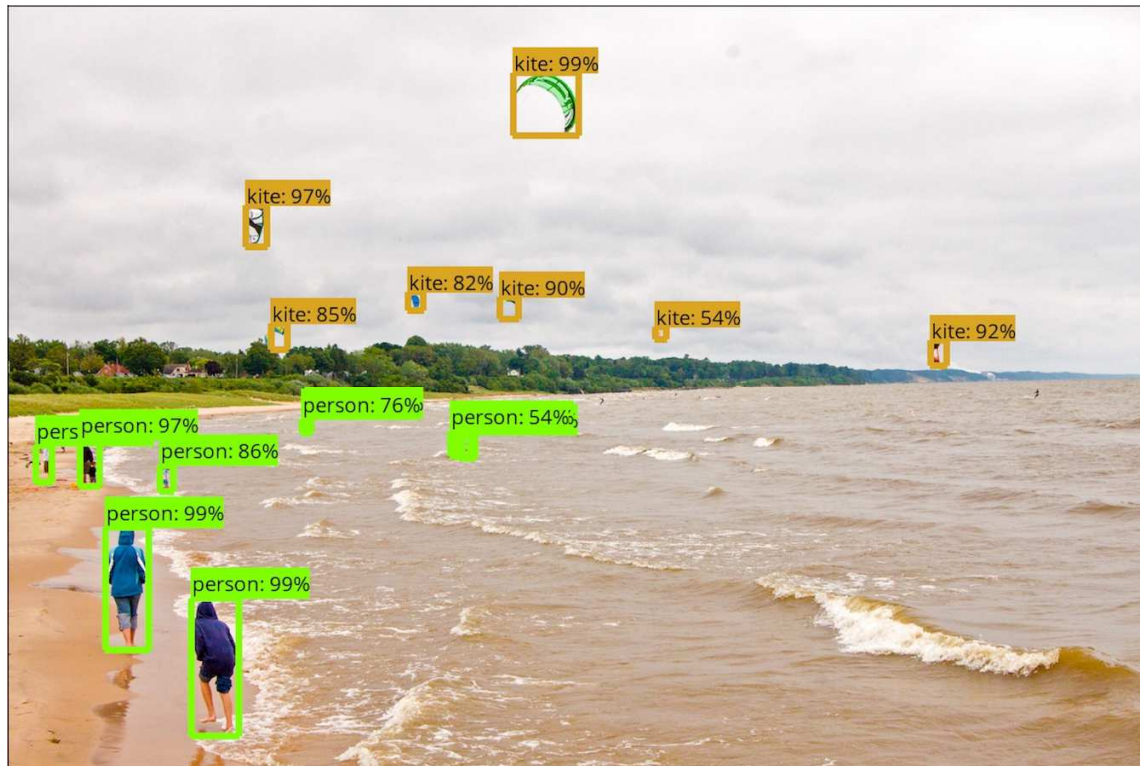
猫	0.99
ペット	0.99
哺乳類	0.97
動物	0.96
ブリティッシュ・	
ショートヘア	0.93
ネコ目	0.90
...	

<https://cloudplatform-jp.googleblog.com/2016/05/cloud-vision-api.html>

画像処理: 物体検出

一般物体認識: 1枚の画像に一つの物体が写っている物の推定

物体検出: 複数の物体を対象に、「何がどこにあるか」を推定



https://github.com/tensorflow/models/tree/master/research/object_detection



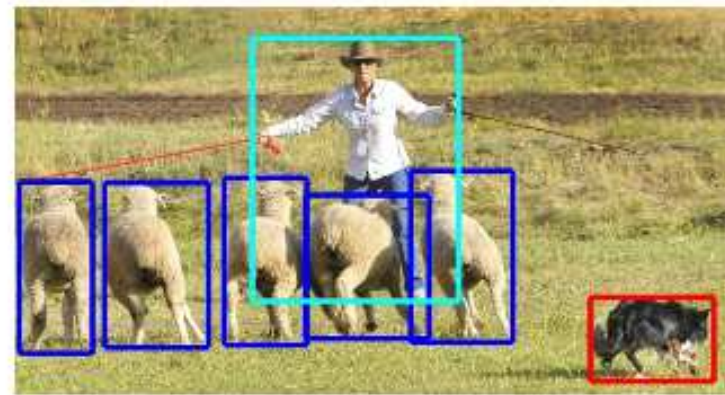
画像処理: セグメンテーション

物体検出: 複数の物体を対象に、「何がどこにあるか」を推定

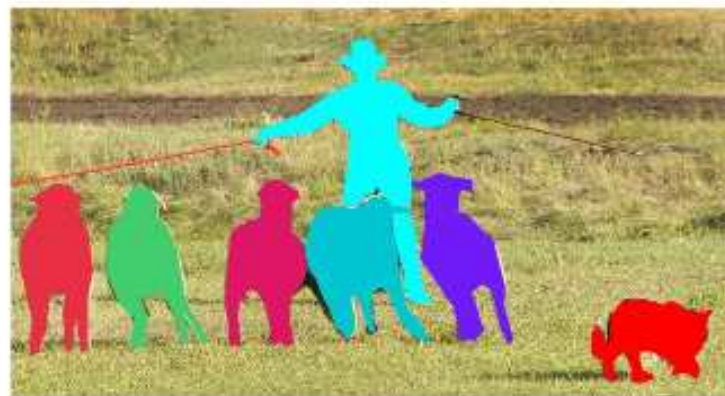
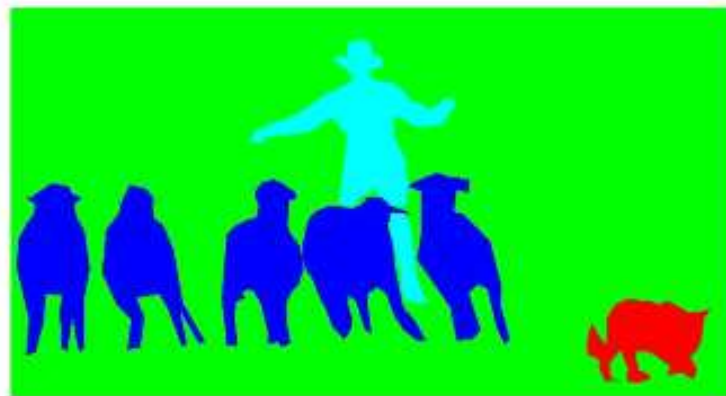
セグメンテーション: ピクセル単位で物体の形状を推定 <http://cocodataset.org/#home>



(a) Image classification



(b) Object localization



画像処理：画像変換、画風変換

<http://deepdreamgenerator.com/>

<https://research.preferred.jp/2015/>



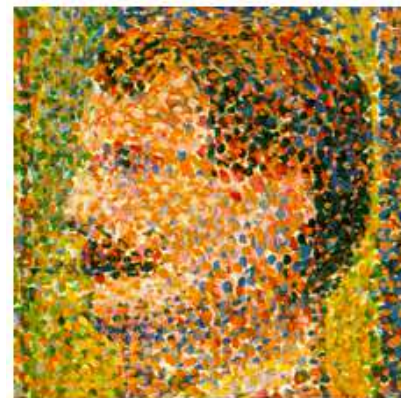
コンテンツ画像



スタイル画像



生成された画像



https://github.com/ckmarkoh/neuralart_tensorflow

画像処理: 自動着色

白黒写真をカラー写真に



(a) *Colorado National Park, 1941*

(b) *Textile Mill, June 1937*

(c) *Berry Field, June 1909*

(d) *Hamilton, 1936*

http://hi.cs.waseda.ac.jp/~iizuka/projects/colorization/data/colorization_sig2016.pdf

画像処理:超解像

低解像度の画像を高解像度の画像に

bicubic
(21.59dB/0.6423)



SRResNet
(23.53dB/0.7832)



SRGAN
(21.15dB/0.6868)

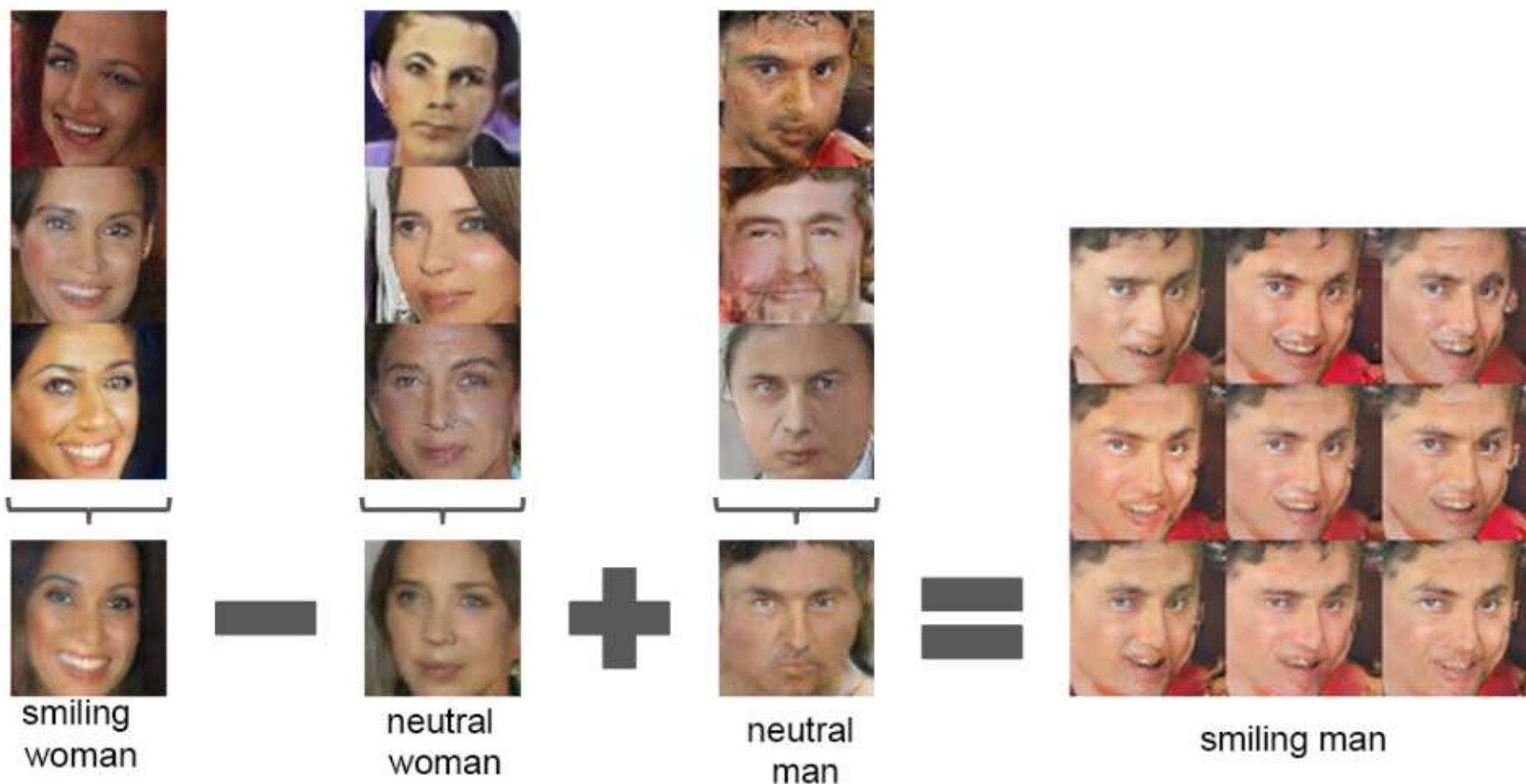


original



Christian Ledig, Lucas Theis, Ferenc Huszar, Jose Caballero, Andrew Cunningham, Alejandro Acosta, Andrew Aitken, Alykhan Tejani, Johannes Totz, Zehan Wang, Wenzhe Shi (2016) Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network. <https://arxiv.org/abs/1609.04802>

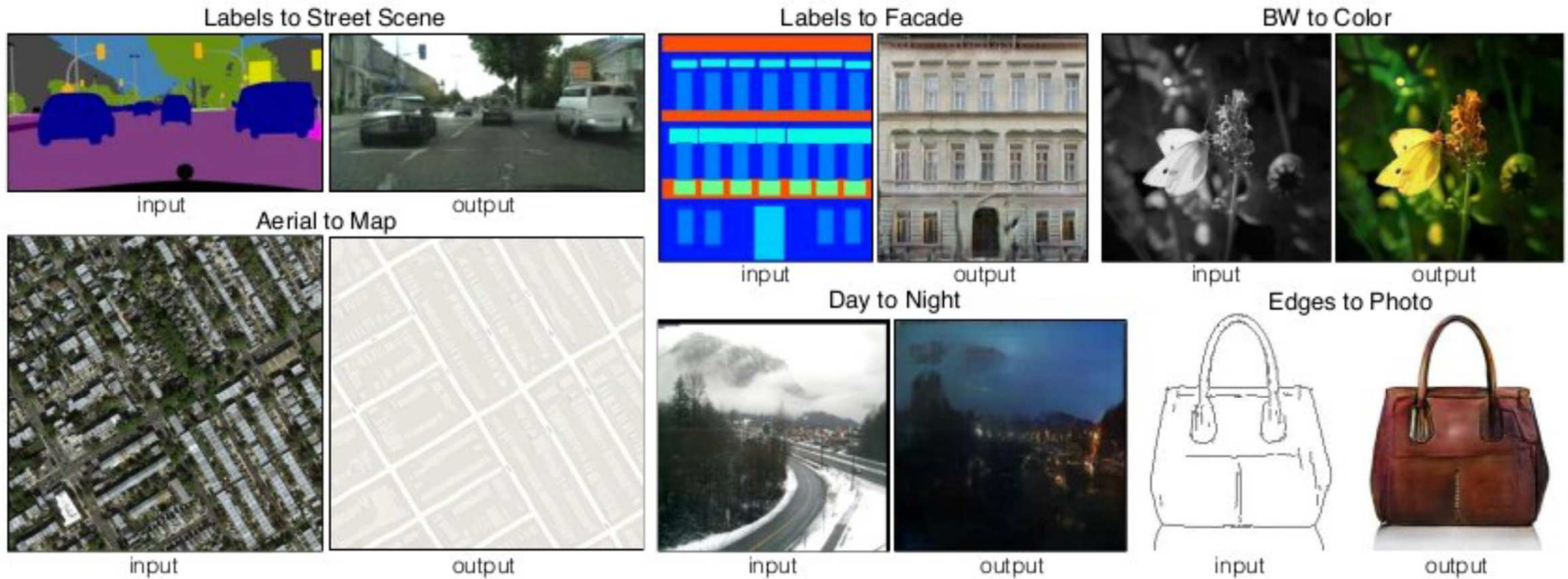
画像処理: 画像生成 GAN(敵対的生成ネットワーク)



<https://arxiv.org/pdf/1511.06434.pdf>

GANの発展:

Pix2pix, CycleGAN、BigGANなど、進化が目覚ましい



Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, Alexei A. Efros (2018) Image-to-Image Translation with Conditional Adversarial Networks. in CVPR 2017. <https://arxiv.org/abs/1611.07004>

深層学習でできること：自然言語処理

文書作成： <https://blog.google/products/gmail/save-time-with-smart-reply-in-gmail/>
メールの「意図」を分類し、返事を自動作成

文書要約： <https://ai.googleblog.com/2016/08/text-summarization-with-tensorflow.html>
元の文章: Alice and Bob took the train to visit the zoo. They saw a baby giraffe, a lion, and a flock of colorful tropical birds.
要約: Alice and Bob visit the zoo, saw a flock of birds.

機械翻訳： <https://translate.google.com/?hl=ja> Google翻訳
アリスとボブは電車に乗って動物園に行った。彼らは、赤ん坊のキリン、ライオン、カラフルな熱帯の鳥の群れを見ました。
アリスとボブは動物園を訪れ、鳥の群れを見た。

対話システム：
Amazon Echo, Google Home など

深層学習でできること：音声処理

音声認識：

PCの入力、車のナビ、Siriなどの対話システム

音声合成・音楽生成：

<https://github.com/tensorflow/magenta>

<https://magenta.tensorflow.org/performance-rnn-browser>

<https://deepmind.com/blog/wavenet-generative-model-raw-audio/>

ボイスチェンジャー（声質変換）

深層学習でできること：強化学習

ゲーム

囲碁(AlphaGo, DeepZen), 将棋、
チェス、など

DQN



深層学習と強化学習を組み合わせたアルゴリズムにより動作し、ゲームのルールを教えていない場合でも、どのように操作すれば高得点を目指すことができるのかを判断することができる

DQNはAtari 2600の49種類のゲーム中43種類で従来の人工知能による得点を上回り、29のゲームではプロゲーマーと同等またはそれ以上のパフォーマンスを見せた

(WikiPediaより)

深層学習でできること

ますます応用が広がっている

システム制御

車や船の自動運転、災害救助、災害復興支援

データの予測

株価予測(株ロボ)

データの分類

医療応用、品質管理、異常検知

人材採用、感情分析、年齢推定、顔認証

創造

絵画・音楽・小説

2. 革命的技術：深層学習 (Deep Learning)

日々集まる大量のデータから構造（因果関係など）を見つける

画像や動画



文書や文章



音声・音波



書かれた文字

深層学習によって、いろいろなレベル
における構造の発見、推論が可能になる

感情分析

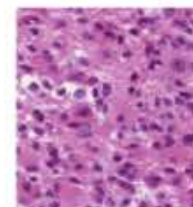
amazon



SNS

facebook

twitter



ほとんどがラベルなし

話の流れ

1. 人工知能

2. 深層学習 (Deep Learning) 何ができる？ 何がすごい？

3. 深層学習の基礎：機械学習

ニューラルネット：発想のものは脳の仕組み

4. 広がる研究領域

時系列データを扱うLSTM

5. 人工知能は人間の敵か味方か？

人工知能は人間の仕事を奪う？強い味方？

6. 深層学習を学ぶには

数学が必要：線形代数、解析（微分積分）、確率統計

適用可能な分野の広さ

人間がルールや特徴抽出をしなくとも勝手に学習する

しかも精度が高い（一般物体認識では人間よりも高い）

分野横断的に使える・組み合わせ可能、
転移学習(他分野の学習結果を転移)

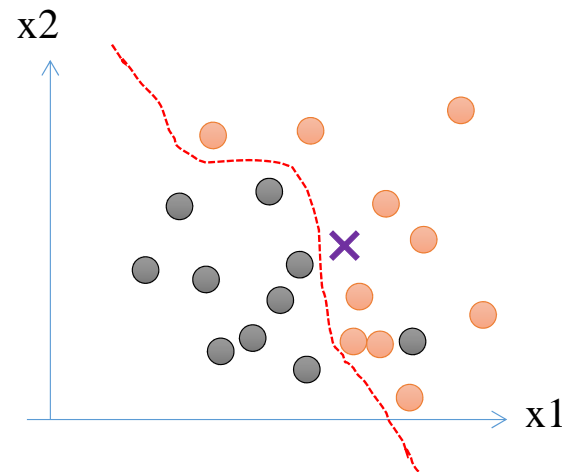
3. 深層学習の基礎：機械学習

機械学習(Machine Learning)

ロボットやコンピュータなどが、経験（学習）をもとにして、行動や予測するためのパラメータを自動的に獲得する手法

その典型例：分類問題

●と●が右図のように分布しているときに、これらを「分ける」方法を求めたい、
もしくは
新たなデータが入ったときに
どちらのグループに属するか
を予測する



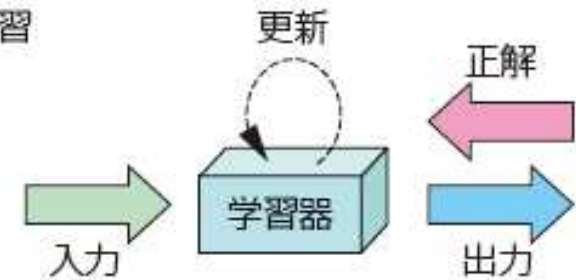
機械学習の分類

教師あり学習： 問題とその**答**のセットが大量に与えられる

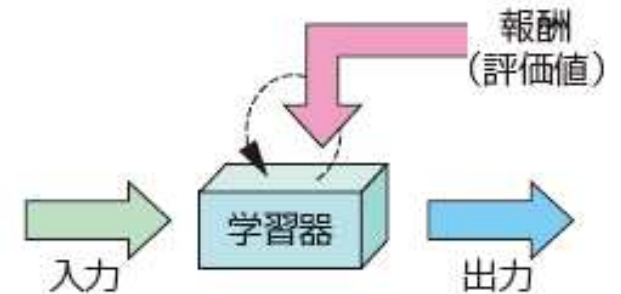
強化学習： 答は与えられず、その**評価**（良さやペナルティ）のみが与えられる。また評価も一連の行動に対して与えられる

教師なし学習： 答や評価がまったく与えられない

1) 教師あり学習



2) 強化学習



3) 教師なし学習

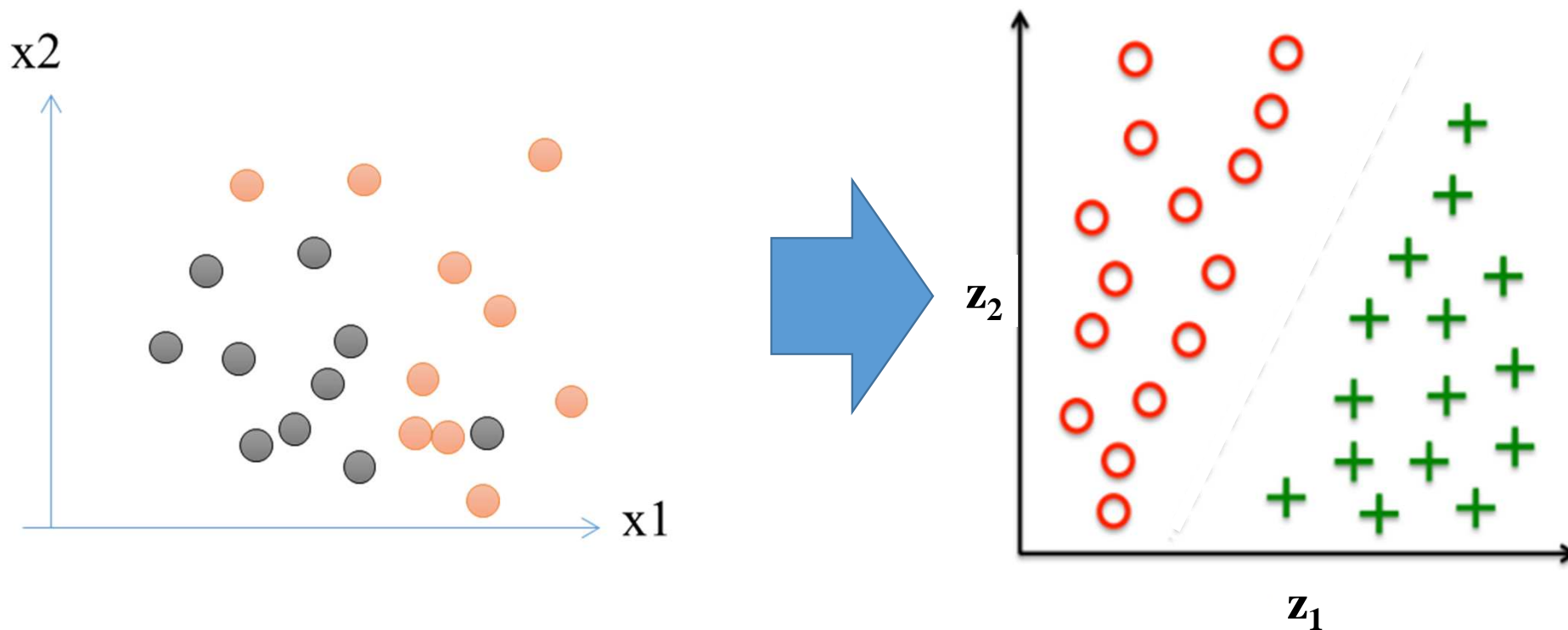


機械学習の分類

特徴量

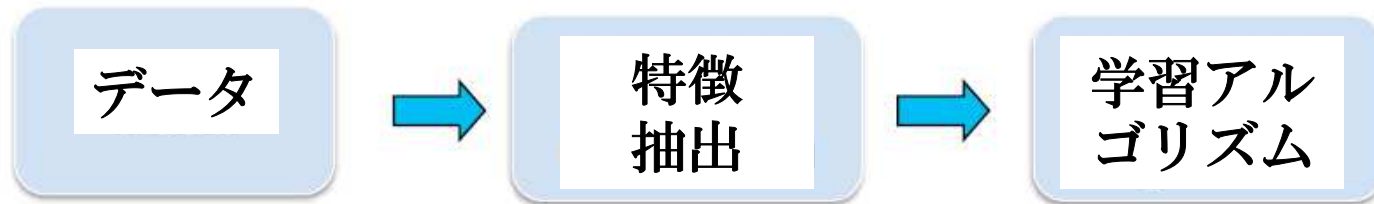
深層学習以前は、
人間が苦勞し、そのような
特徴量を考え出していた

特徴量を工夫する ($x_1, x_2 \Rightarrow z_1, z_2$) ことにより、
分類しにくいデータでも分類しやすくなることもある



深層学習以前の機械学習

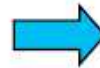
Russ Salakhutdinov (2015) Deep Learning Summer School



物体
検出



画像

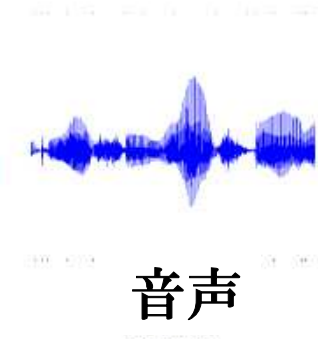


画像特徴

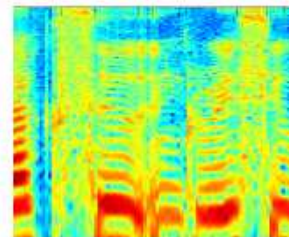
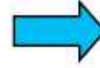


抽出領域

話者
認識



音声



音声特徴

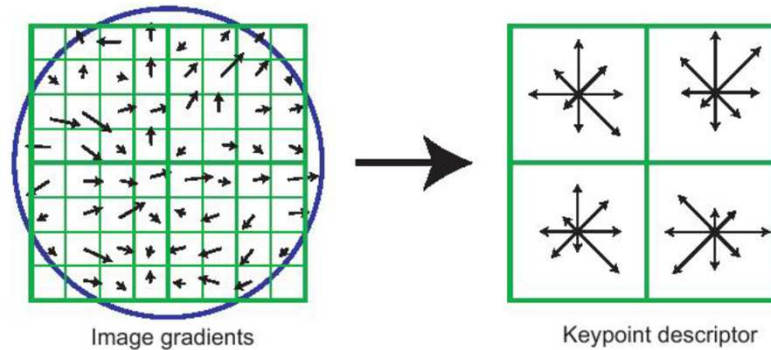


話者特定

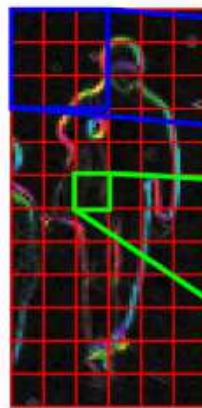
画像特徴の代表例

SIFT (Scale Invariant Feature Transform)

画像の勾配強度と方向算出
勾配方向ヒストグラム作成

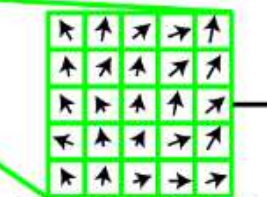


入力画像

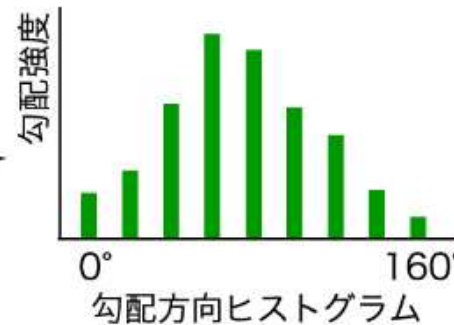


輝度勾配

1ブロック:3x3セル



1セル:5x5ピクセル

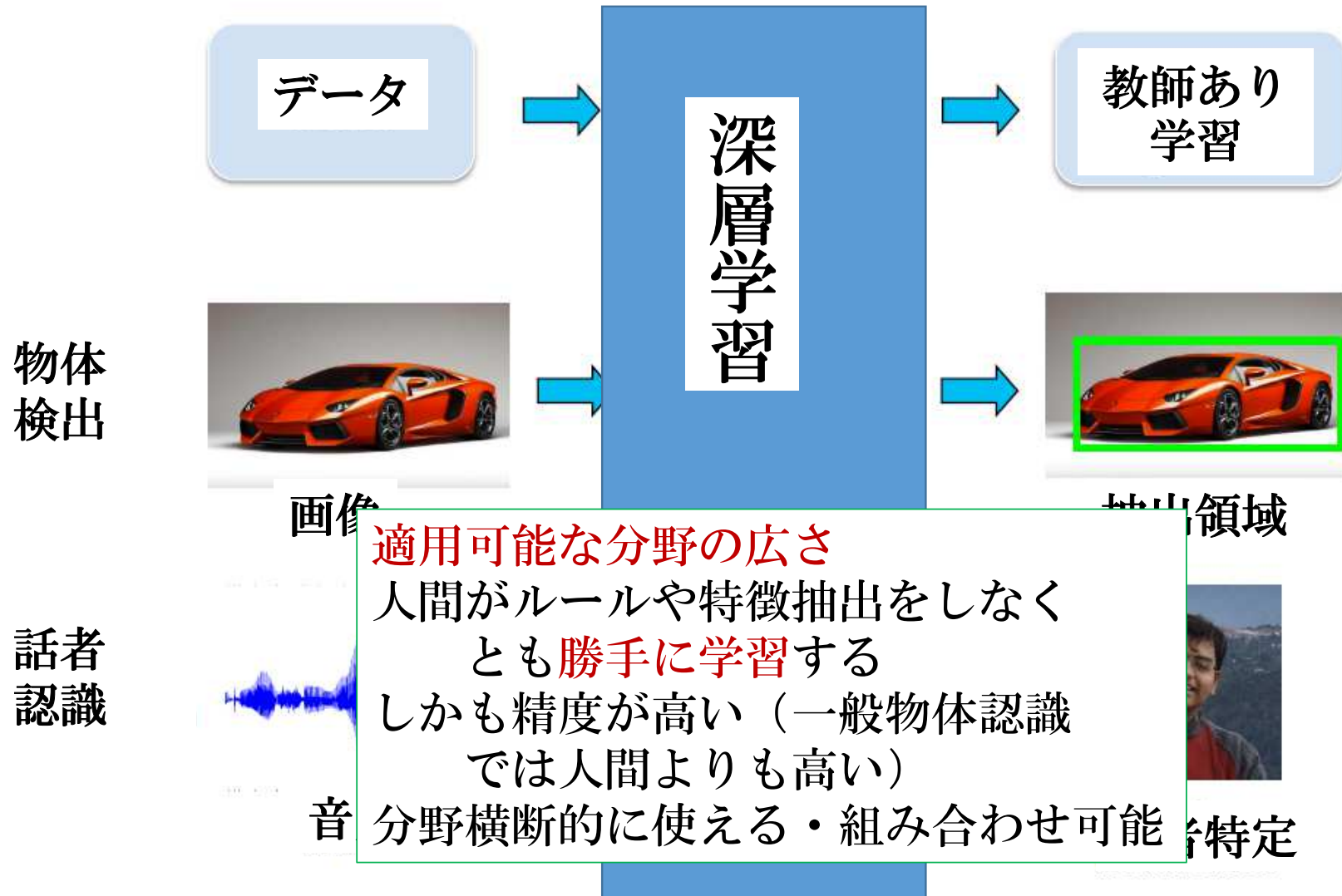


HOG (Histogram of Oriented Gradients)

局所領域(セル)の輝度の勾配方向をヒストグラム化

http://www.vision.cs.chubu.ac.jp/joint_hog/pdf/HOG+Boosting_LN.pdf

深層学習による機械学習



話の構成

1. 人工知能
2. 深層学習 (Deep Learning)
何ができる？ 何がすごい？
3. 深層学習の基礎：機械学習
ニューラルネット：発想のものは脳の仕組み
4. 広がる研究領域
時系列データを扱うLSTM
5. 人工知能は人間の敵か味方か？
人工知能は人間の仕事を奪う？強い味方？
6. 深層学習を学ぶには
数学が必要：線形代数、解析（微分積分）、確率統計

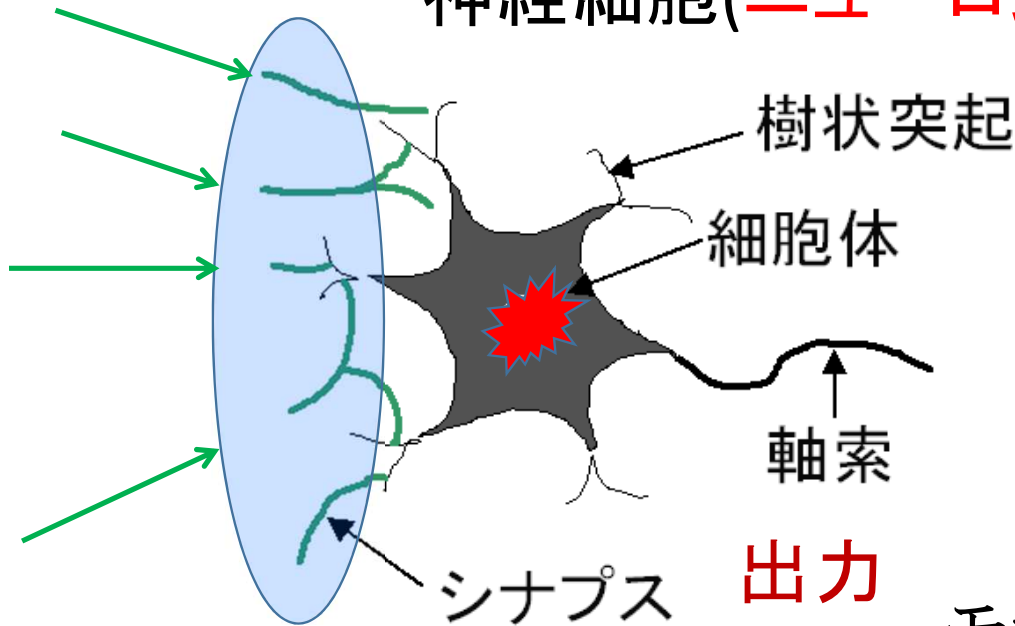
ニューラルネットについて

別資料参照

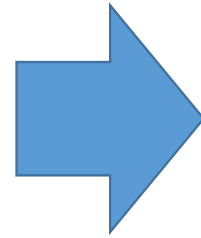
内田誠一(2017)「内積」を知っていればわかる(?)：
深層学習の非常に簡単な説明

神経回路：脳を構成している回路

神経細胞(ニューロン)

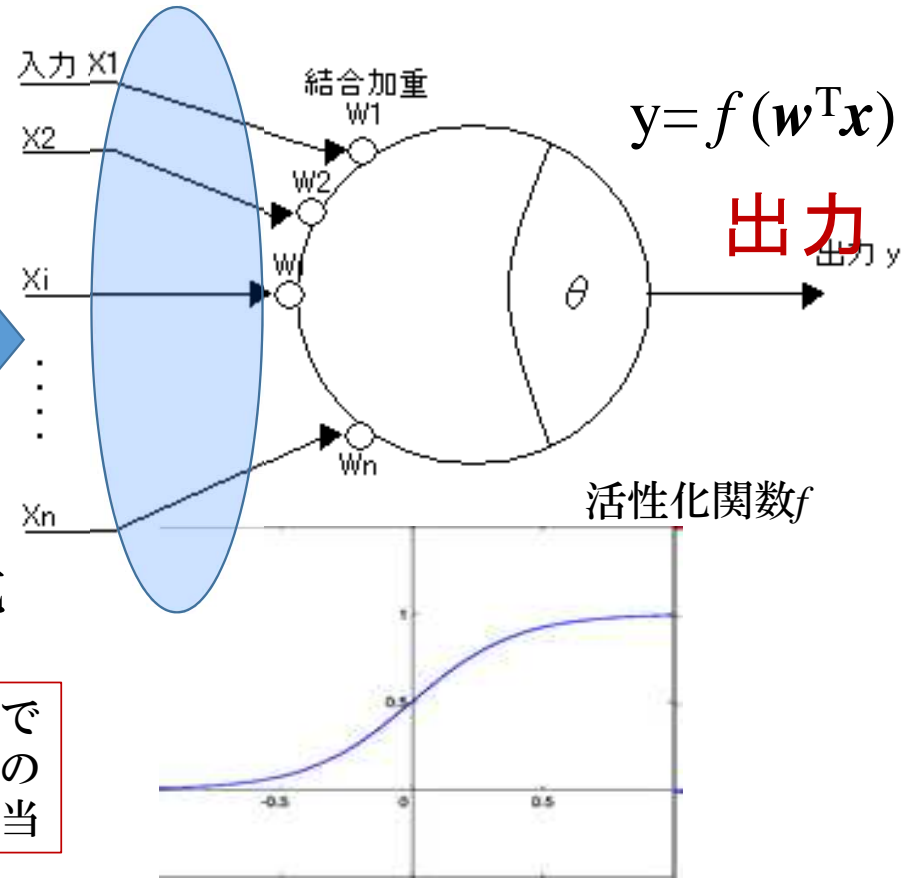


入力
入力の総和が
閾値を超えたら
発火



モデル化

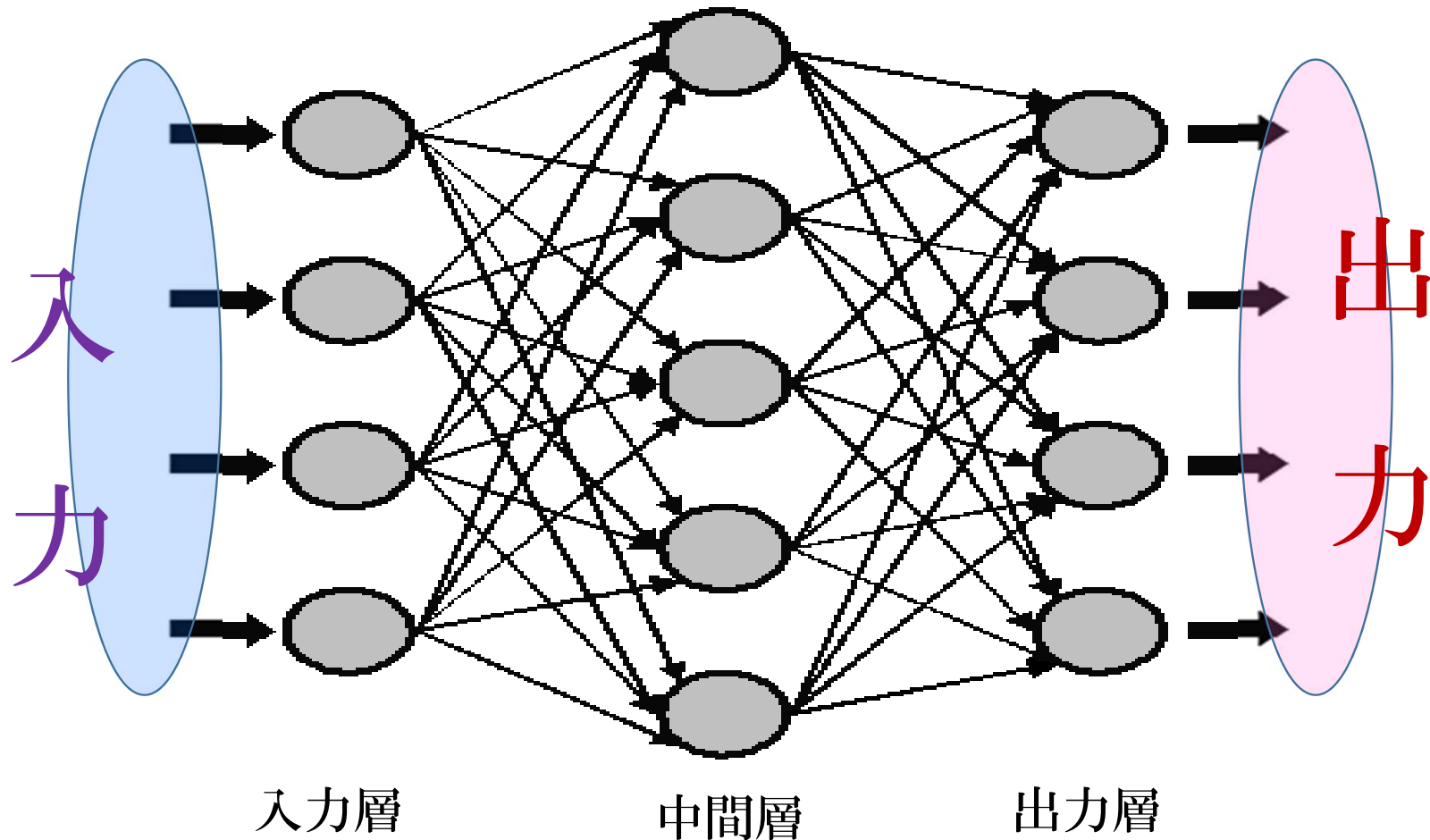
コンピュータで
実現するための
設計図、に相当



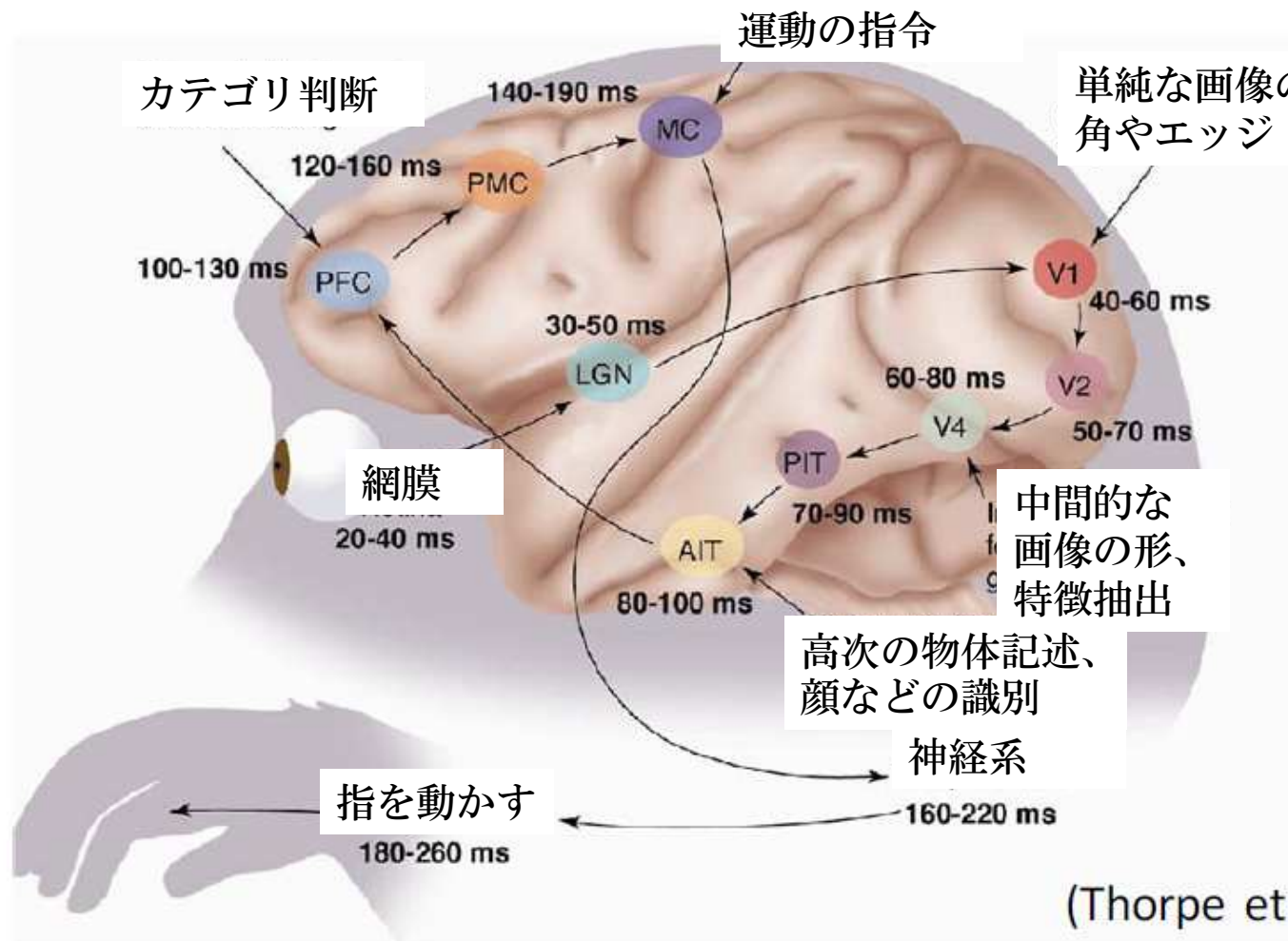
ネット=ネットワーク、網目状のもの

ニューラルネット：神経回路のモデル化

ニューロン



深層学習：発想は脳の仕組み



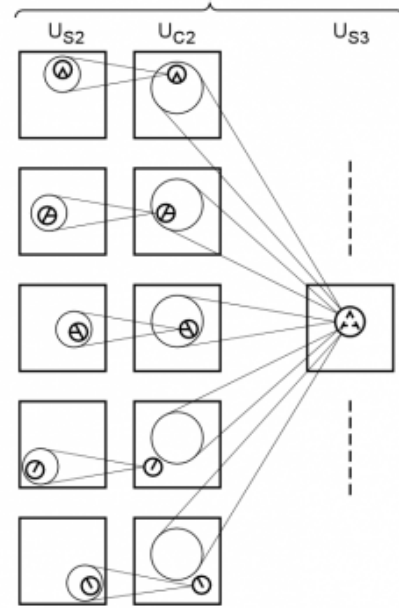
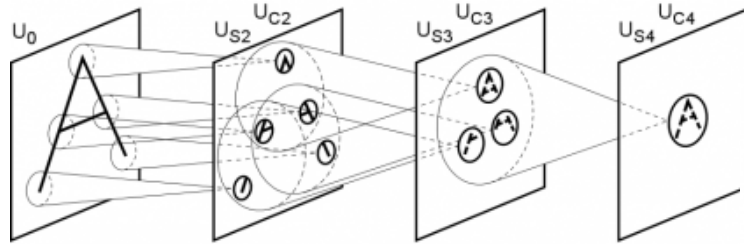
複雑な神経回路網
その中に、何か
規則性（階層構造）
が見られる

(Thorpe et al., 1995-...)

ネオコグニトロン (福島、1979)

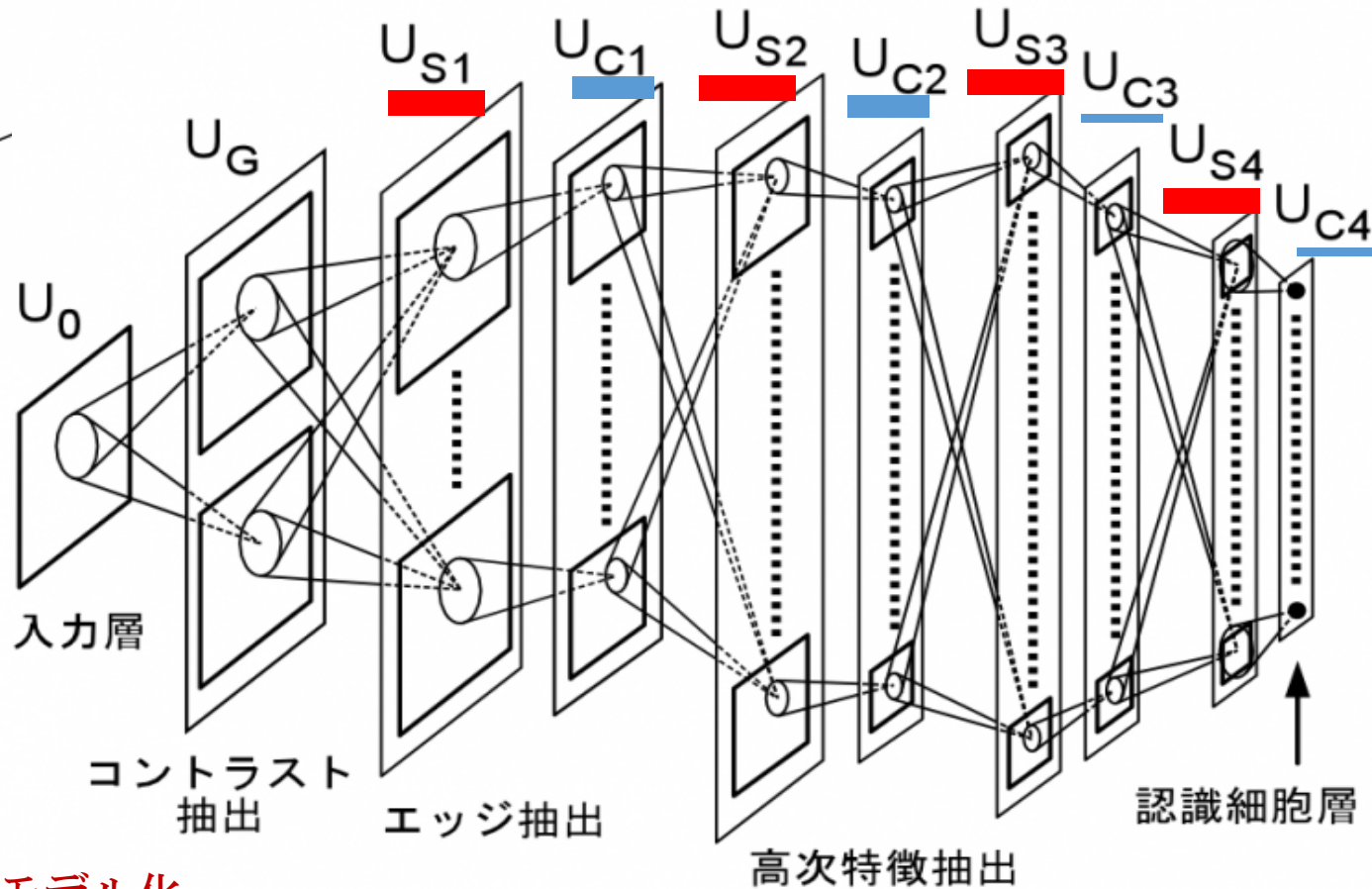
自己組織化機能があり、学習によってパターン認識能力を獲得

S細胞が特徴抽出，
C細胞がぼかし
S細胞とC細胞の組み合わせ



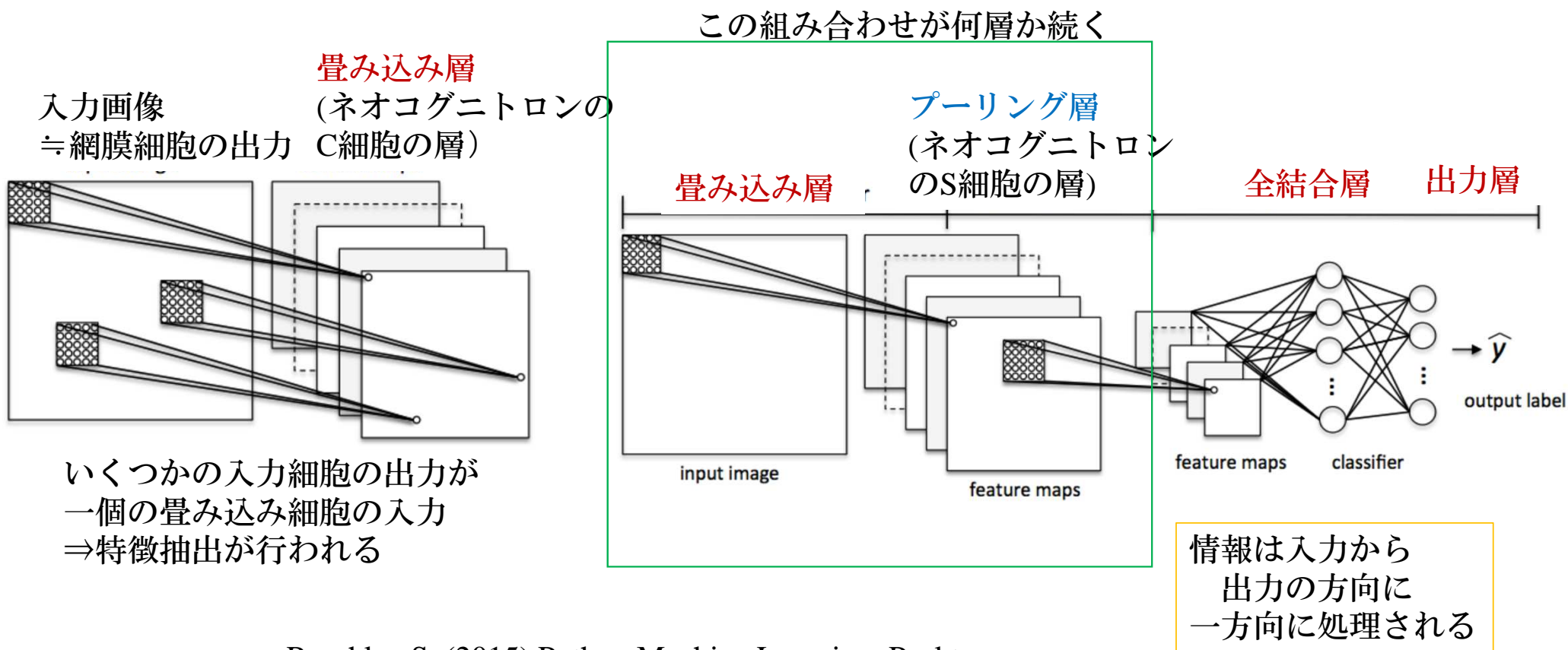
階層的な情報処理

脳の仕組みのモデル化



深層学習の典型モデル：CNN (Convolutional Neural Network)

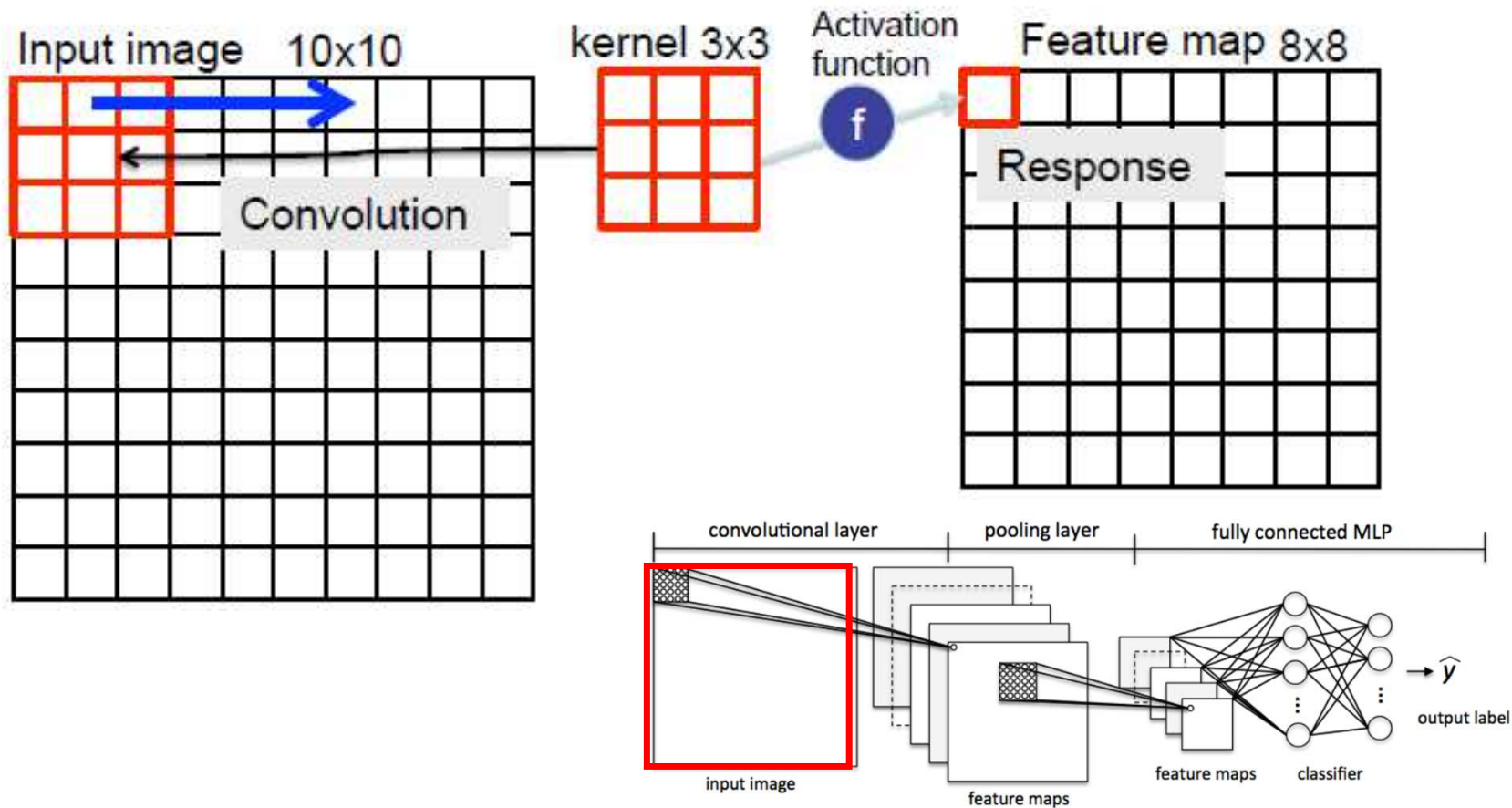
ネオコグニトロンと
構成がよく似ている



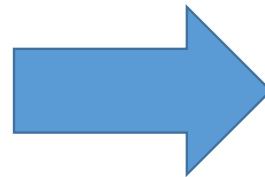
畳み込み層 (ネオコグニトロンのS細胞)

小さな領域にカーネル (フィルタに相当) を適用して畳み込む

⇒ エッジやコーナーなどの特徴を抽出



畳み込みの例(カーネル=フィルタに相当)



グラディエントフィルタ

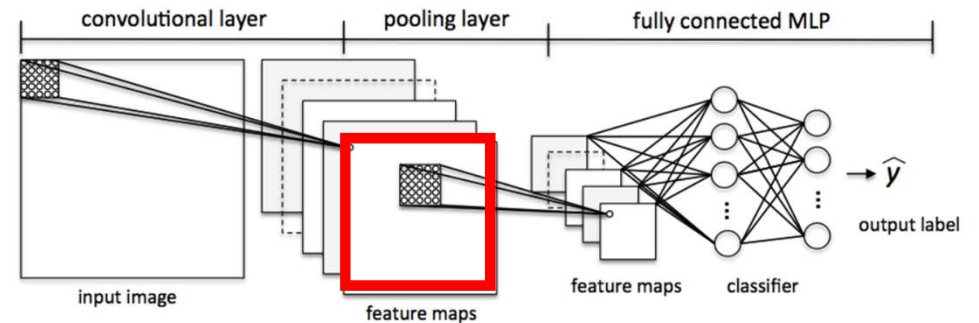
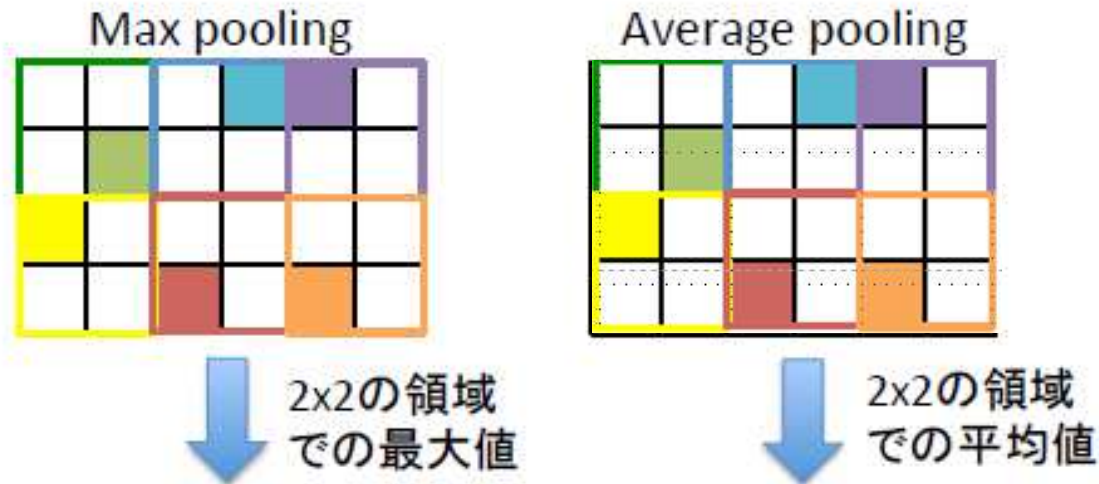
$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

このようなカーネルを複数用意し、
局所領域の特徴抽出を行う
カラーの場合はR,G,Bそれぞれに適用

畳み込み層のカーネルは
学習によって獲得

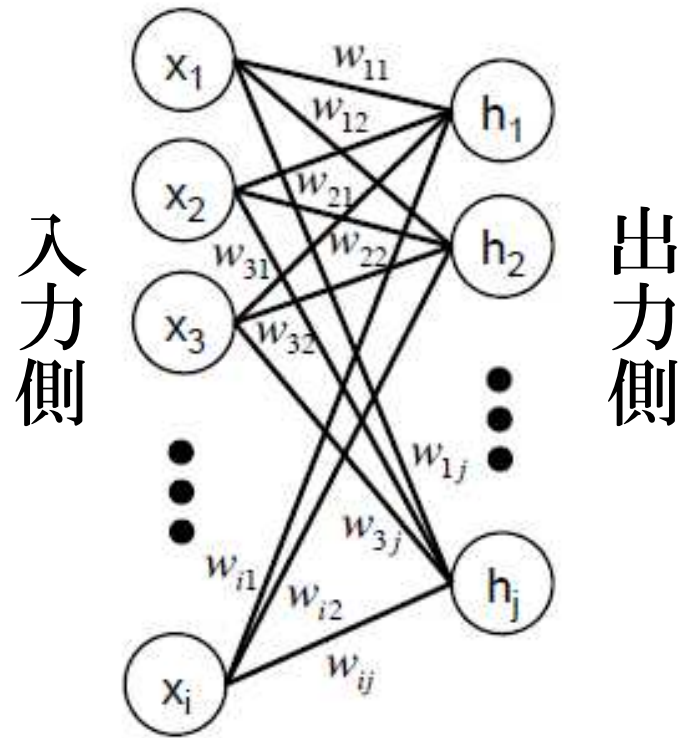
プーリング層 (ネオコグニトロン の S細胞)

畳み込み層の出力を受けサイズを縮小 (大局的な特徴を抽出)



これ以降3枚は山下(2016)「ディープラーニングによる画像認識と応用事例」から図を借用

全結合層

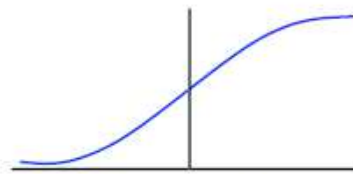


出力

$$h_j = f(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b_j)$$

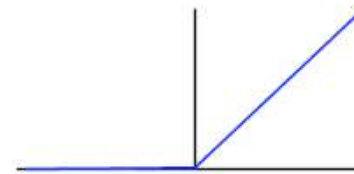
関数 f は活性化関数

シグモイド関数



$$f(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-x_j}}$$

Rectified Linear Unit(ReLU)



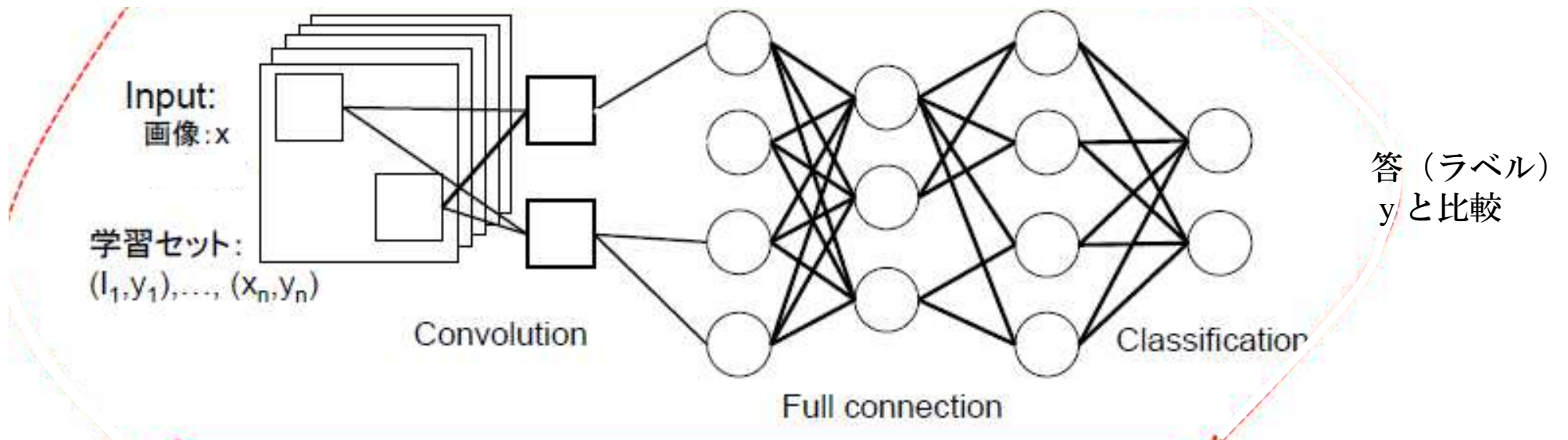
$$f(x_i) = \max(x_j, 0)$$

Maxout



複数のカーネルの畳み込み値の最大を出力

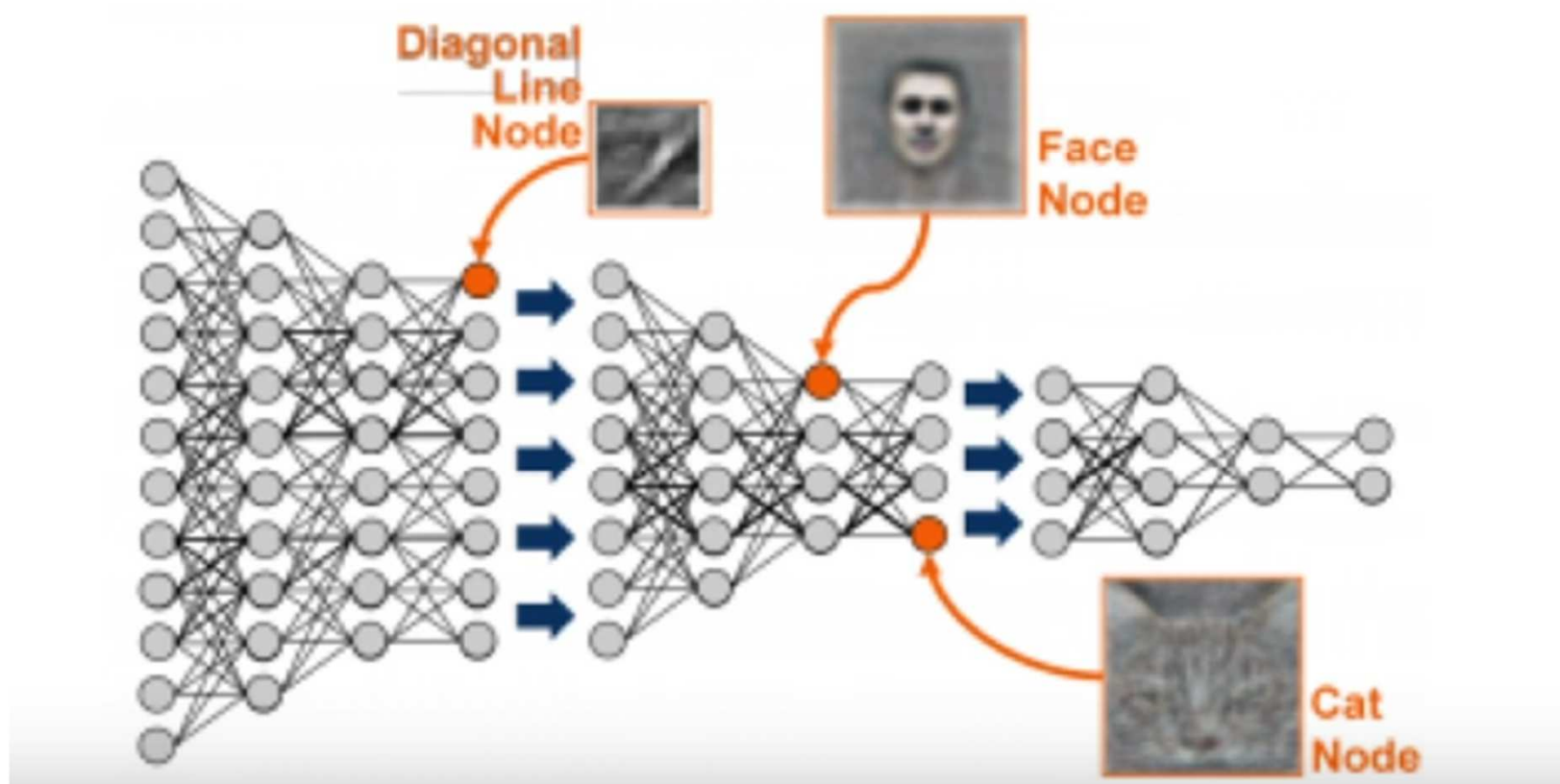
CNNの学習



CNNの一例

Googleの猫(2012)

○はニューロン（神経細胞）
縦に並んでいるのが細胞の層



数字の認識の例

<http://scs.ryerson.ca/~aharley/vis/conv/flat.html>

The image shows a web-based interface for visualizing a neural network's processing of a handwritten digit '3'. At the top left, it says "Draw your number here" and shows a large white '3' on a dark background. Below this are drawing tools (eraser, pencil, lasso) and a "Downsampled drawing" of the '3'. The main area displays a grid of visualizations: a row of 10 small images showing the input digit with various filters, a row of 5 images showing the output of the first convolutional layer, and a row of 5 images showing the output of the second convolutional layer. A diagonal line is drawn across the second row. At the bottom center, a larger visualization shows the digit '3' with a blue glow, representing the final output of the network. On the left side, there is a "Layer visibility" panel with a list of layers and "Show" buttons: Input layer, Convolution layer 1, Downsampling layer 1, Convolution layer 2, Downsampling layer 2, Fully-connected layer 1, Fully-connected layer 2, and Output layer. The "Downsampled drawing" and "First guess" (3) and "Second guess" (1) are also visible.

話の構成

1. 人工知能
2. 深層学習 (Deep Learning)
何ができる？ 何がすごい？
3. 深層学習の基礎：機械学習
ニューラルネット：発想のものは脳の仕組み
4. 広がる応用領域
時系列データを扱うLSTM
5. 人工知能は人間の敵か味方か？
人工知能は人間の仕事を奪う？強い味方？
6. 深層学習を学ぶには
数学が必要：線形代数、解析（微分積分）、確率統計

4. 広がる応用領域

最初のインパクトは、一般画像認識

それから物体認識、動画認識 ⇒ 自動運転への応用
時系列のデータの扱い

LSTM(Long Short Term Memory)という技術の開発

機械翻訳、音声認識 ⇒ リアルタイムの音声通訳

ゲームへの応用

将棋、囲碁の第一級のプロを破る

人間がゲームをしているのを「見て」ゲームに強くなる

⇒ 自律的ロボットへの応用

産業界、経済界へ ⇒ 株ロボット、昇進・採用人事、などなど

広がる応用領域

よくある質問と答：

- 1) ネオコグニトロンが提案され、深層学習のCNNはほとんどそれに近いものなのに、なぜ今注目されているのか？
- 2) 古くはパーセプトロンや並列分散処理（PDP）というニューラルネットのモデルがあった。それと比べて深層学習はどこが新しい？
- 3) 本質的に深層学習の新しさとは何？

広がる応用領域

よくある質問と答：

1) ネオコグニトロンが提案され、深層学習のCNNはほとんどそれに近いものなのに、なぜ今注目されているのか？

答：ネオコグニトロンの理論は1979年。

それを計算機で実現するには、計算機パワーもメモリも、ハードディスクも、データもない時代であった。

現代はその時代に比べて1万倍以上の性能が向上

さらにGPUというスーパーコンピュータの性能をもつ機器が100万円程度で購入できる

広がる応用領域

2) 古くはパーセプトロンや並列分散処理（PDP）というニューラルネットのモデルがあった。それと比べて深層学習はどこが新しい？

答：パーセプトロンやPDPモデルと深層学習の違いは、入力層と出力層との間にある中間層の数の多さ。

PDPモデルでは「学習が収束する」実用的なものは、中間層が高々1か2。それ以上だと、学習が収束しないか、過学習になって、実用的でなかった

広がる応用領域

3) 本質的に深層学習の新しさとは何？

答:

- 1) 大量のデータの存在。教師あり学習で学習するには問題と答えのセットが大量になければできない。データサイエンス
- 2) 活性化関数の工夫。学習が継続して行えるようになった 深層化
- 3) モデルやデータの公開。誰でもモデルやデータを試せるようになった：caffe, tensorflow, chainer, theano, keras,....
- 4) GPUの存在 昔のスーパーコンピュータ
- 5) 時系列データを扱うための工夫。RNNやLSTMと呼ばれる
音声や言語など、いろいろな分野に対する応用がやりやすくなった
- 6) ファインチューニング (転移学習)：他のデータで学習したモデルを初期値として使うことで、新たなデータに対しても十分な性能を達成できる場合がある

深層学習の凄さ

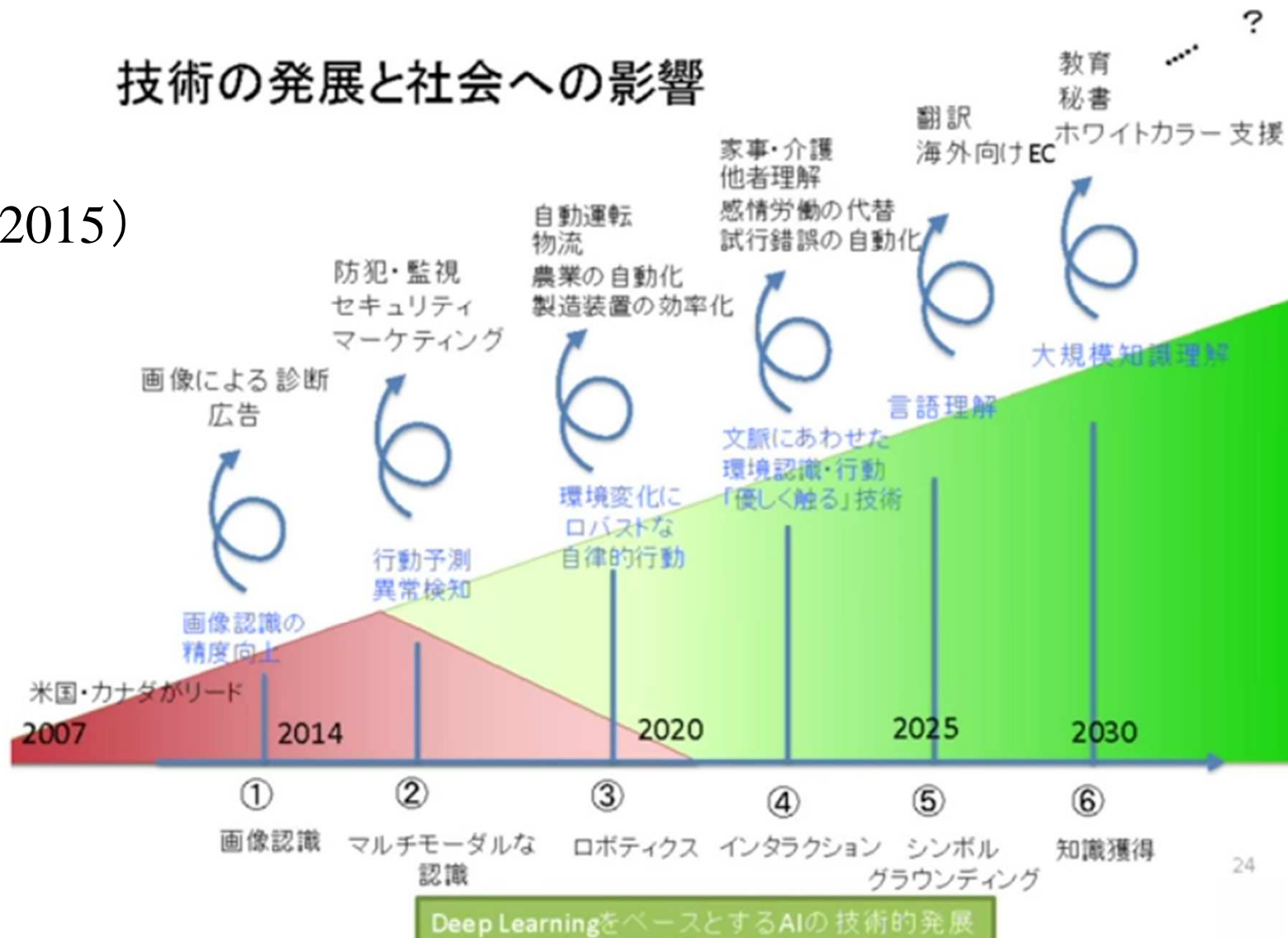
- 今までの人工知能の問題
機械学習させるには、役に立つ特徴量が必要
それを今までは人間が設計していた
- 深層学習では
データ（問題）とその望ましい出力（答）のセットから
コンピュータが**特徴量を自動で抽出**
しかも人間が設計したものよりも性能がよい

話の構成

1. 人工知能
2. 深層学習 (Deep Learning)
何ができる？ 何がすごい？
3. 深層学習の基礎：機械学習
ニューラルネット：発想のものは脳の仕組み
4. 広がる応用領域
時系列データを扱うLSTM
5. 人工知能は人間の敵か味方か？
人工知能は人間の仕事を奪う？強い味方？
6. 深層学習を学ぶには
数学が必要：線形代数、解析（微分積分）、確率統計

技術の発展と社会への影響

松尾 (2015)



考えられるインパクト(松尾2015)

- 機械の動作の飛躍的な向上：製造装置、自動運転、物流
- 犯罪の減少：画像動画による防犯・監視
- 設備保守の自動化：異常検知
- 情報システムのセキュリティ向上：異常検知
- 仮説生成と試行のサイクルの自動化：デザイン、製薬など
- シミュレーション技術の向上：現実の製品化への時間短縮
- 情報システムの連携：人間を介さないシステムの実現

深層学習でできること、できていないこと(現時点)

- 大量の問題と解が与えられれば、その種の問題に性能よく答える
⇒ 本当に「新しい種類の問題（データが十分出回っていない種類の問題）」には対応不十分
答えや評価が与えられないような**問題を考える**のも不向き。
- 答えは出せるが、どのようにそれが導かれたかの**説明**はできない
昨年の囲碁の試合でAlphaGoが負けたケース。突然（人間にとって）変な手を打ったが、誰もその原因は説明できなかった
- ある種の**論理思考**(人間の思考が、視覚や聴覚のような周辺処理系と、思考のような中央処理系に分離されるという学説による)
深層学習は「経験からの学習」で周辺処理系。
人間の思考や論理は「中央処理系」によるもの（だから、記号推論は難しいはず)

論理的思考は可能か？

- 深層学習は、いわば「即物的な思考」

それに対し、幾つかの事実から論理的な帰結を導く、というのは難しいのではないか

例えば：

「太郎は若い」「若い人は夜更かしである」「夜更かしする人は寝坊である」「寝坊すると遅刻する」

から、

「太郎は朝の講義に遅刻しがちである」を導けるか？

人間のことを考えるのはやはり人間

- 計算機は、与えられた問題に対する答えを導こうとする
- ただ、その倫理的な意味、常識的な意味などは考慮されない（そのように学習付けされていない限り）
- SFでは社会的な判断（例えば裁判の判決）を計算機に委ねることの弊害について書かれたものがある

最終的に計算機の判断をうのみにせず、それを材料として判断するのは人間でなければならない（計算機には「責任」をとれない）

参考：自動運転で(死亡)事故があった → 運転手の責任が問われた

責任を取るのは人間

AIはPCなどと同様に(賢い)ツールの一つ

盲信してはいけない---倫理も論理も感情もない
失敗してもその認識はない (正解が与えられない限り)

AIと人間は協調して新たな分野、新たな知見を見出せる
その利益も損失(責任)もすべて人間が担う

話の構成

1. 人工知能
2. 深層学習 (Deep Learning)
何ができる？ 何がすごい？
3. 深層学習の基礎：機械学習
ニューラルネット：発想のもとには脳の仕組み
4. 広がる応用領域
時系列データを扱うLSTM
5. 人工知能は人間の敵か味方か？
人工知能は人間の仕事を奪う？強い味方？
6. 深層学習を学ぶには
数学が必要：線形代数、解析（微分積分）、確率統計

電気電子工学科で学んでいる数学が基礎

- 機械学習では

データはベクトルや行列としてあらわされる

線形代数学は必須

- 深層学習では

情報は入力から出力の方向に処理されるが、

「答えが間違っていたとき」、その情報が出力から入力に逆向きに流され、ノード間の結合が修正される。そこでは微分計算が必要

- そもそも現実世界は不確定なもの
それを扱うには、確率統計の理論が必要

深層学習を学ぶためにウェブ活用

- 論文を読む: [ArXiv](#)
 - Abstractで概要をつかむ
 - Introductionでいままでの研究の歴史、傾向をつかむ
 - Method/Resultはその論文が紹介する新規手法と結果
 - Discussionではその問題点と将来の研究の方向を知る
 - Referenceで関連研究、基礎知識を学ぶ文献を見つける
- 論文・ツール紹介: [Qiita](#)、[SlideShare](#)
- オンラインの講義: [Coursera](#), [Stanford大学の講義](#)など
- システムを使ってみる: [Colaboratory](#), [GitHub](#)

この講義からのメッセージ

- 深層学習を代表として、世の中には役に立つ、かつ面白い研究テーマがあふれている
- そのような研究テーマをみつけ、そのような研究をする（それにより世の中に貢献する）ことは楽しい
- それには、（論文を読んだり書いたりするための）**国語力と英語力**（ほとんどの文献は英語）
そして、技術的な内容を理解、応用するには**数学**の力が必要
- 今、大学で学んでいることが役に立つ

課題

出欠代わり：

講義で印象に残った項目の説明、感じたことなどを書いて提出

レポート

MANABOにある課題を行い、レポートを提出する