

画像のためのディープラーニング（深層学習） ～ CNN/R-CNN による物体の認識と検出 ～

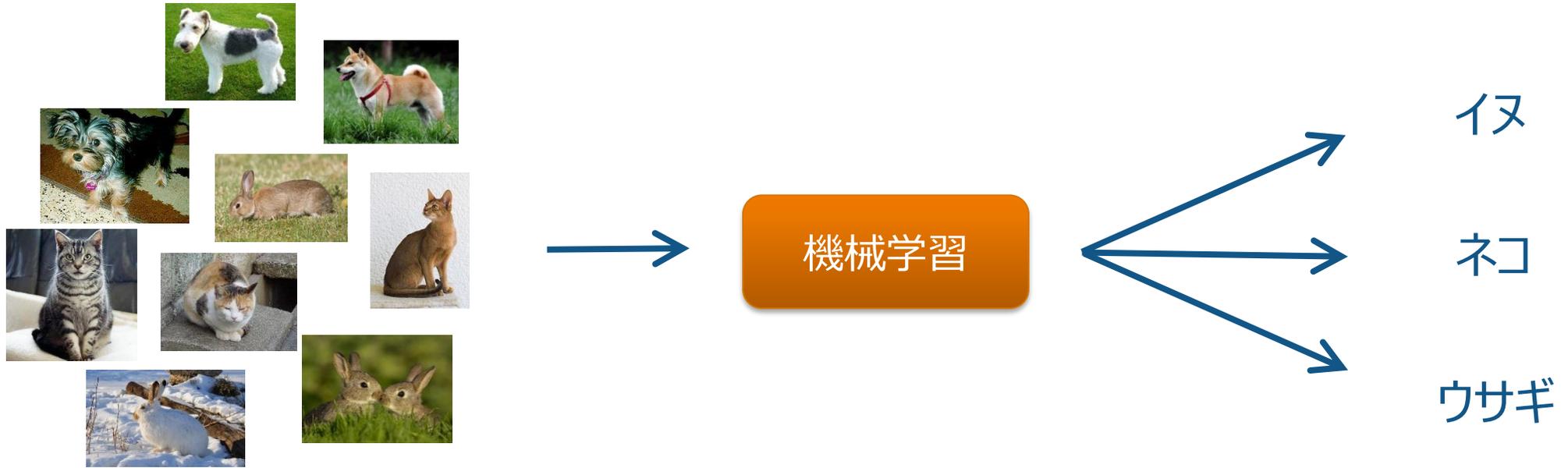
MathWorks Japan

アプリケーション エンジニアリング部 テクニカルコンピューティング

太田 英司

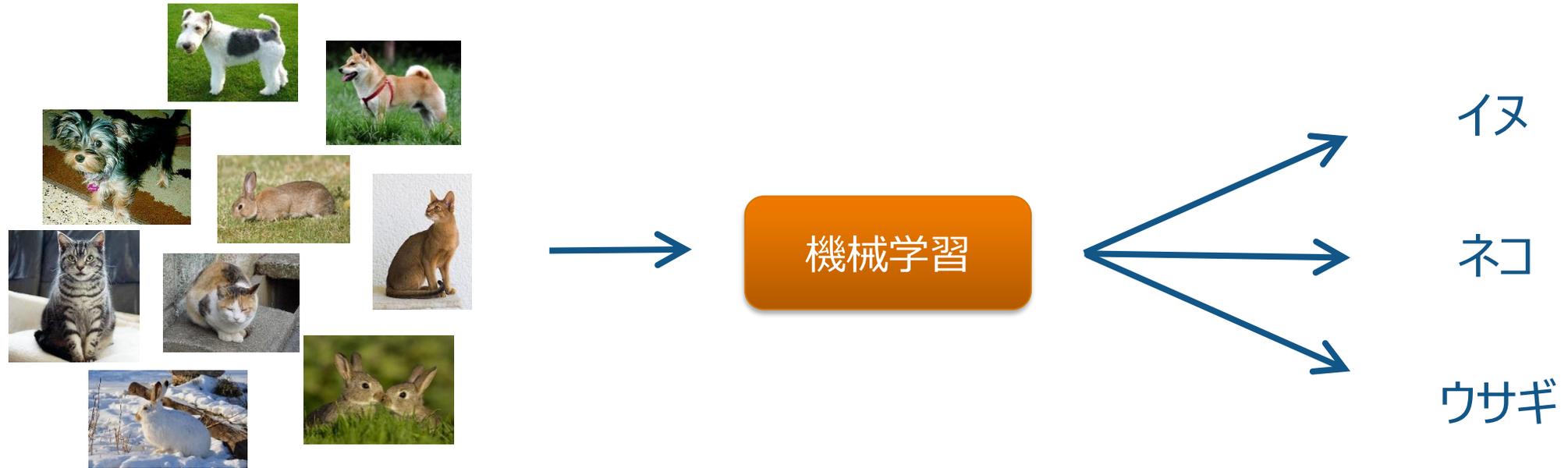
機械学習 – Machine Learning

人間が自然に行っている学習能力と同様の機能をコンピュータで実現しようとする技術・手法（※）



※) Wikipedia「機械学習」の項より引用

画像のカテゴリ分類（一般物体認識）



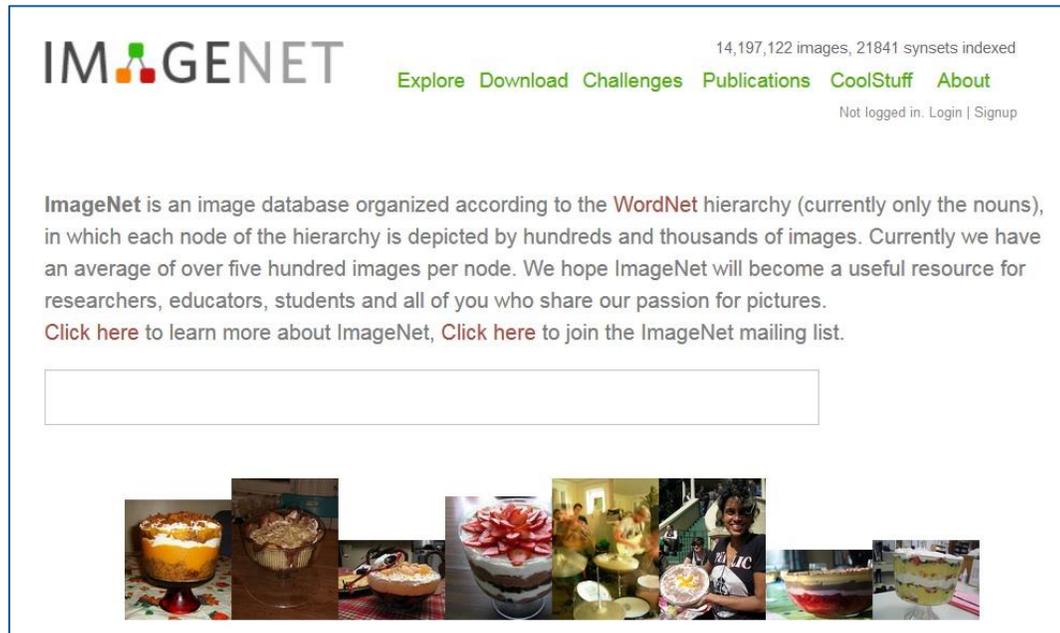
いままでは Bag of Visual Words という手法がよく使われていた。
近年は畳み込みニューラルネットによる分類が着目を集める

↑
Deep Learning !

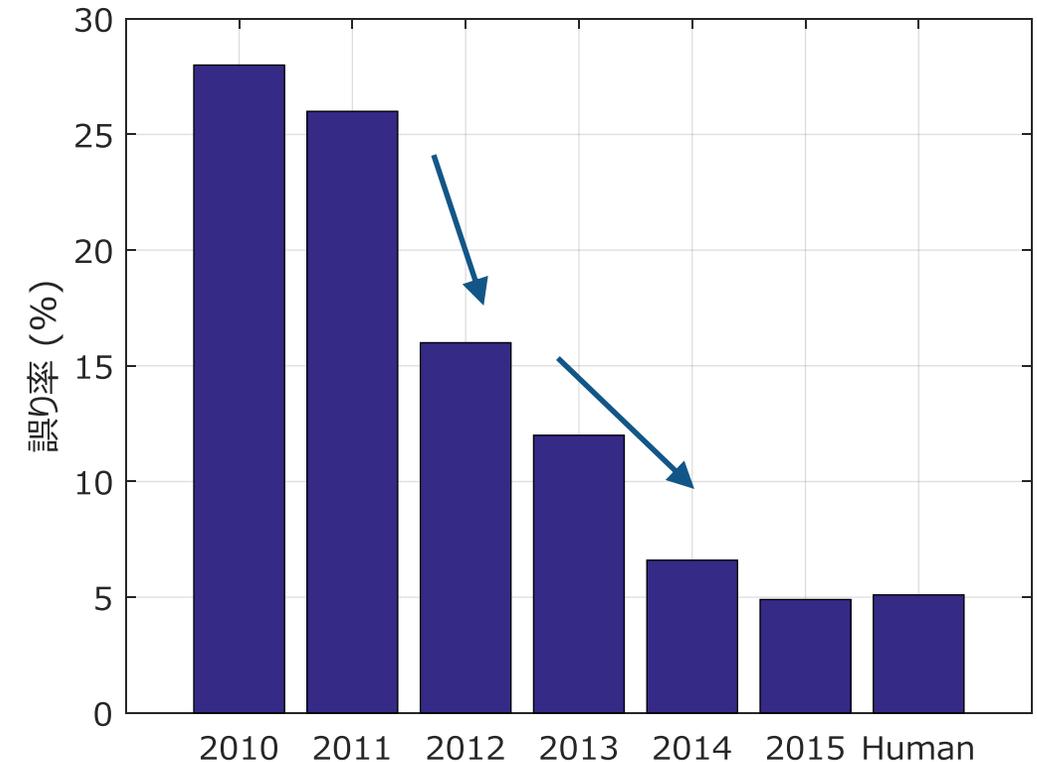
ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)

ImageNet とは？

- 画像認識の研究のための大規模な画像データベース
- 1000のカテゴリを持ち、カテゴリ毎に1000枚の画像



<http://www.image-net.org/>



CNNの登場によって10%以上の性能向上(2012)
GoogLeNet, VGG等の深いCNNが登場(2014)

CNN による物体の識別

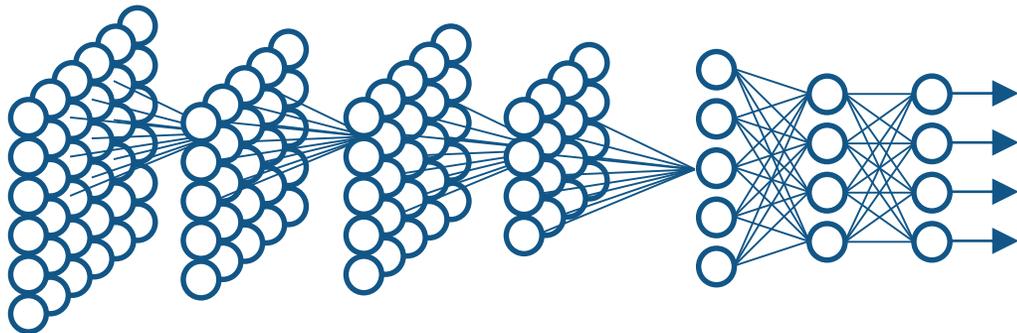
Convolutional Neural Network (畳み込みニューラルネット)

Neural Network Toolbox™

R2016a

畳み込みニューラルネット (CNN) とは？

- 畳み込みを主な構成要素としたニューラルネットワーク
- 学習は教師あり学習を利用
- 画像認識の分野で非常に高い性能
- 畳み込み層・プーリング層などを積層したネットワーク



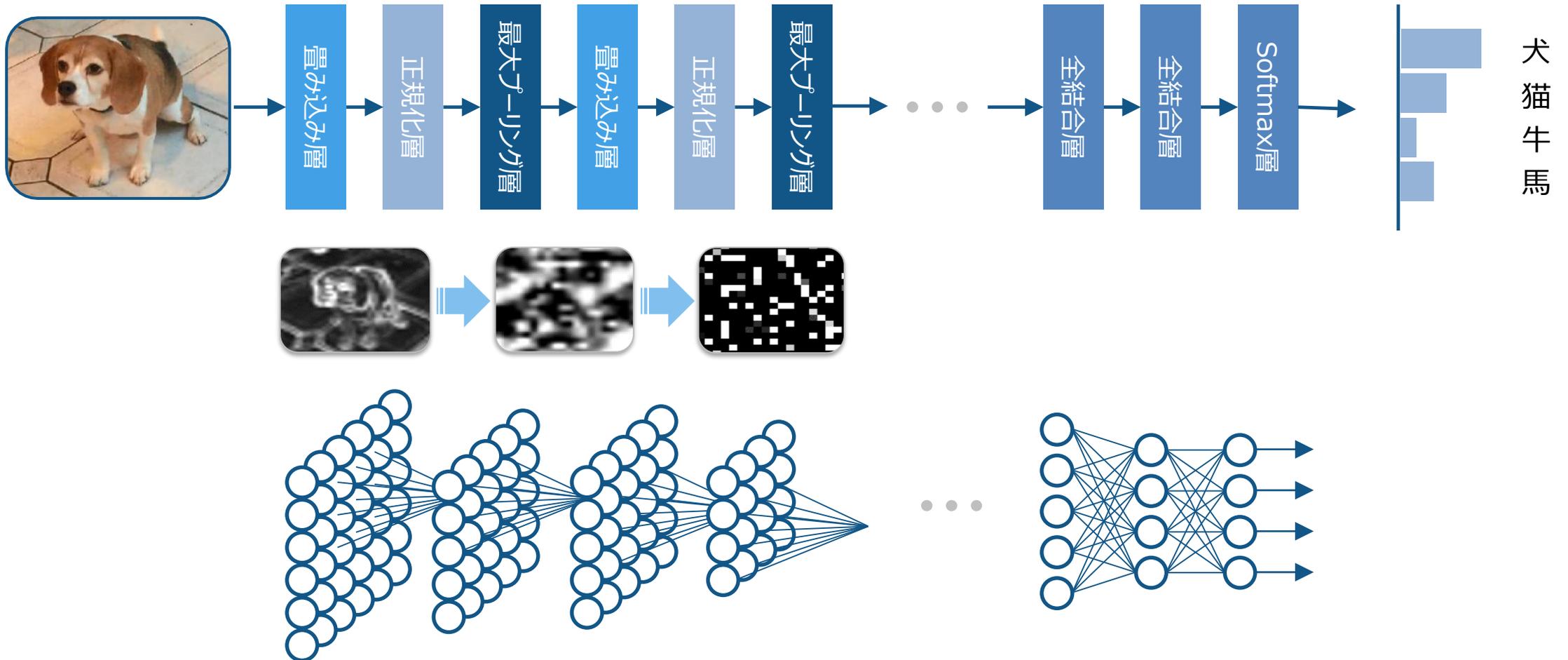
```
>> net.Layers
ans =
    11x1 Layer array with layers:

1  'imageinput'  Image Input
2  'conv'        Convolution
3  'relu'        ReLU
4  'conv'        Convolution
5  'relu'        ReLU
6  'maxpool'    Max Pooling
7  'conv'        Convolution
8  'relu'        ReLU
9  'fc'         Fully Connected
10 'softmax'     Softmax
11 'classoutput' Classification Output
```

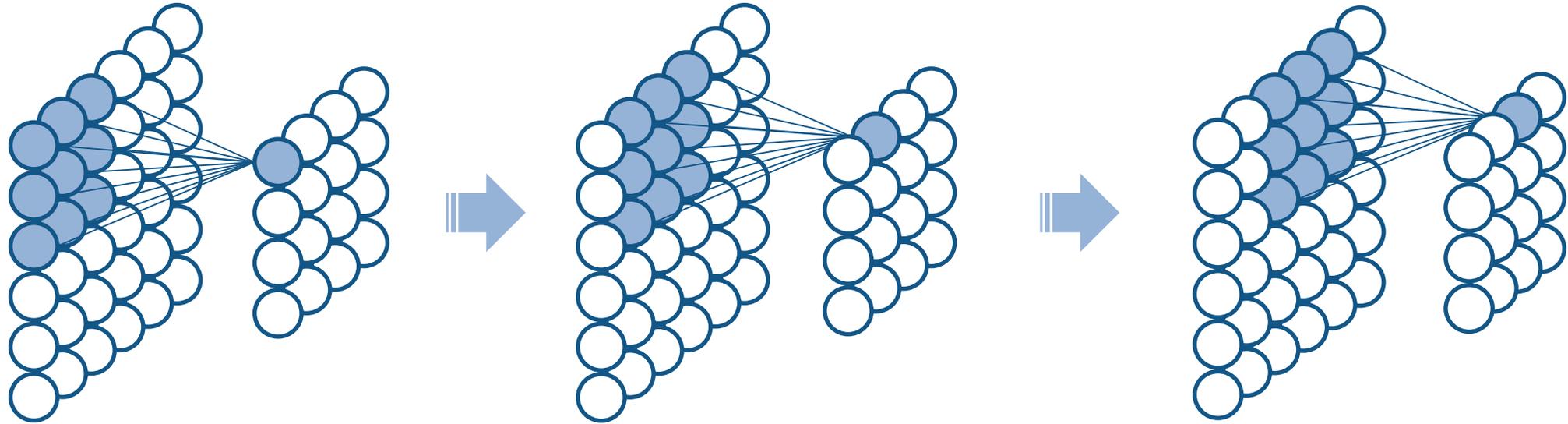
Convolutional Neural Network (畳み込みニューラルネット)

Neural Network Toolbox

畳み込み層・プーリング層・正規化層などを積み重ねて作られた多層のニューラルネットワーク



Convolution Layer (畳み込み層) / Pooling Layers (プーリング層)

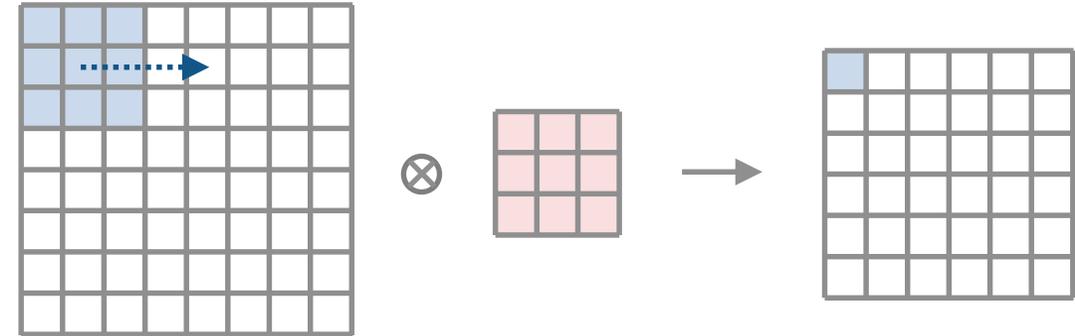


層と層の間を一部のみ連結して、ウェイトを共有すると、ニューラルネットで畳み込みが表現できる

Convolution Layer (畳み込み層) / Pooling Layer (プーリング層)

Convolution Layer (畳み込み層)

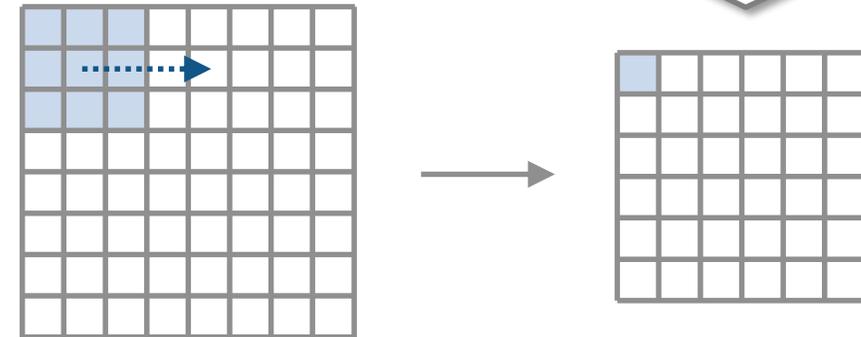
- 画像のフィルタ処理に相当する処理
- 特徴抽出器としての役割



最大値を出力する場合 : Max Pooling
平均値を出力する場合 : Average Pooling

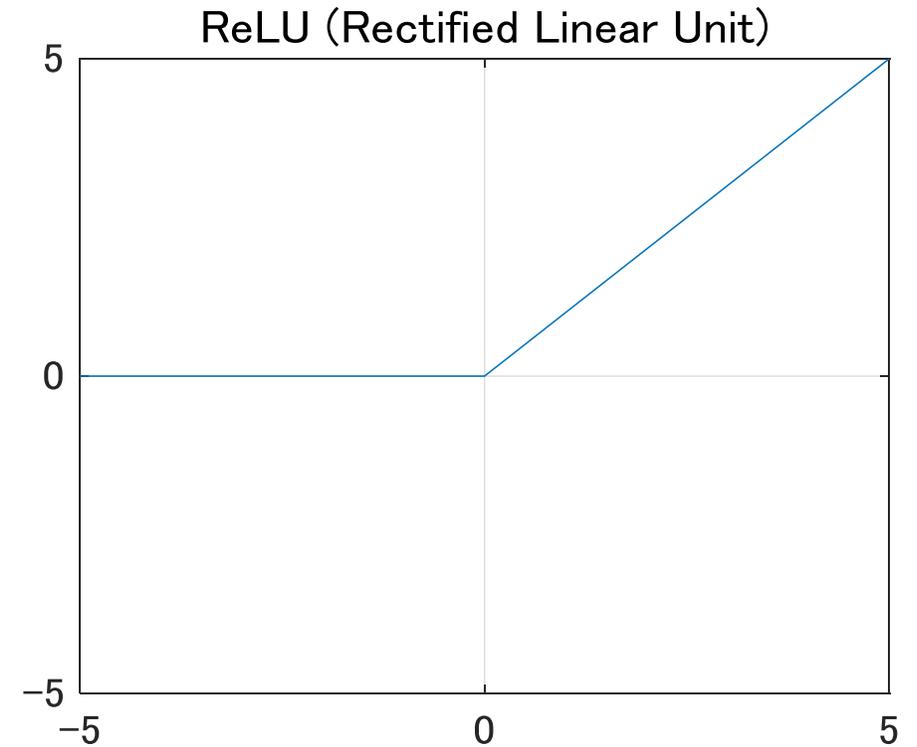
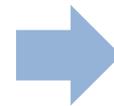
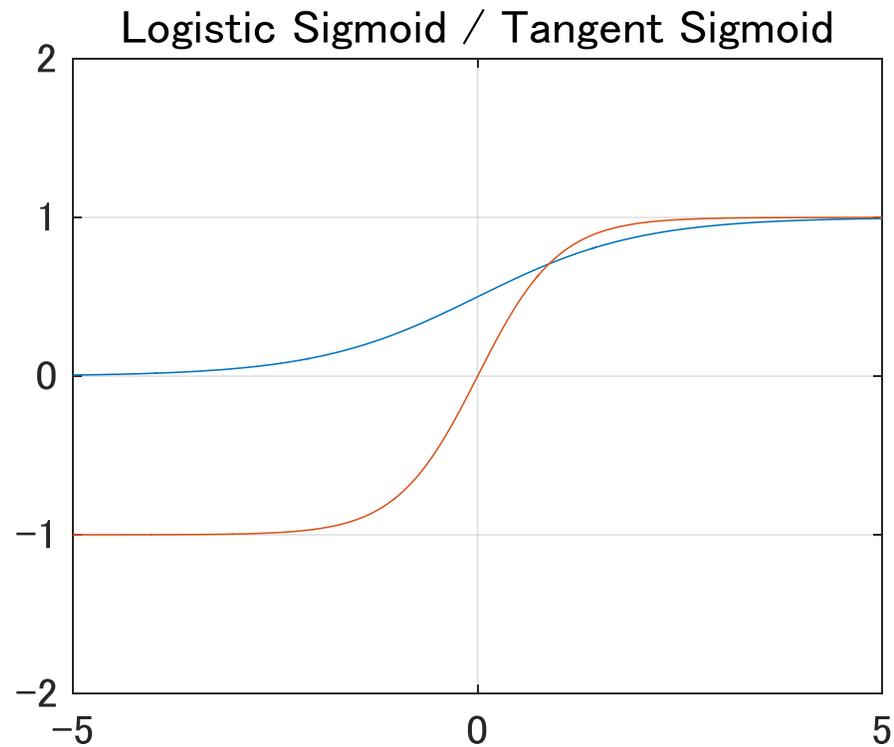
Pooling Layer (プーリング層)

- 領域内の最大値または平均値を出力
- 平行移動等に対するロバスト性に関係
- スライドと呼ばれる間引きを行うこともある



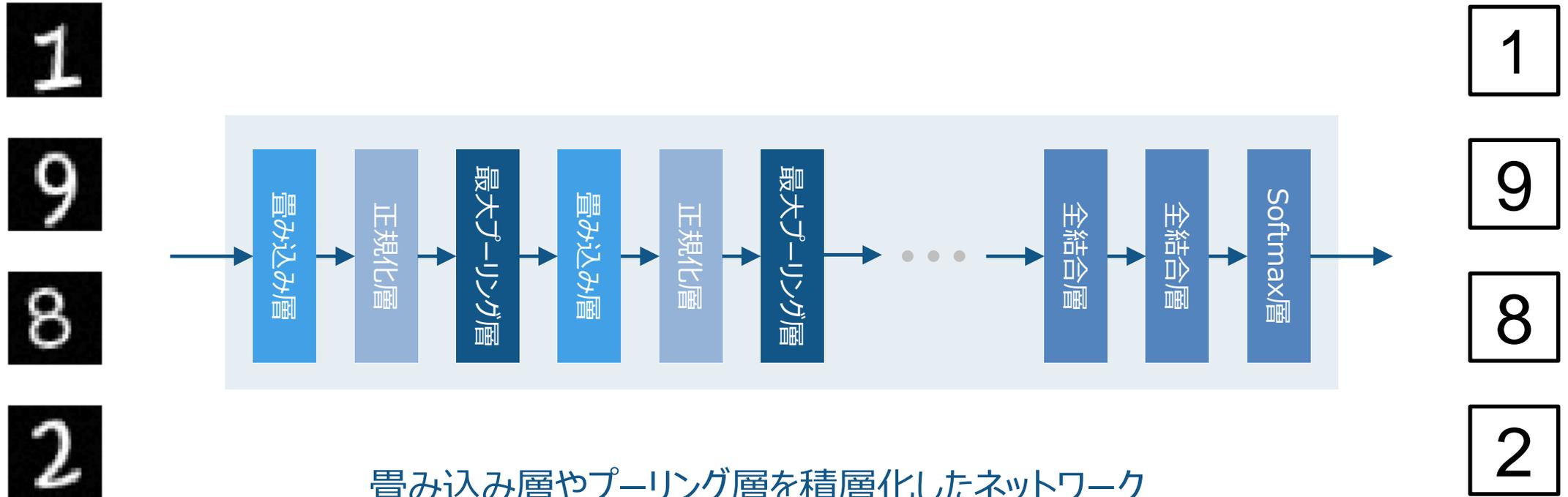
ReLU層 (Rectified Linear Unit)

Logistic Sigmoid等の値が飽和する関数より、ReLUの方が学習が早く進むことがわかってきた



【例題】手書き文字の認識

畳み込みニューラルネットによる手書き文字の認識



畳み込み層やプーリング層を積層化したネットワークを定義し、誤差逆伝搬法により学習を行う

手書き文字
28 x 28 pixel

整数 (0-9)

畳み込みニューラルネットの構築と学習

28×28 ピクセルの画像（数字）を認識させる例題でのネットワーク構築の例



```
layers = [ ...  
    imageInputLayer([28 28 1], 'Normalization', 'none');  
    convolution2dLayer(5, 20);  
    reluLayer();  
    maxPooling2dLayer(2, 'Stride', 2);  
    fullyConnectedLayer(10);  
    softmaxLayer();  
    classificationLayer()];
```

畳み込み層・プーリング層・正規化層
などの層を積み上げて定義

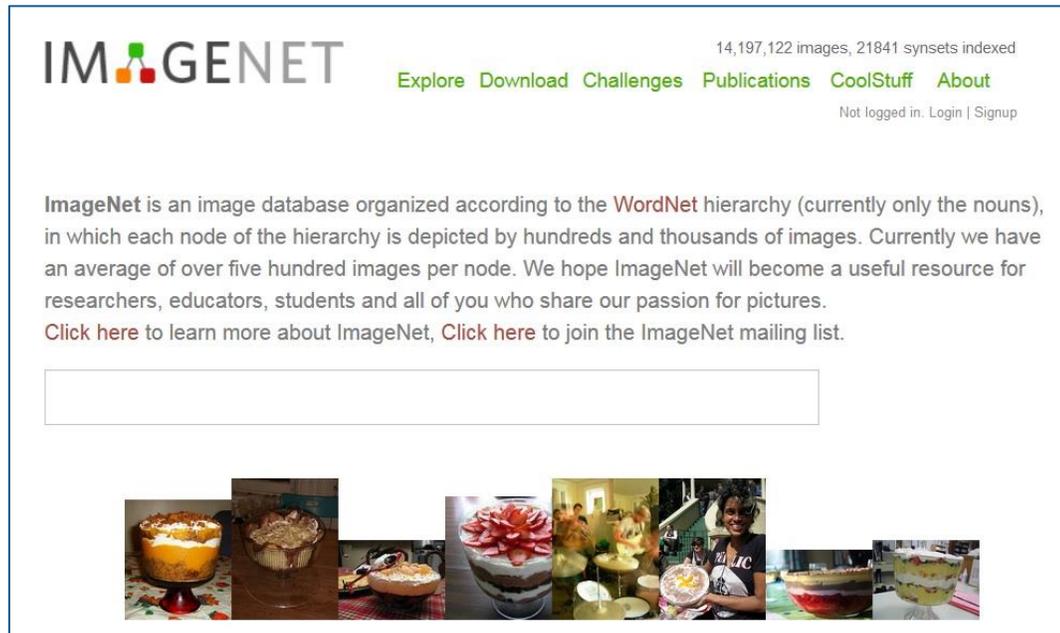
```
opts = trainingOptions('sgdm', 'MaxEpochs', 50);  
net = trainNetwork(XTrain, TTrain, layers, opts);
```

学習率や最大反復数などを定義して
学習の関数を呼び出す

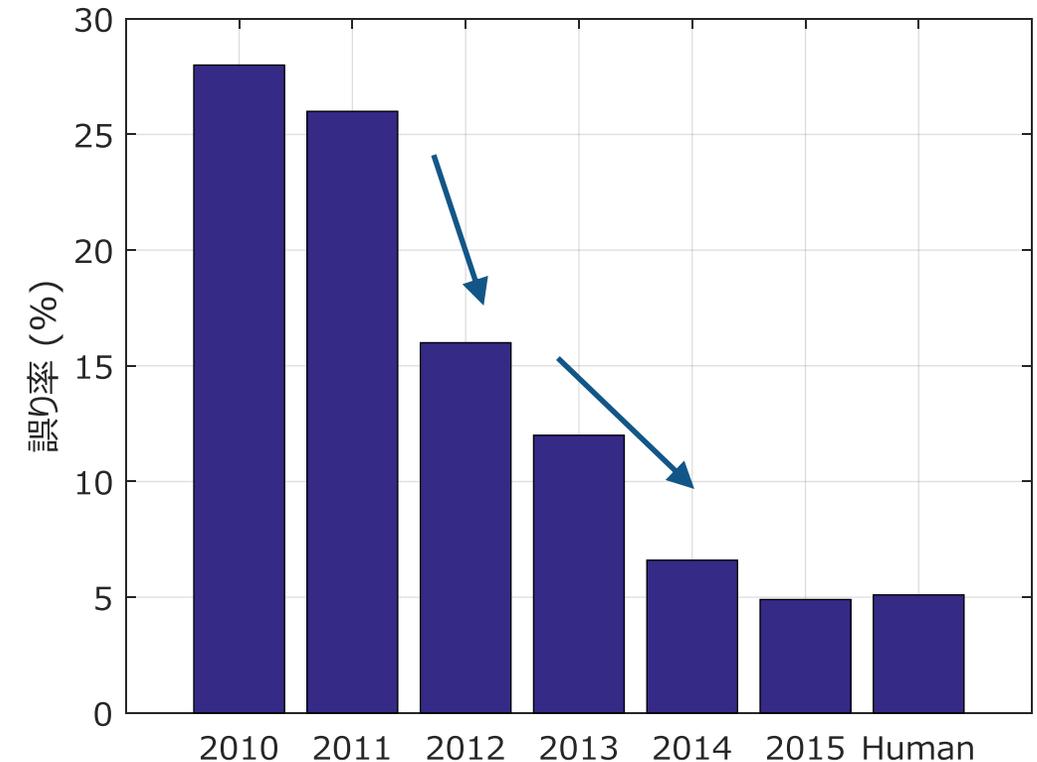
ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)

ImageNet とは？

- 画像認識の研究のための大規模な画像データベース
- 1000のカテゴリを持ち、カテゴリ毎に1000枚の画像



<http://www.image-net.org/>



CNNの登場によって10%以上の性能向上(2012)
GoogLeNet, VGG等の深いCNNが登場(2014)

ILSVRC に登場した有名なネットワーク (Alex Net, VGG Net)

Alex Net の登場後、より深いネットワークが試されるようになった

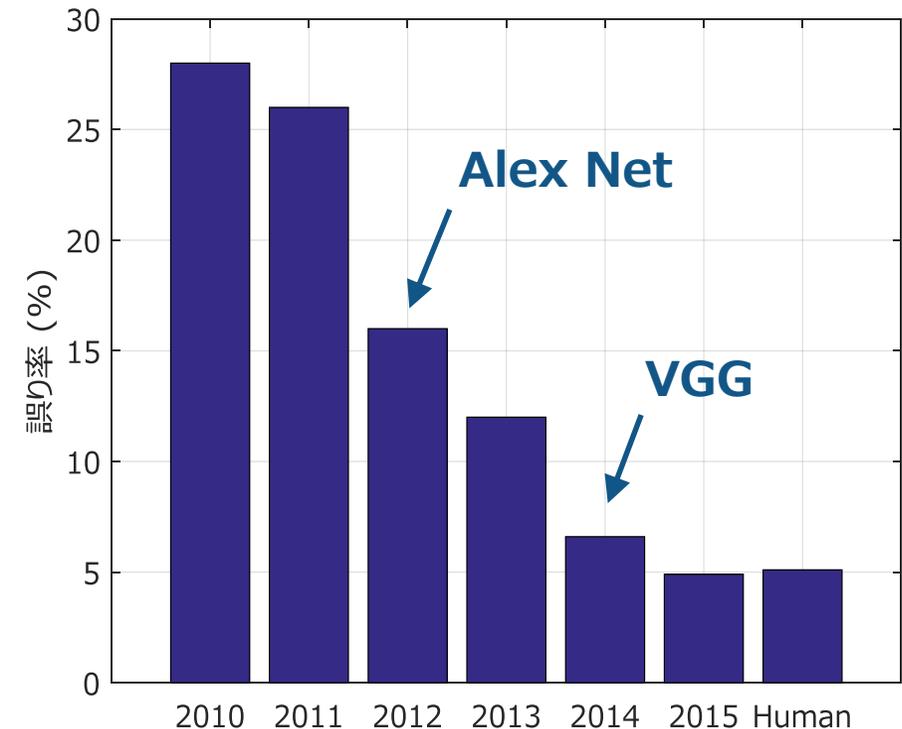
Alex Net

- トロント大学 Hinton のチームにより発表
- NVIDIA® GeForce® GTX 580 2機 による 5~6日間の学習
- ILSVRC 2012 において優勝した記念碑的なネットワーク

VGG Net

- Oxford大学 Visual Geometry Group により発表
- NVIDIA® GeForce® TITAN Black 4機 による 2~3週間の学習
- ILSVRC 2014 において 2位の記録を残したネットワーク

ILSVRC 2010 - 2015



Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks" In NIPS, pp.1106-1114, 2012
K. Simonyan, A. Zisserman "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition" arXiv technical report, 2014

ILSVRC に登場した有名なネットワーク (Alex Net, VGG Net)

ILSVRC2014 で2位になった VGG →

ILSVRC2012 で優勝した Alex Net ↓

層種・名称	パッチ	ストライド	出力マップサイズ	関数	パラメータ
data	-	-	227 × 227 × 3	-	
conv1	11 × 11	4	55 × 55 × 96	ReLU	35k
pool1	3 × 3	2	27 × 27 × 96	-	0
norm1	5 × 5	1	27 × 27 × 96	-	0
conv2	5 × 5	1	27 × 27 × 256	ReLU	614k
pool2	3 × 3	2	13 × 13 × 256	-	0
norm2	5 × 5	1	13 × 13 × 256	-	0
conv3	3 × 3	1	13 × 13 × 384	ReLU	885k
conv4	3 × 3	1	13 × 13 × 384	ReLU	1,327k
conv5	3 × 3	1	13 × 13 × 256	ReLU	885k
pool5	3 × 3	2	6 × 6 × 256	-	0
fc6	-	-	1 × 1 × 4096	ReLU	37,748k
fc7	-	-	1 × 1 × 4096	ReLU	16,777k
fc8	-	-	1 × 1 × 1000	softmax	4,096k

層種・名称	パッチ	ストライド	出力マップサイズ	関数	パラメータ
data	-	-	224 × 224 × 3	-	
conv1	3 × 3	1	224 × 224 × 64	ReLU	576
conv2	3 × 3	1	224 × 224 × 64	ReLU	37k
pool2	2 × 2	2	112 × 112 × 64	-	0
conv3	3 × 3	1	112 × 112 × 128	ReLU	74k
conv4	3 × 3	1	112 × 112 × 128	ReLU	147k
pool4	2 × 2	2	56 × 56 × 128	-	0
conv5	3 × 3	1	56 × 56 × 256	ReLU	295k
conv6	3 × 3	1	56 × 56 × 256	ReLU	590k
conv7	3 × 3	1	56 × 56 × 256	ReLU	590k
conv8	3 × 3	1	56 × 56 × 256	ReLU	590k
pool8	2 × 2	2	28 × 28 × 256	-	0
conv9	3 × 3	1	28 × 28 × 512	ReLU	1,180k
conv10	3 × 3	1	28 × 28 × 512	ReLU	2,359k
conv11	3 × 3	1	28 × 28 × 512	ReLU	2,359k
conv12	3 × 3	1	28 × 28 × 512	ReLU	2,359k
pool12	2 × 2	2	14 × 14 × 512	-	0
conv13	3 × 3	1	14 × 14 × 512	ReLU	2,359k
conv14	3 × 3	1	14 × 14 × 512	ReLU	2,359k
conv15	3 × 3	1	14 × 14 × 512	ReLU	2,359k
conv16	3 × 3	1	14 × 14 × 512	ReLU	2,359k
pool16	2 × 2	2	7 × 7 × 512	-	0
fc17	-	-	1 × 1 × 4096	ReLU	102,760k
fc18	-	-	1 × 1 × 4096	ReLU	16,777k
fc19	-	-	1 × 1 × 1000	softmax	4,096k

※ 深層学習 (機械学習プロフェッショナルシリーズ) 岡谷孝之 より引用

転移学習による学習の効率化

転移学習とは？

学習済みのネットワーク（Pretrained Model）を他のタスクに転用にする手法

→ 学習済みのネットワークをうまく利用して、学習に必要なデータ点数や計算時間を減らすことができる

転移学習

1. CNNのネットワークをそのまま使うタイプ

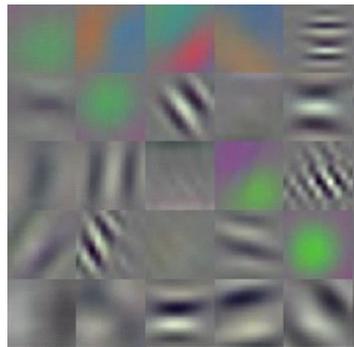
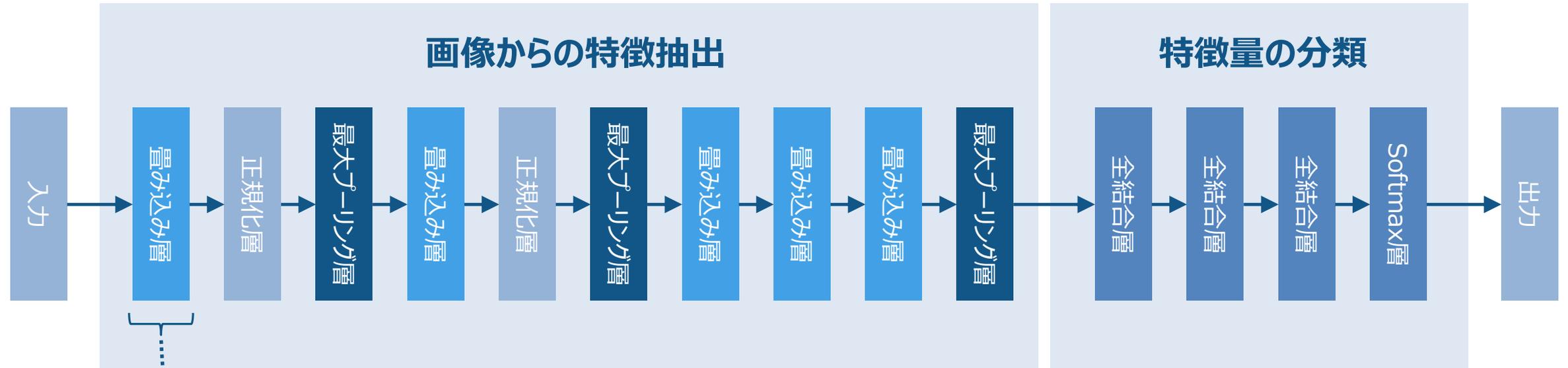
- CNNを画像の特徴抽出器として利用する
- CNNをそのまま使うので計算量が少なく扱い易い

2. CNNのネットワークを変更して再学習するタイプ

- CNNの一部の層を作り変えて、再学習を行う
- 再学習時にCNNをうまく収束させる必要がある

転移学習 (CNNのネットワークをそのまま使う)

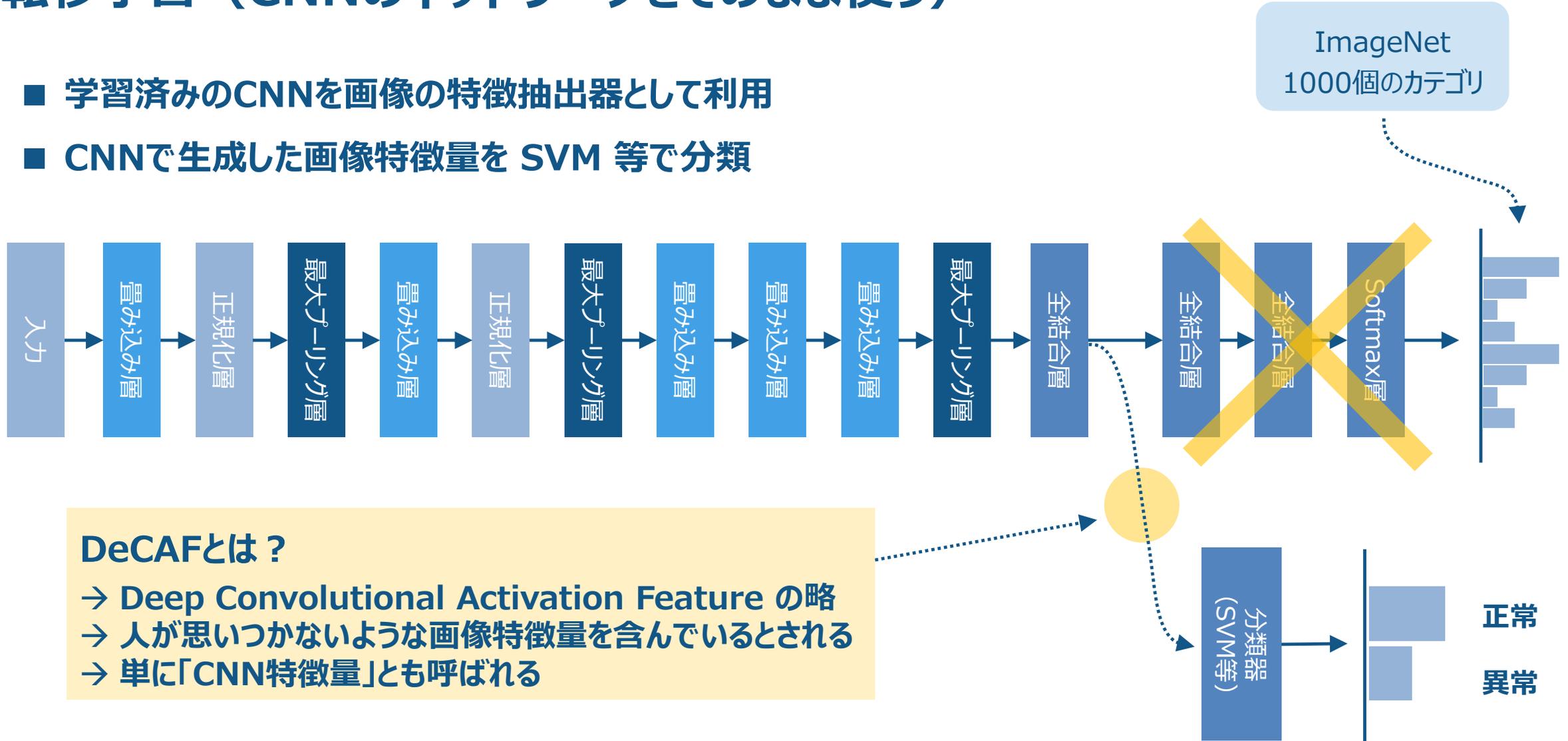
Alex Net : ILSVRC2012 で優勝した CNN の構成



似たようなパターンは、実は哺乳類の脳の一次視覚野にも現れることが知られている

転移学習 (CNNのネットワークをそのまま使う)

- 学習済みのCNNを画像の特徴抽出器として利用
- CNNで生成した画像特徴量を SVM 等で分類



Donahue, Jeff, et al. "Decaf: A deep convolutional activation feature for generic visual recognition." arXiv preprint arXiv:1310.1531 (2013)

【例題】タンポポとフキタンポポの分類

CNN特徴量 (DeCAF) を利用して、タンポポとフキタンポポを見分けたい



タンポポ
(Dandelion)



フキタンポポ
(Colts' Foot)

【例題】タンポポとフキタンポポの分類

CNN特徴量（DeCAF）を利用して、タンポポとフキタンポポを見分けたい



タンポポ
(Dandelion)



フキタンポポ
(Colts' Foot)

【例題】タンポポとフキタンポポの分類

Oxford Flower Dataset とは？

- 17種類の花の画像を集めたデータセット
- 1種類の花に80枚の画像を収録
- 102種類の花の画像を集めたものもある



タンポポ
(Dandelion)



フキタンポポ
(Colts' Foot)

Visual Geometry Group
Department of Engineering Science, University of Oxford

17 Category Flower Dataset

[Maria-Elena Nilsback and Andrew Zisserman](#)

Overview

We have created a 17 category flower dataset with 80 images for each class. The flowers chosen are some common flowers in the UK. The images have large scale, pose and light variations and there are also classes with large variations of images within the class and close similarity to other classes. The categories can be seen in the figure below. We randomly split the dataset into 3 different training, validation and test sets. A subset of the images have been groundtruth labelled for segmentation.

Downloads

The data needed for evaluation are:

1. [Dataset images](#)
2. [The data splits](#)
3. [Segmentation groundtruth data](#)
4. [&Chi² distances CVPR 2006](#) - distance matrices for features and segmentation used in CVPR 2006 publication.
5. [&Chi² distances ICVGIP 2008](#) - distance matrices for features and segmentation used in ICVGIP 2008 publication.

The [README](#) file explains everything.

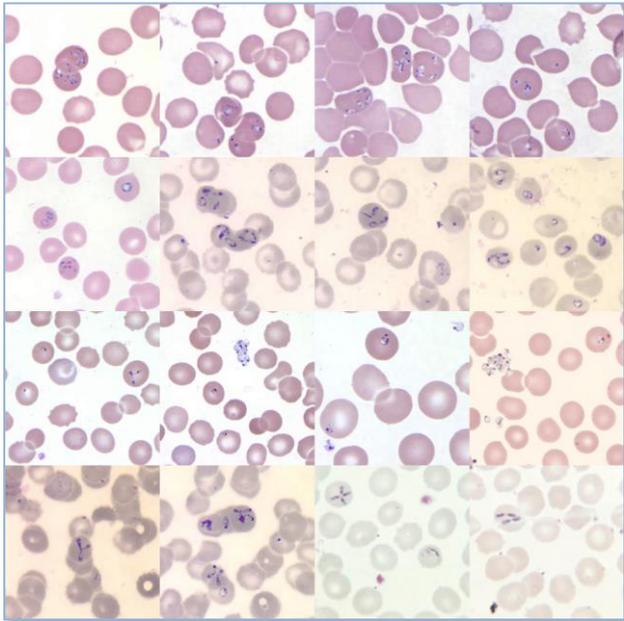
Class Examples

Buttercup					
Colts' Foot					
Daffodil					

<http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/flowers/17/index.html>

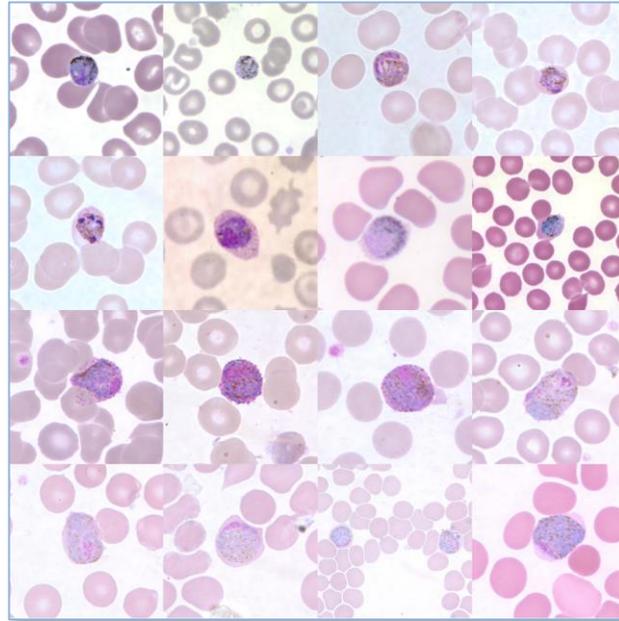
転移学習を使った応用例

◆ 医療画像の分類



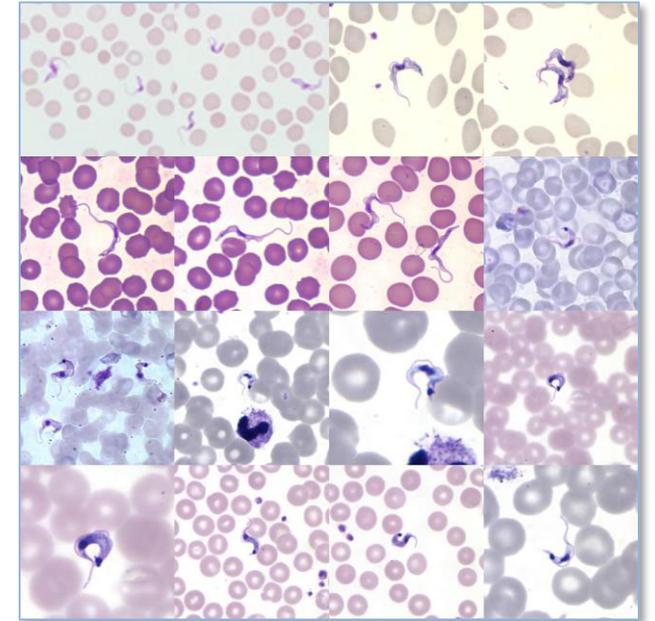
バベシア症 :

バベシア属の原虫を原因とする感染症
症状は発熱と溶血性貧血を主とする
マダニによって媒介される



マラリア :

マラリア原虫を原因とする感染症
症状は40度近くの激しい高熱
ハマダラカによって媒介される



トリパノソーマ症 :

トリパノソーマ原虫を原因とする感染症
症状は進行すると睡眠周期が乱れる
ツェツェバエによって媒介される

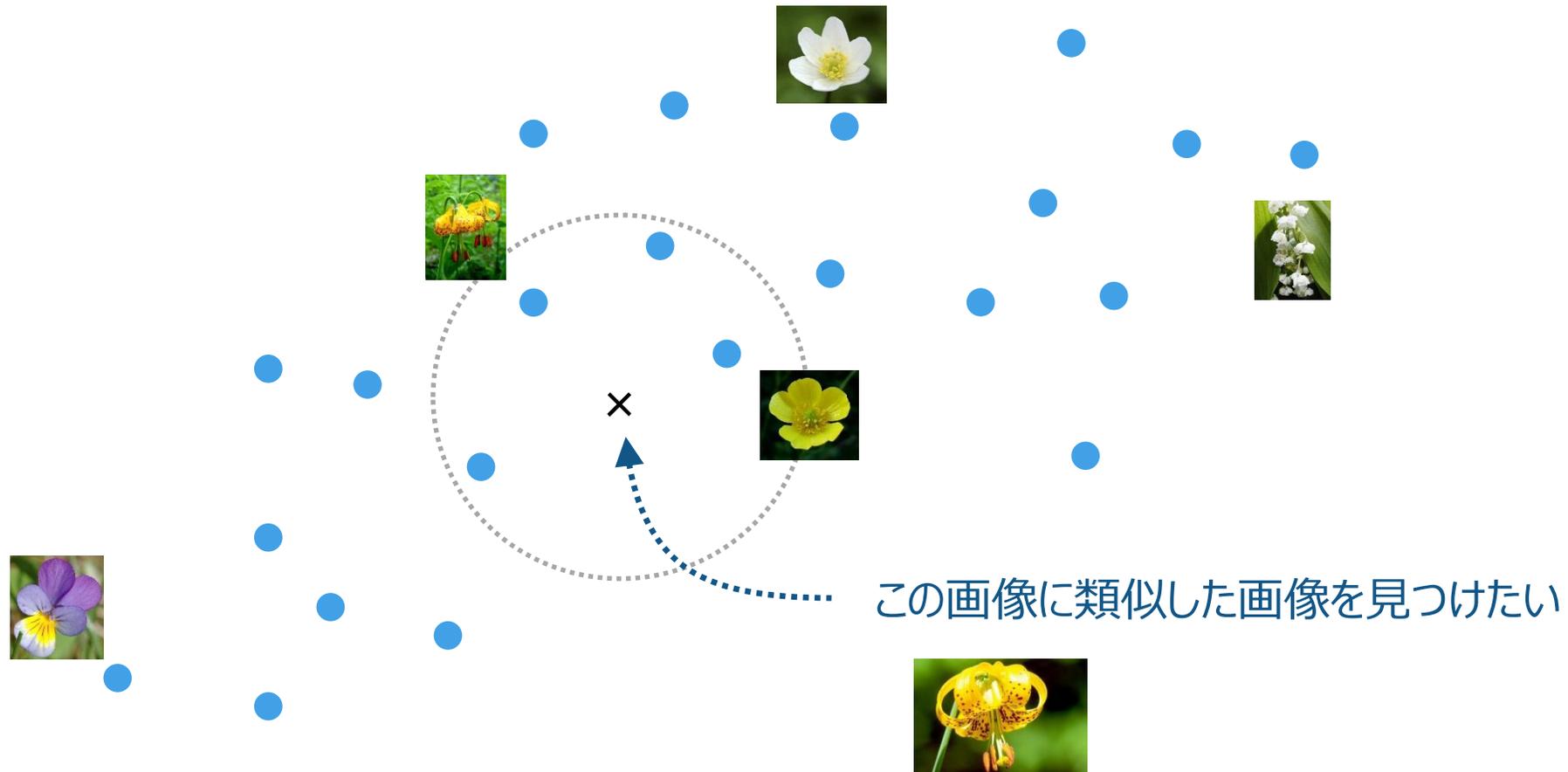
【例題】 類似画像の検索

ある特定の画像に類似した画像を集めたい



【例題】類似画像の検索

特徴量として表現された画像の中で近いものを探せばよい



【例題】特徴量を使った異常検出

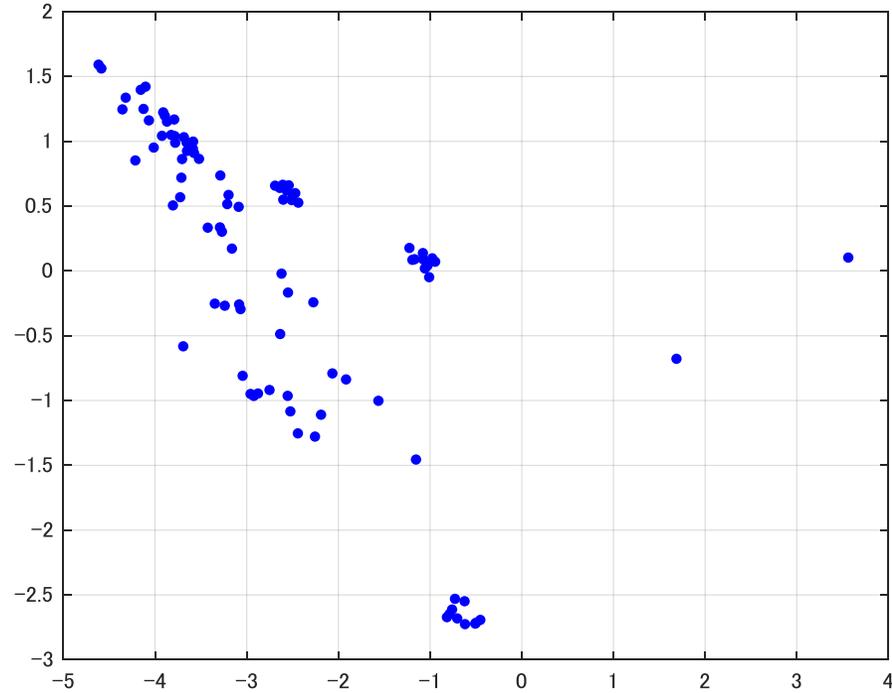
異常度：高



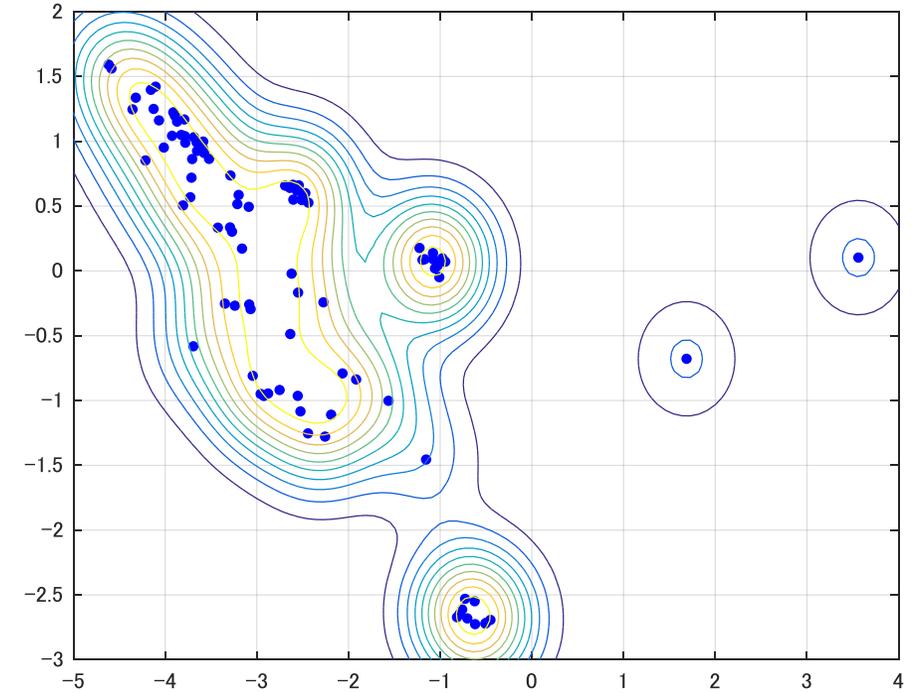
異常度：低

1-Class SVM とは？

カーネル法を使った正常度スコアの推定アルゴリズム



異常データを含むデータの例



スコアの値が高い方が正常度が高い



1-Class SVM

転移学習とは？

学習済みのネットワーク（Pretrained Model）を他のタスクに転用にする手法

→ 学習済みのネットワークをうまく利用して、学習に必要なデータ点数や計算時間を減らすことができる

転移学習

1. CNNのネットワークをそのまま使うタイプ°

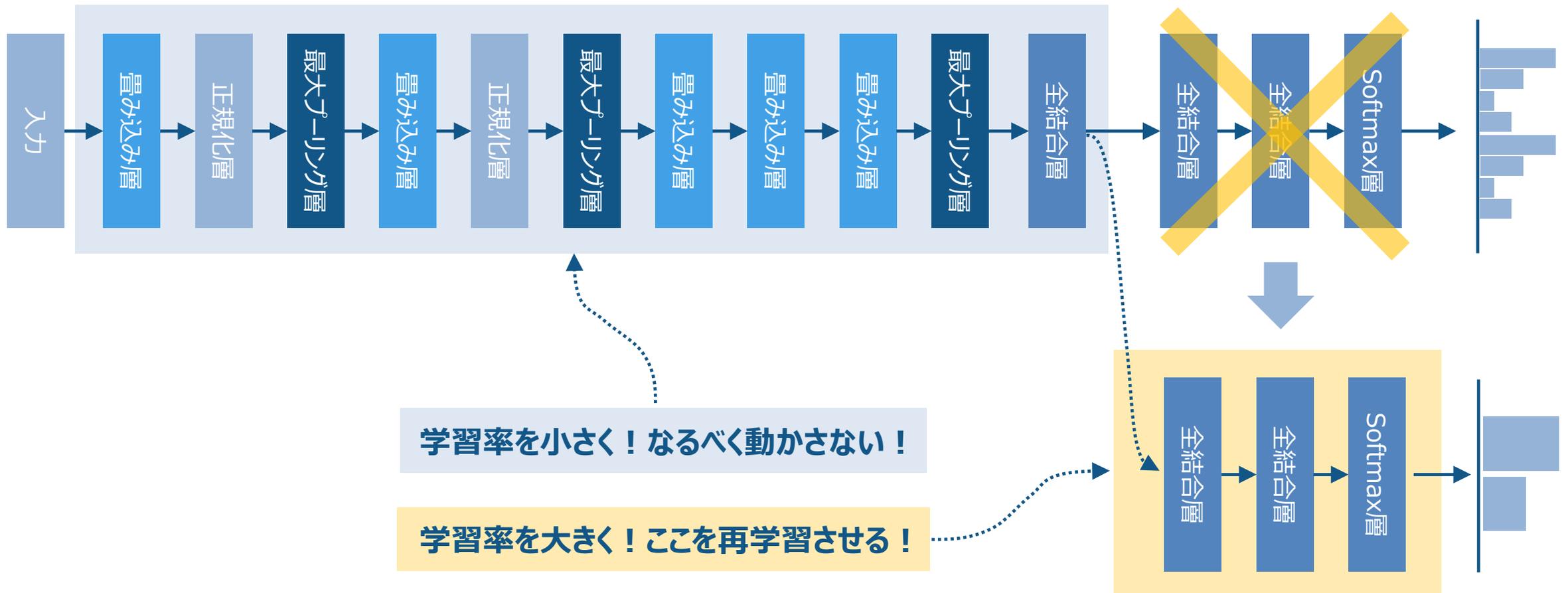
- CNNを画像の特徴抽出器として利用する
- CNNをそのまま使うので計算量が少なく扱い易い

2. CNNのネットワークを変更して再学習するタイプ°

- CNNの一部の層を作り変えて、再学習を行う
- 再学習時にCNNをうまく収束させる必要がある

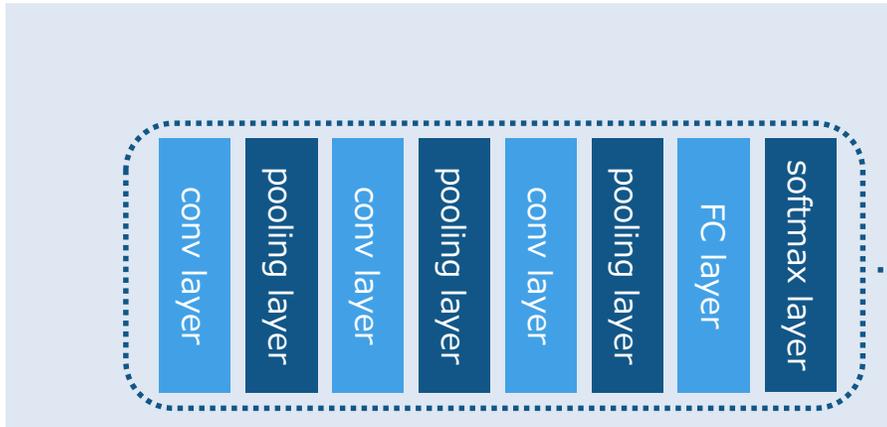
転移学習（CNNのネットワークを変更して再学習させる）

- CNNの後半の層のみを作り変えて、再学習を行う
- 前半の層より、後半の層の学習率が大きくなるようにする

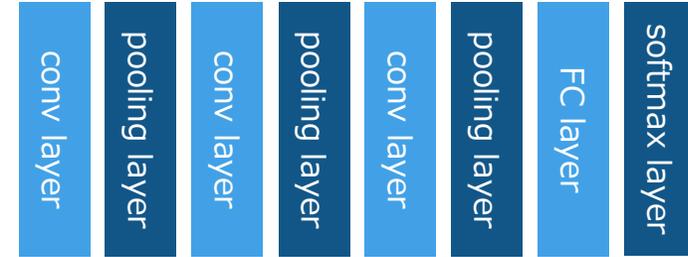


転移学習 (CNNのネットワークを変更して再学習させる)

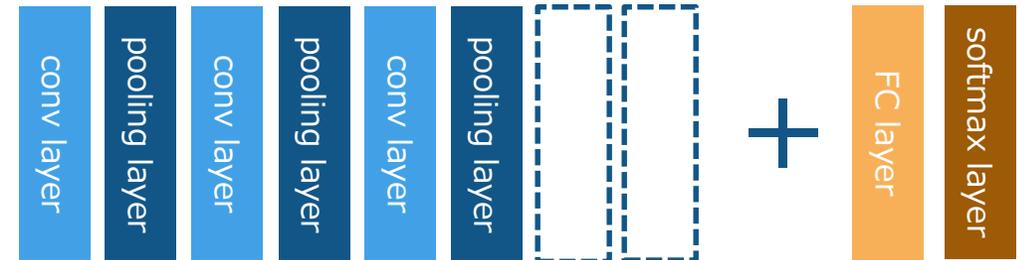
Series Network Object (Pretrained)



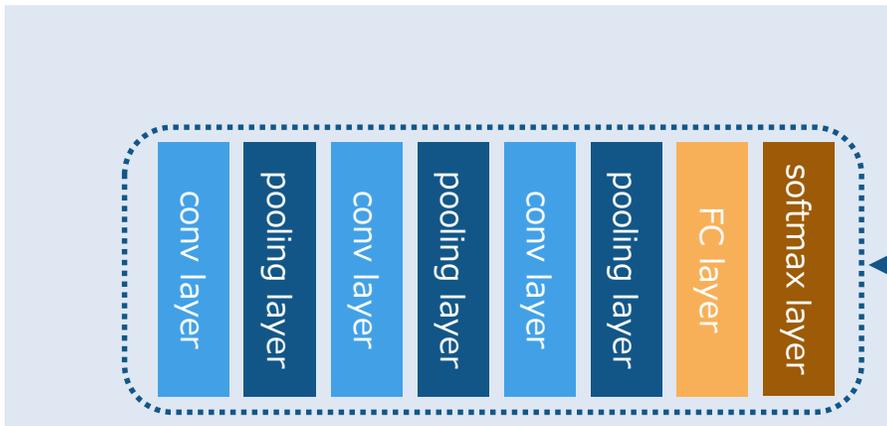
層の情報の抽出



後半の全結合層等を削る

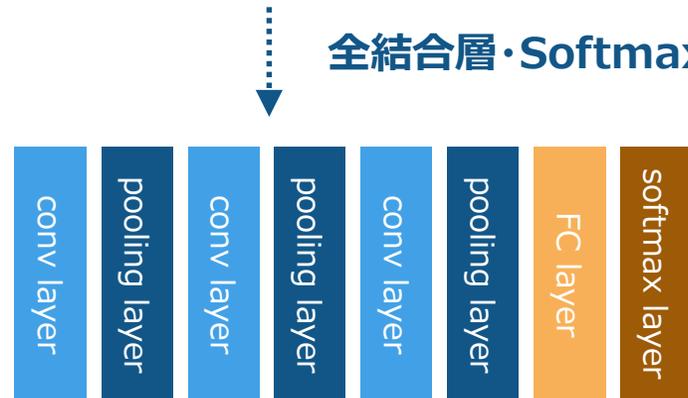


Series Network Object (Modified)



trainNetwork 関数

全結合層・Softmax層を新たに追加



転移学習（CNNのネットワークを変更して再学習させる）

```
net = helperImportMatConvNet('imagenet-caffe-alex.mat'); } 学習済みネットワークのインポート
```

•
•
•

```
layersNew = net.Layers(1:end-3);
```

} 層の情報の取り出し

•
•
•

```
layersNew(end+1) = fullyConnectedLayer(2);  
layersNew(end+1) = softmaxLayer();  
layersNew(end+1) = classificationLayer();
```

} 全結合層・Softmax層・分類層の追加

•
•
•

```
[netNew, traininfo] = trainNetwork(XTrain, TTrain, layersNew, opts);
```

転移学習（CNNのネットワークを変更して再学習させる）

ベースの学習率を小さくして、新しく追加した全結合層の学習率の倍率を上げておく

⋮

```
layersNew = net.Layers(1:end-3);
```

```
layersNew(end+1) = fullyConnectedLayer(2, 'WeightLearnRateFactor', 10, 'BiasLearnRateFactor', 20);
```

```
layersNew(end+1) = softmaxLayer();
```

```
layersNew(end+1) = classificationLayer();
```

ウェイトの学習率の倍率

バイアスの学習率の倍率

⋮

```
opts = trainingOptions('sgdm', 'InitialLearnRate', 0.0005);
```

⋮

ベースの学習率（初期値）

R-CNN による物体の検出と識別

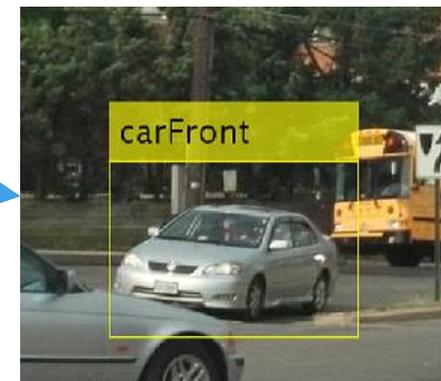
R-CNN (Regions with CNN features) とは？

R2016b

CNNにコンピュータビジョンの手法を組み合わせた物体検出・識別の手法



停止標識 (Stop Sign)

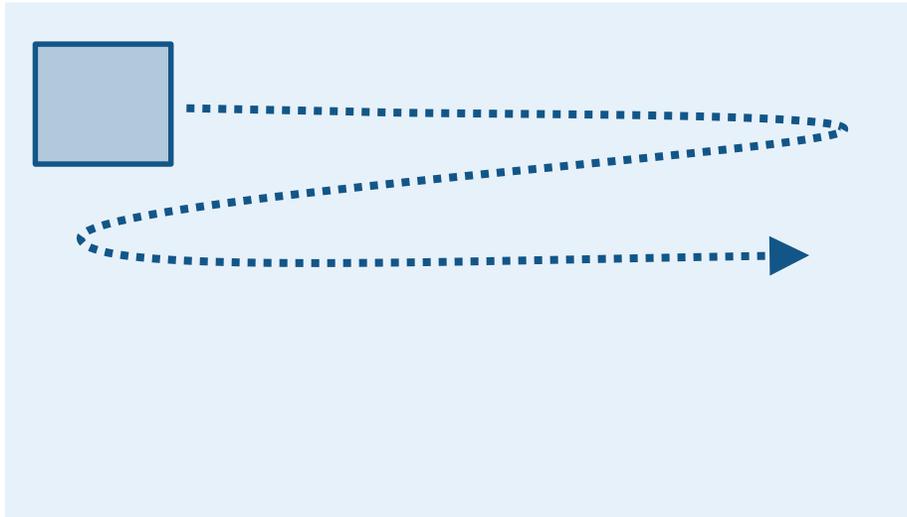


自動車の前面 (Car Front)

R-CNNに自動車の前面と停止標識を学習させた場合の検出例

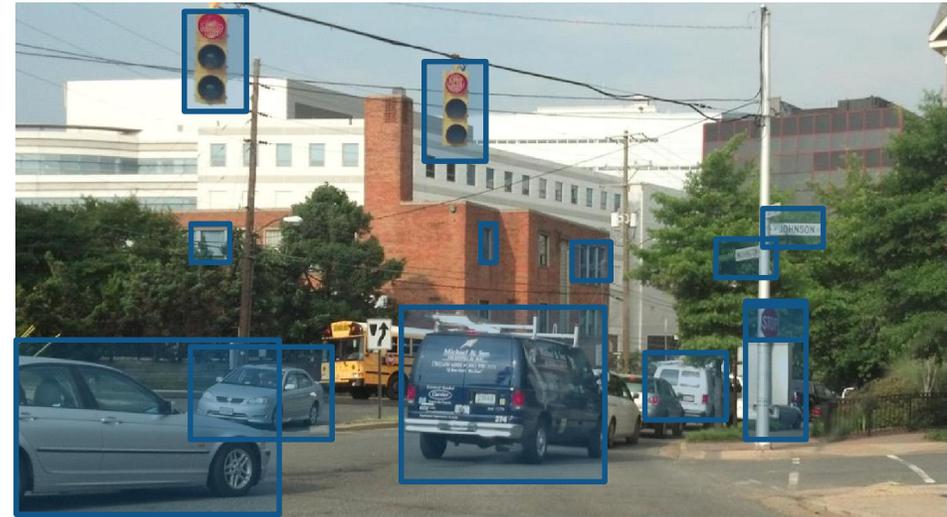
R-CNN (Regions with CNN features) とは？

Exhaustive Search では、領域の候補が非常に多くなり、高性能な識別器との組み合わせが難しかった



Exhaustive Search

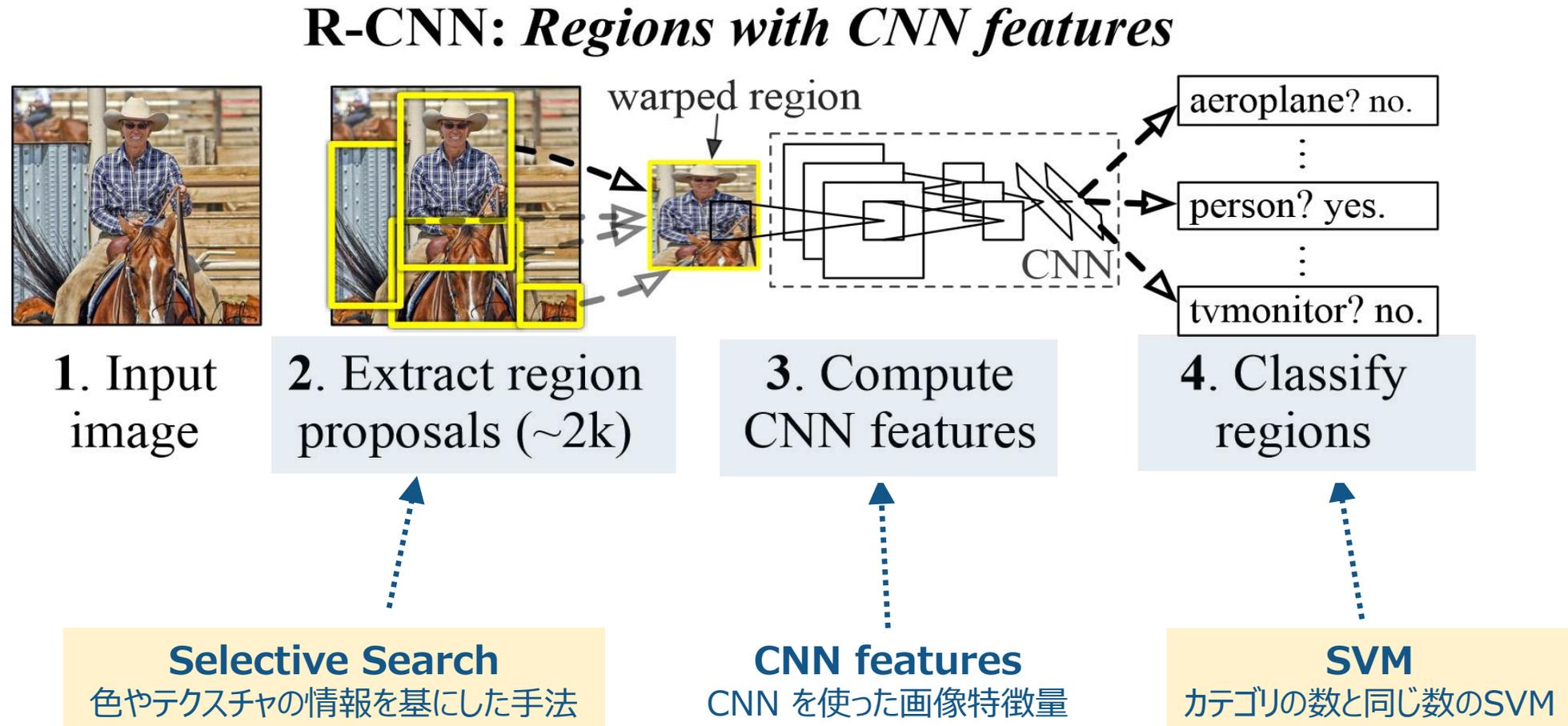
Sliding Window を使ったアルゴリズム。サイズや場所を変えながら網羅的に探索する。顔検出などのアルゴリズムなどでもよく利用されている。



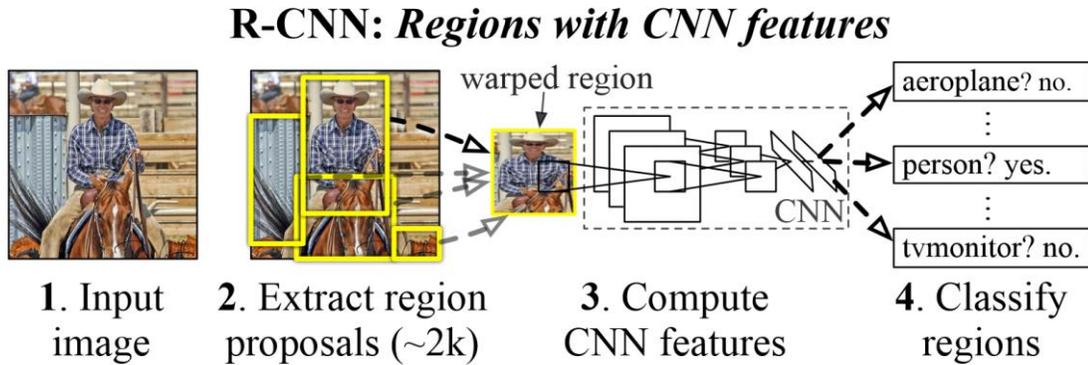
Selective Search

色やテクスチャの情報に基づいたアルゴリズム。物体らしき部分を選んで提案してくれる（通常2000個くらいの候補を生成することが多い）

R-CNN (Regions with CNN features) とは？



MATLAB[®] における R-CNN



←..... 元論文のアルゴリズム

MATLAB では、実はR-CNN の元論文のアルゴリズムを若干改良して実装している

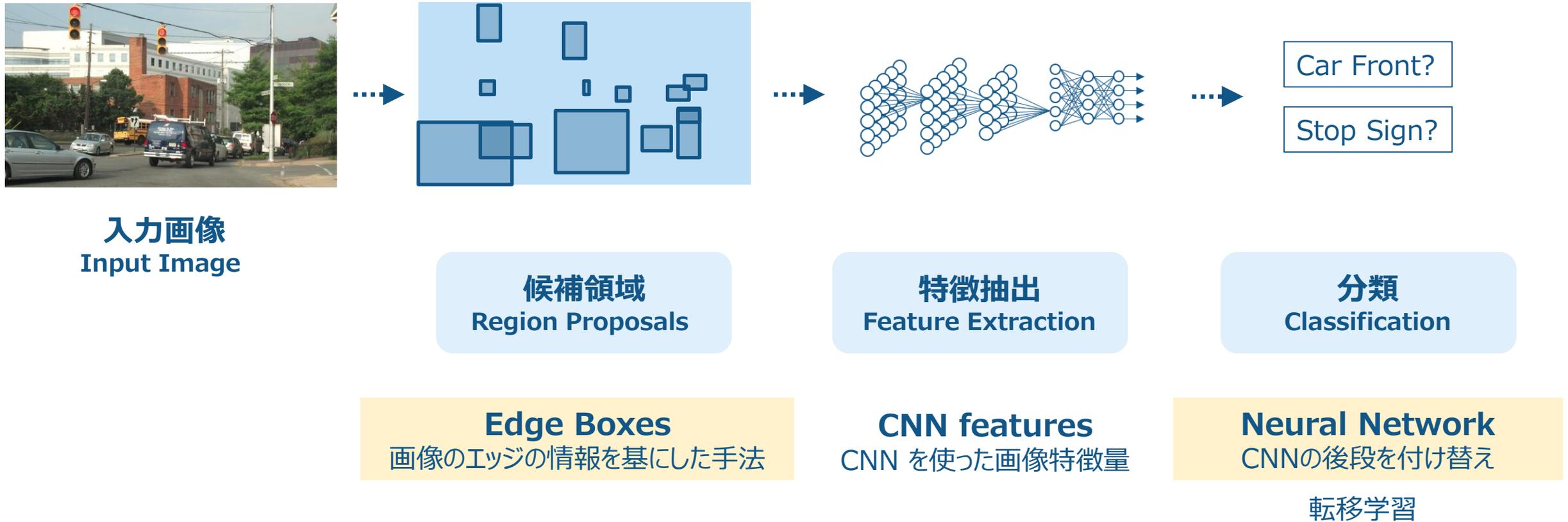


[1] Girshick, R., J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik. "Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation." *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2014, pp. 580–587

[2] Zitnick, C. Lawrence, and P. Dollar. "Edge Boxes: Locating Object Proposals from Edges." *Computer Vision-ECCV*, Springer International Publishing. 2014, pp. 391–405.

MATLAB における R-CNN

MATLABでは、Edge Boxes, CNN, Neural Network の組み合わせにより、物体の検出・認識を行っている
 → 性能や基本的な構成はあまり変えずに大幅に高速化！



学習サンプルの生成方法

学習サンプルは、領域候補の中から Ground Truth の IoU の値をもとに正例か負例かを決定する

PositiveOverlapRange : 領域を正例 (Positive) と判定する IoU の範囲

NegativeOverlapRange : 領域を負例 (Negative) と判定する IoU の範囲

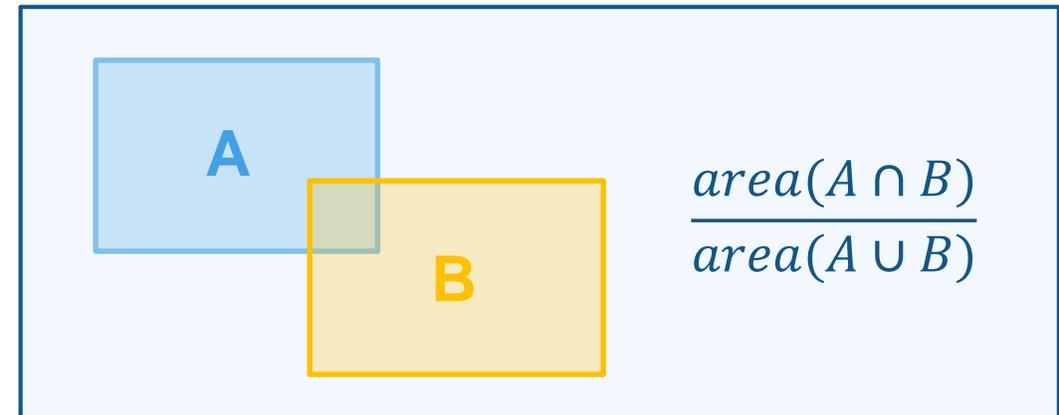


正例
(Positive)



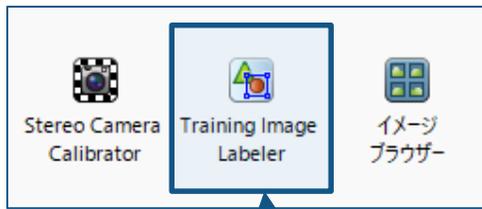
負例
(Negative)

IoU (Intersection over Union) とは？



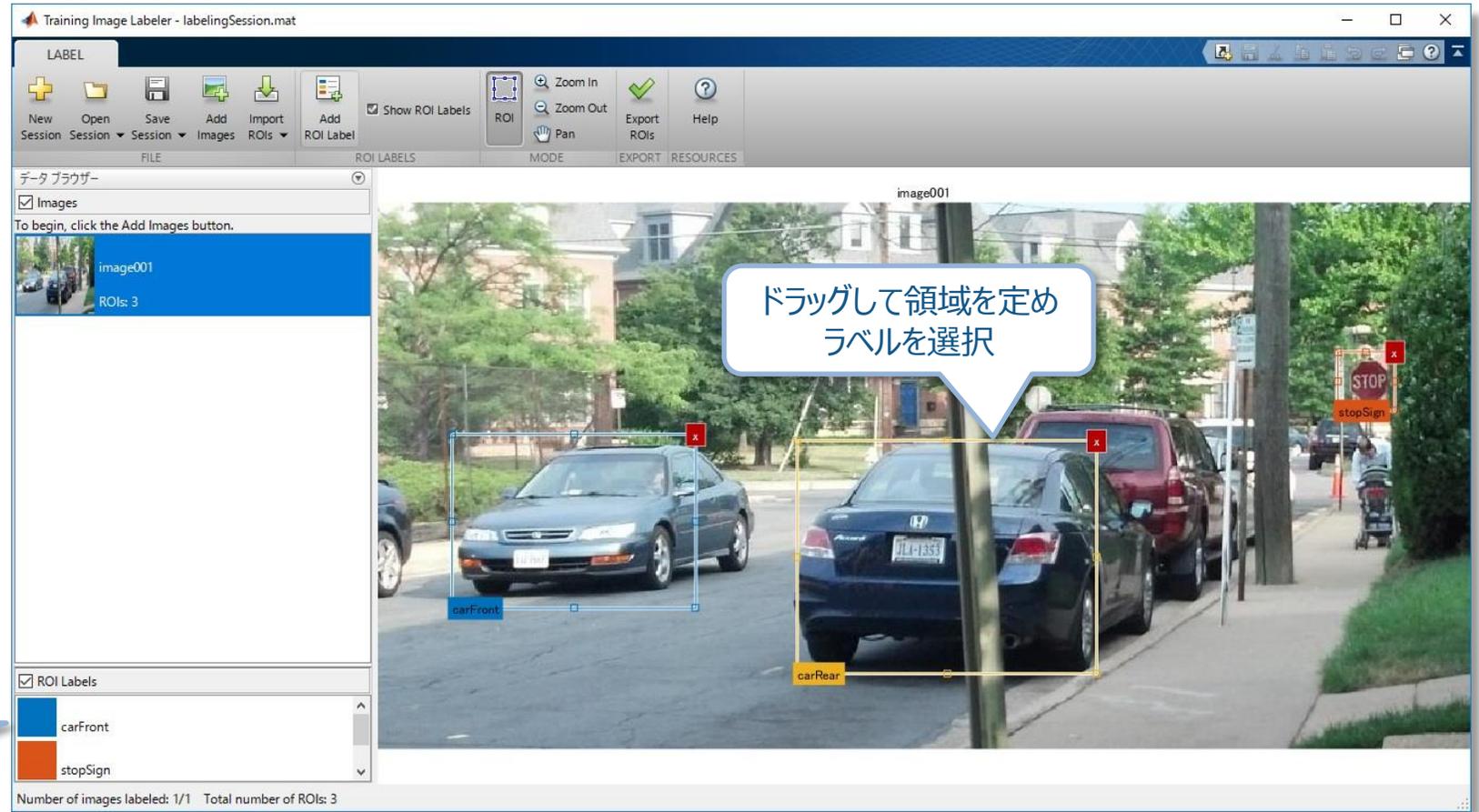
Training Image Labeler App

面倒で手間のかかるラベリングも専用ツールで誰にでも簡単に行うことができます



起動はアプリケーションタブにある上記のアイコンをクリックするだけ

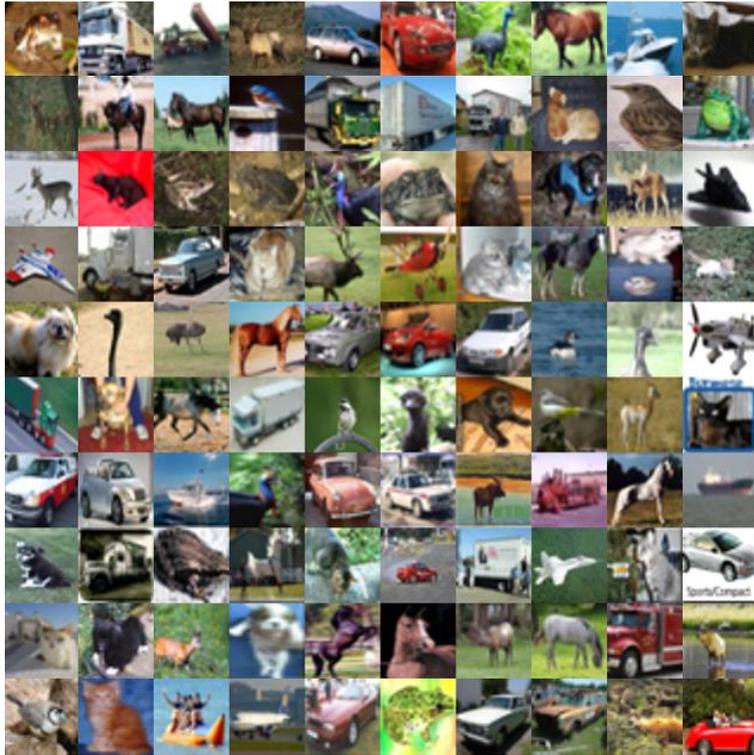
ラベルは自由に設定できます



CIFAR-10 とは？

データ点数 5 万点の画像データベース (解像度 : 32 x 32)

Images :



Categories :

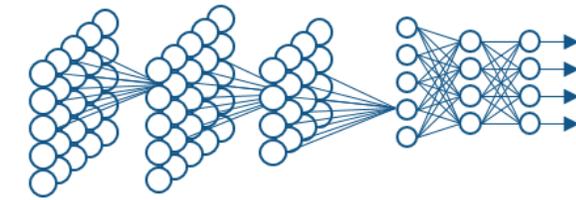
- *airplane*
- *automobile*
- *bird*
- *cat*
- *deer*
- *dog*
- *frog*
- *horse*
- *ship*
- *truck*

R-CNN の学習（関数：trainRCNNObjectDetector）

```
detector = trainRCNNObjectDetector(groundTruth, network, options)
```

1	2	3
imageFilename	stopSign	carRear
'stopSignImages/image001.jpg'	[856,318,39,41]	[398,378,315,210]
'stopSignImages/image002.jpg'	[445,523,52,54]	[332,633,691,287]
'stopSignImages/image003.jpg'	[897,365,49,48]	[718,409,74,66;1...
'stopSignImages/image004.jpg'	[948,424,34,44]	[757,503,143,69]
'stopSignImages/image005.jpg'	[980,393,31,56]	[]
'stopSignImages/image006.jpg'	[1.0408e+03,35...	[]

Ground Truth



SeriesNetwork または 層の配列

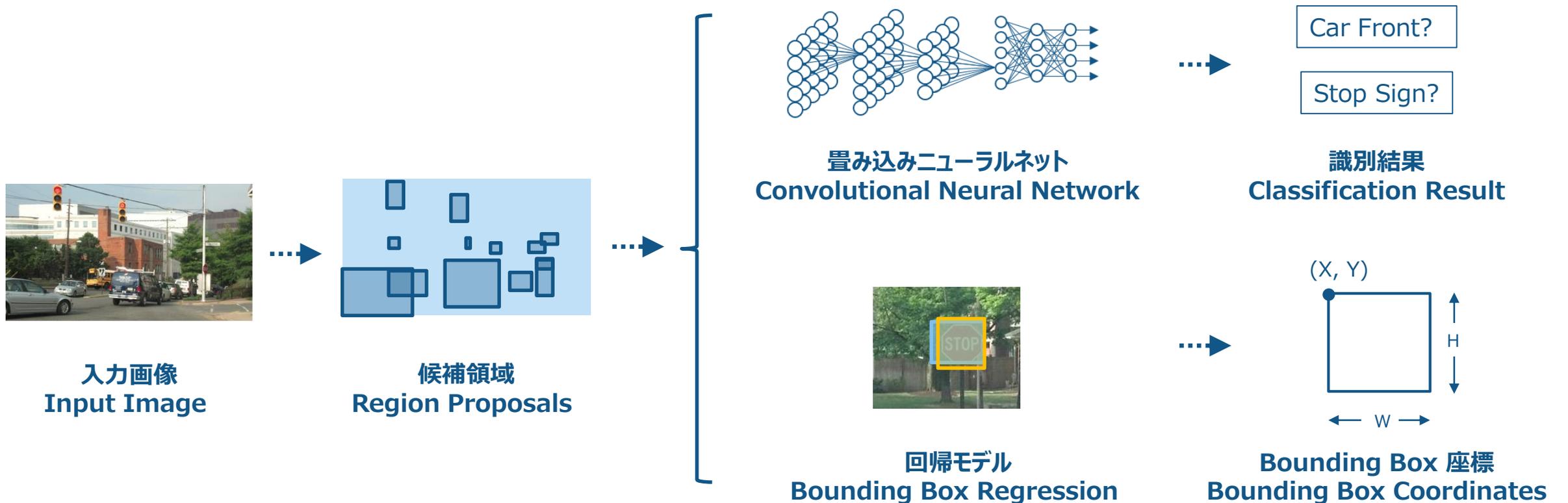
※ 引数として渡すネットワークの型により関数の動作が変わることに注意！

SeriesNetwork の場合 ⇒ ネットワークは自動的に変更される（学習率の倍率等も自動に設定される）

層の配列の場合 ⇒ 学習率の倍率等を手動で設定したい場合などはこちらを使う

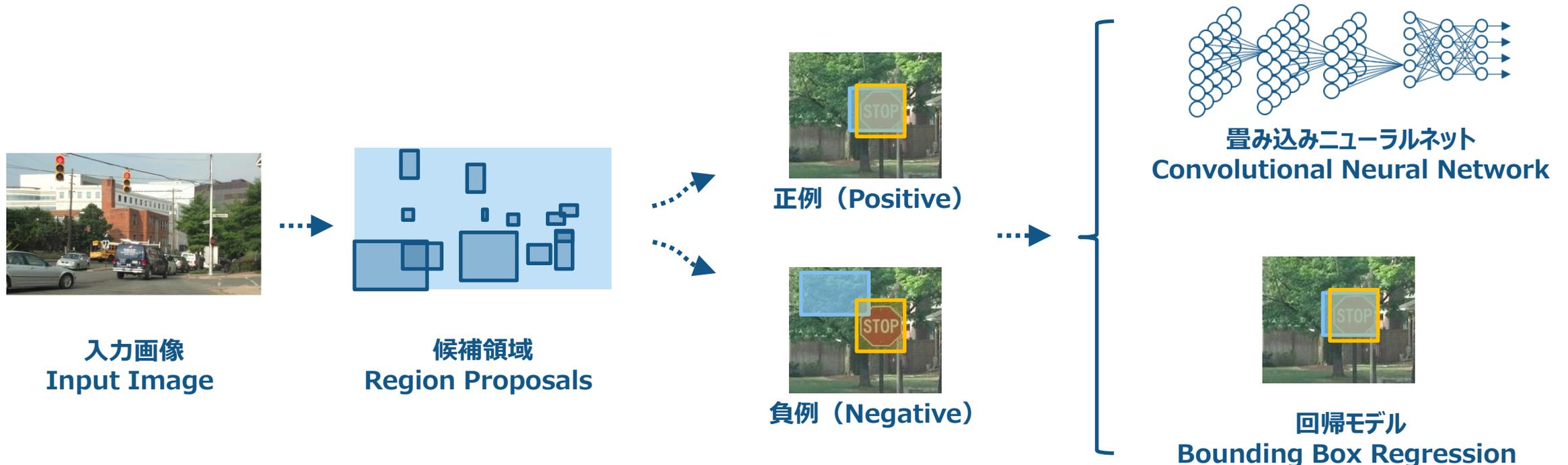
R-CNN での検出（識別）

1. Edge Boxes アルゴリズムにより、候補領域（Region Proposal）を生成する
2. CNN により識別（Classification）を行う
3. 回帰モデルを使って Bounding Box を予測する（Bounding Box Regression）



R-CNN での学習

1. Edge Boxes アルゴリズムにより、候補領域 (Region Proposal) を生成する
2. Ground Truth との重なり具合 (IoU) を元に学習サンプルを決定する
3. カテゴリ認識のための CNN の学習を行う (転移学習)
4. Bounding Box の微調整のための回帰モデルの学習を行う (Bounding Box Regression)

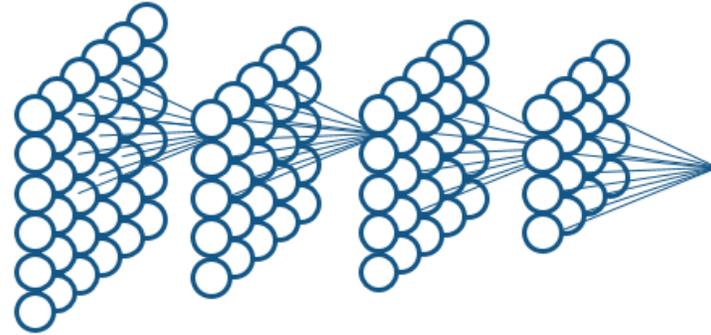


R-CNNの動作検証

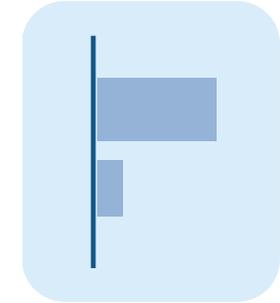
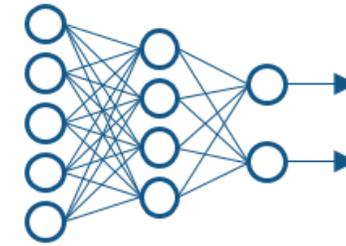
CNNの入力サイズに合った画像を入力すると、通常出力されるものは確率値となる



画像



...



標識
背景

確率値



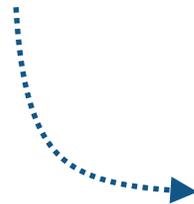
実は本来の入力サイズよりも
大きな画像を入力できる！

R-CNNの動作検証

```
featureMap = activations(rcnn.Network, testImage, 'softmax', 'OutputAs', 'channels');
```



本来の入力よりも大きい画像を入力すると…



確率のマップを出力する



CNN / R-CNN に必要な構成等

CNN / R-CNN に必要な Toolbox と Hardware



※ GeForce® GTX 1060/1070/1080 等の GPU ではパッチの適用が必要です (R2016a, R2016b)

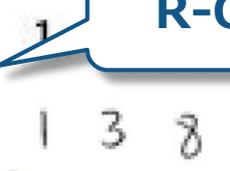
深層学習の例題

畳み込みニューラルネットの例題 Computer Vision System Toolbox のヘルプ

Computer Vision System Toolbox Examples

MATLAB Examples

Object Detection and Recognition

 <p>Automatically Detect and Recognize Text in Natural Images</p> <p>Detect regions in an image that contain text. This is a common task performed on unstructured scenes. Unstructured scenes are images...</p> <p>Open Script</p>	 <p>Detecting Cars Using Gaussian Mixture Models</p> <p>Detect and count cars in a video sequence using foreground detector based on Gaussian mixture models (GMMs).</p> <p>Open Script</p>	 <p>Object Detection in a Cluttered Scene Using Point Feature Matching</p> <p>Detect a particular object in a cluttered scene, given a reference image of the object.</p> <p>Open Script</p>	 <p>Object Detection Using Deep Learning</p> <p>Train an object detector using deep learning and R-CNN (Regions with Convolutional Neural Networks).</p> <p>Open Script</p>	 <p>Digit Classification Using HOG Features</p> <p>Classify digits using HOG features and a multiclass SVM classifier.</p> <p>Open Script</p>
 <p>Image Category Classification Using Bag of Features</p> <p>Use a bag of features approach for image category classification. This technique is also often referred to as bag of words. Visual image...</p> <p>Open Script</p>	 <p>Image Category Classification Using Deep Learning</p> <p>Use a pre-trained Convolutional Neural Network (CNN) as a feature extractor for training an image category classifier.</p> <p>Open Script</p>	 <p>Image Retrieval Using Customized Bag of Features</p> <p>Create a Content Based Image Retrieval (CBIR) system using a customized bag-of-features workflow.</p> <p>Open Script</p>	 <p>Pattern Matching</p> <p>Use the 2-D normalized cross-correlation for pattern matching and target tracking. The example uses predefined or user specified target...</p> <p>Open Script</p>	 <p>Recognize Text Using Optical Character Recognition (OCR)</p> <p>Use the ocr function from the Computer Vision System Toolbox™ to perform Optical Character Recognition.</p> <p>Open Script</p>

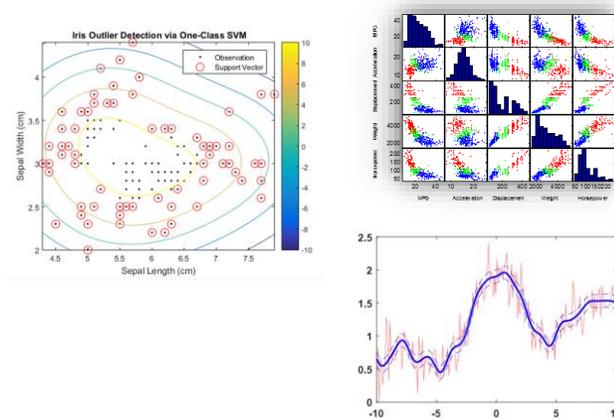
R-CNN の例題

CNN の例題

機械学習・並列化・高速化

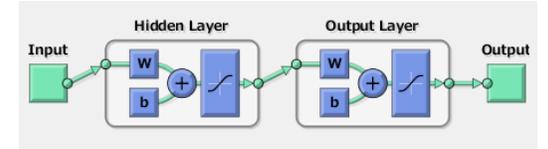
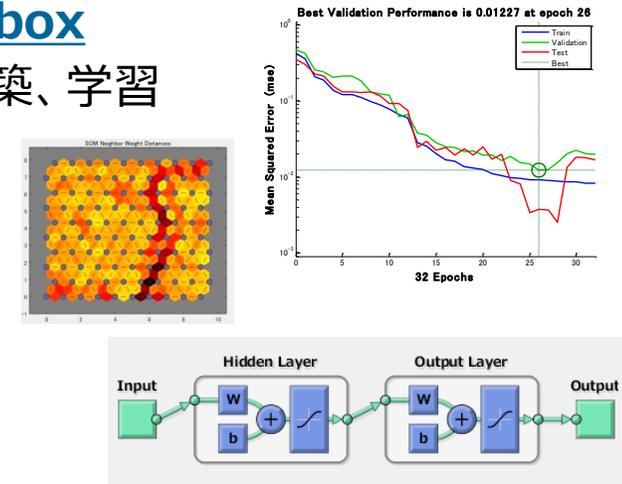
Statistics and Machine Learning Toolbox™

- 機械学習
- 多変量統計
- 確率分布
- 回帰と分散分析
- 実験計画
- 統計的工程管理



Neural Network Toolbox

- ニューラルネットワークの構築、学習
- データフィッティング
- クラスタリング
- パターン認識
- 深層学習
- GPUによる計算の高速化



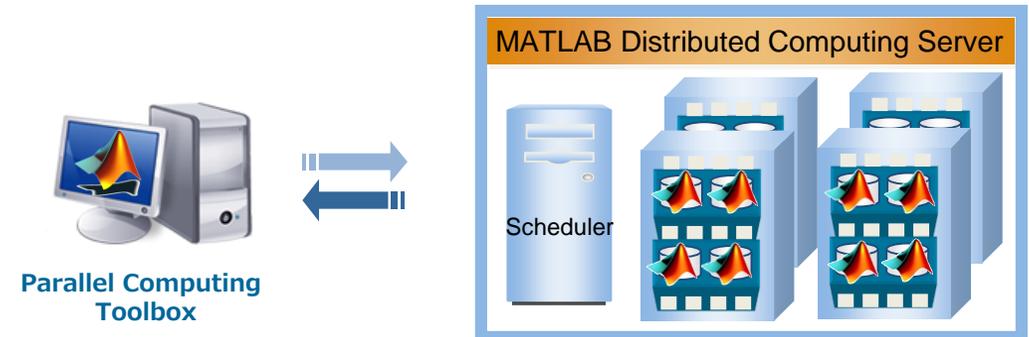
Parallel Computing Toolbox

- MATLAB & Simulink と連携した並列処理
- 対話的な並列計算実行
- GPGPU による高速演算
- ジョブおよびタスクの制御



MATLAB Distributed Computing Server

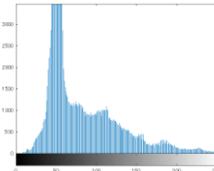
- クラスタによる計算環境を提供



画像処理・コンピュータビジョン・ロボットビジョン

Image Processing Toolbox™

- コーナー、円検出
- 幾何学的変換
- 各種画像フィルタ処理
- レジストレーション（位置合せ）
- セグメンテーション（領域分割）
- 画像の領域の定量評価



Computer Vision System Toolbox™

- カメラキャリブレーション
- 特徴点・特徴量抽出
- 機械学習による物体認識
- 動画ストリーミング処理
- トラッキング
- ステレオビジョン・3D表示

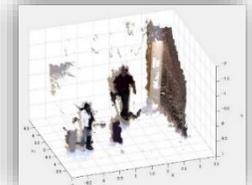
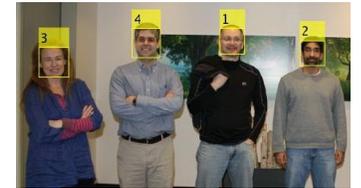
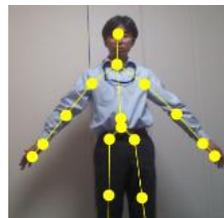


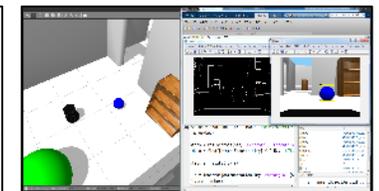
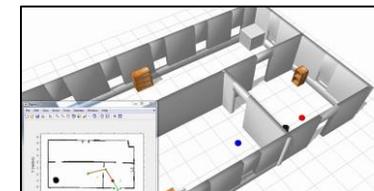
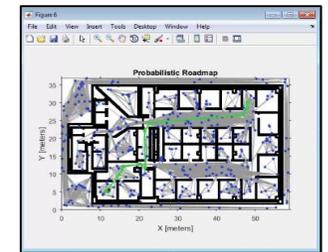
Image Acquisition Toolbox™

- デバイスから画像、動画直接取り込み
 - フレームグラバボード
 - DCAM, Camera Link®
 - GigE Vision®, Webカメラ
 - Microsoft® Kinect® for Windows®



Robotics System Toolbox™

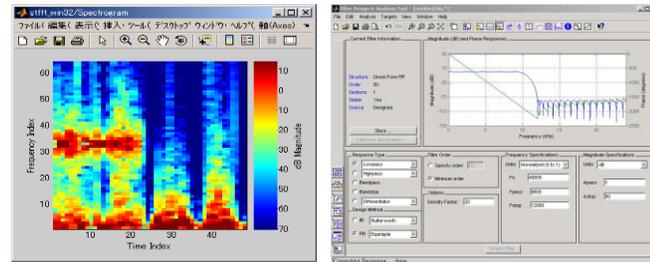
- ロボティクスアルゴリズム開発の支援
- MATLAB・SimulinkとROS間のインターフェイス
- ROSノード生成



信号処理・信号解析

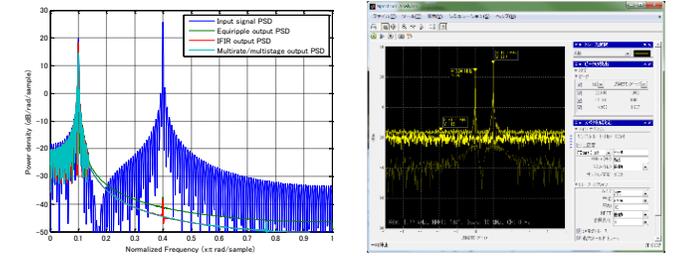
Signal Processing Toolbox™

- 信号生成、時間領域解析
- フィルタ設計解析
- スペクトル解析
- 線形予測



DSP System Toolbox™

- 高度なフィルタ設計
- スペクトル解析
- スペアナ、ロジアナ表示
- 行列演算、統計処理



Wavelet Toolbox™

- 信号・画像の解析・ノイズ除去・圧縮等
 - 連続 / 離散ウェーブレット
 - パケット解析 / 主成分分析
- 対話的なGUIによる操作

