

ディープラーニングによる画像認識の基礎と実践ワークフロー

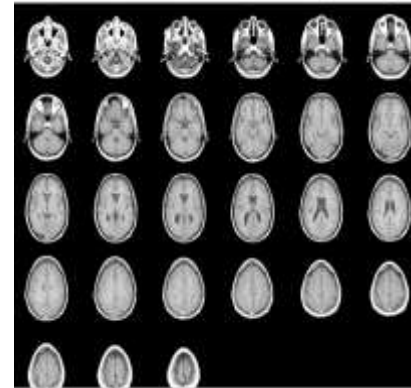
MathWorks Japan
アプリケーションエンジニアリング部
アプリケーションエンジニア
福本 拓司

一般的におこなわれる目視による評価

製造ライン



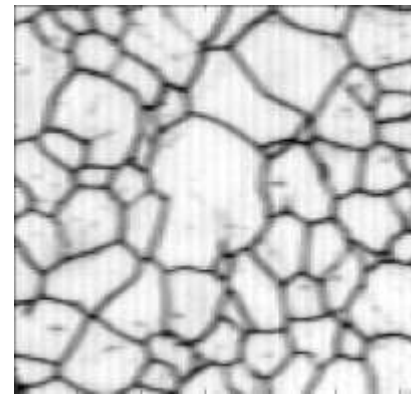
医用データ



作業現場・インフラ



研究データ



大量画像の収集
専門家によるチェック

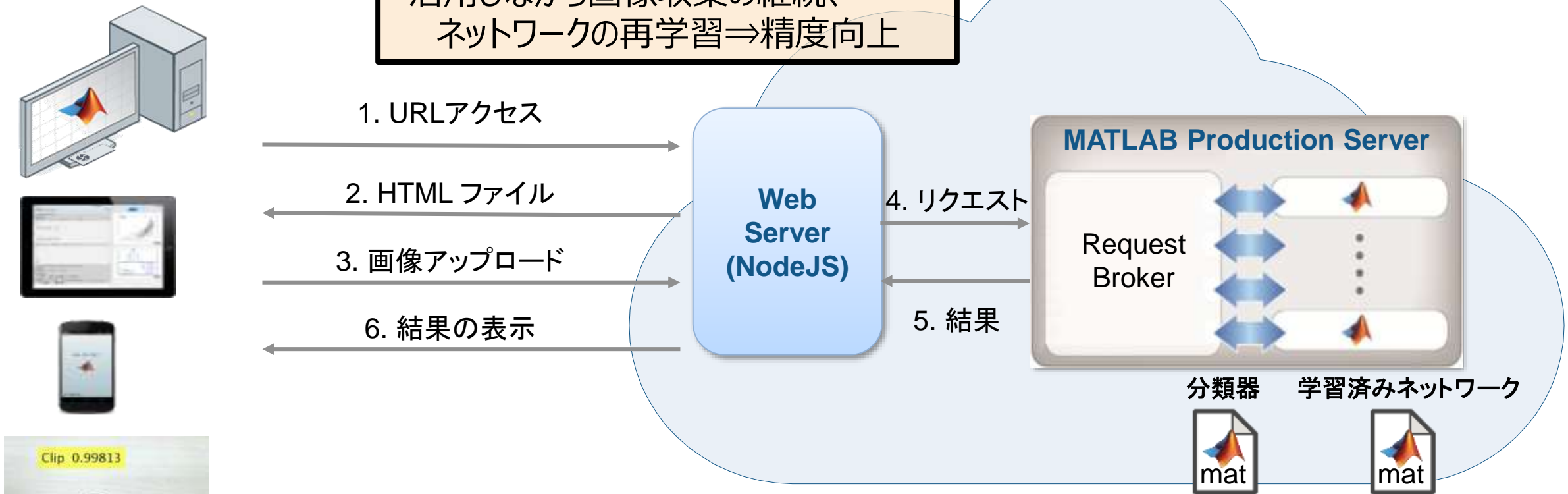


現場での目視

スマートフォンで撮影した映像をその場で評価

MATLAB® Production Server™

- ・遠隔地でスマートフォンで判定
- ・活用しながら画像収集の継続、ネットワークの再学習⇒精度向上

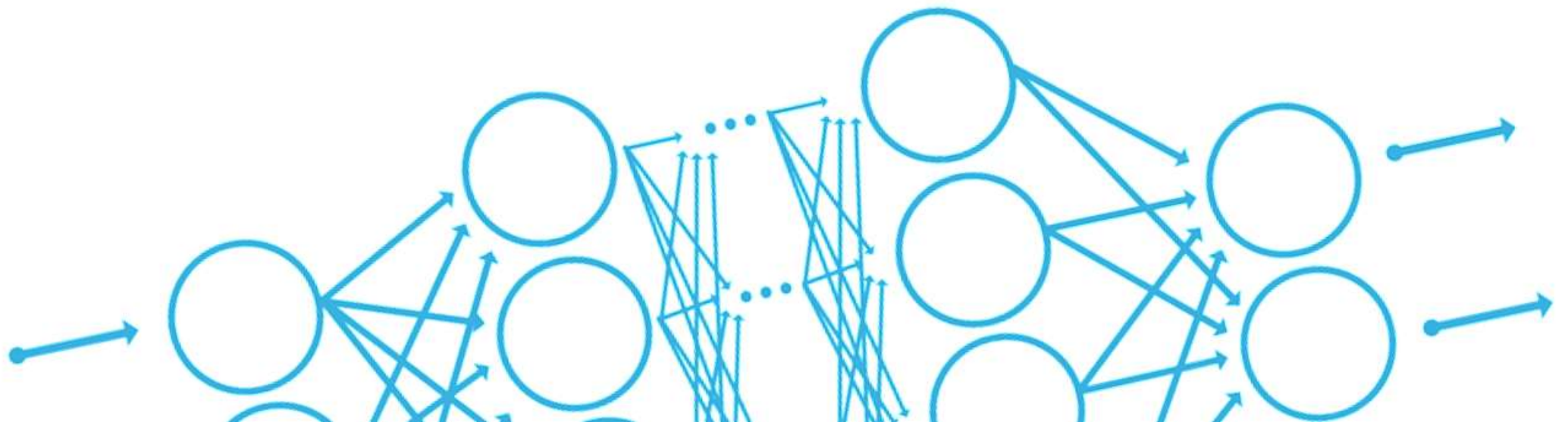


ディープラーニング分野でMATLAB®を利用するメリット

- ・画像があれば簡単にはじめられるフレームワーク
- ・作ったネットワークをすぐにシステムへ統合できる

Agenda

- これからはじめるディープラーニング活用ワークフロー
- ディープラーニングの異常検知への適用
- 学びを助けるリソース



機械学習を利用すべき場面とは？

画像処理のアルゴリズム



手書き
プログラム

'Face'

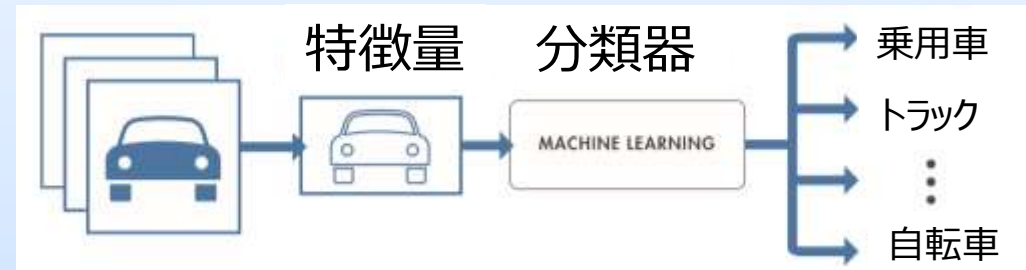
'Helmet'

```
If brightness > 0.5  
    then 'Helmet'  
If edge_density < 4 and major_axis > 5  
    then ...
```

数値で条件を指定し切り分け

明確な切り分けが可能の場合に○

機械学習



分類器 = <機械学習アルゴリズム>(学習データ, ラベル)

画像データを使って分類器を学習

うまくくと柔軟な切り分けができる

機械学習を利用すべき場面とは？

画像処理のアルゴリズム



手書き
プログラム

'Face'

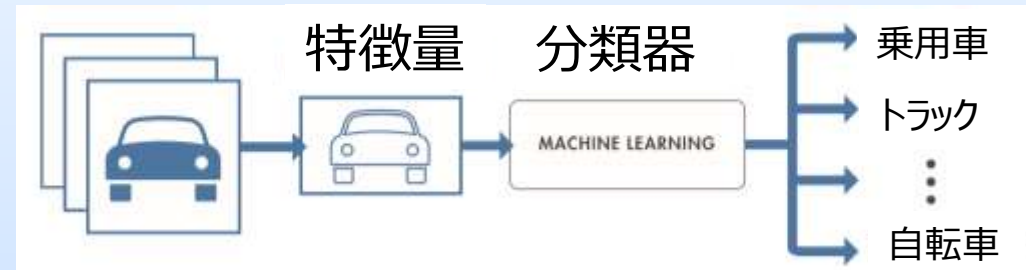
'Helmet'

```
If brightness > 0.5  
    then 'Helmet'  
If edge_density < 4 and major_axis > 5  
    then ...
```

数値で条件を指定し切り分け

明確な切り分けが可能の場合に○

機械学習



Deep Learning



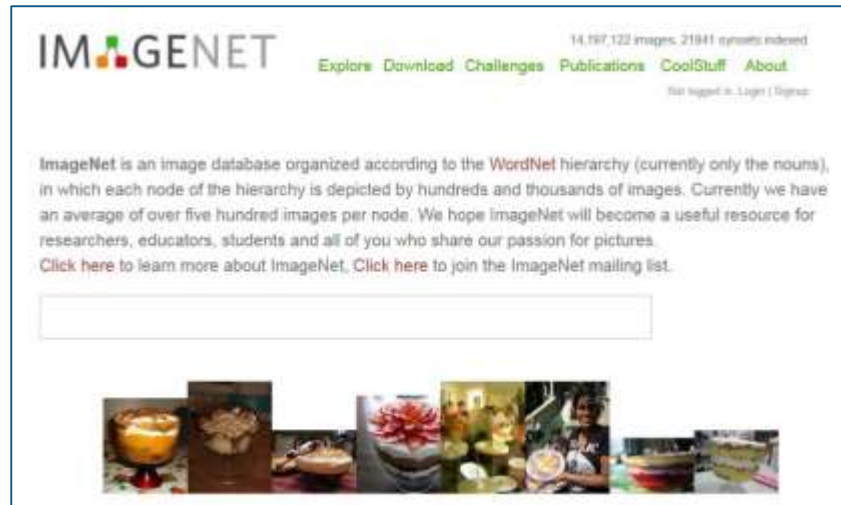
画像データを使って分類器を学習

うまくくと柔軟な切り分けができる

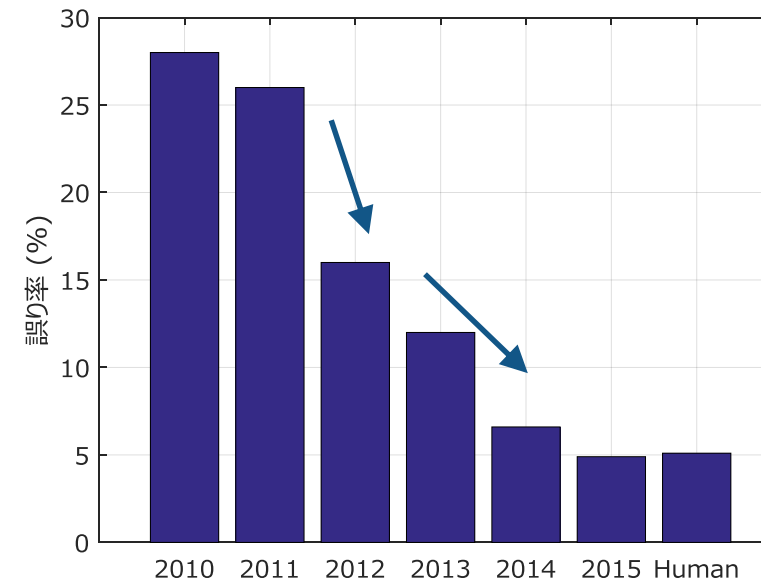
ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)

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



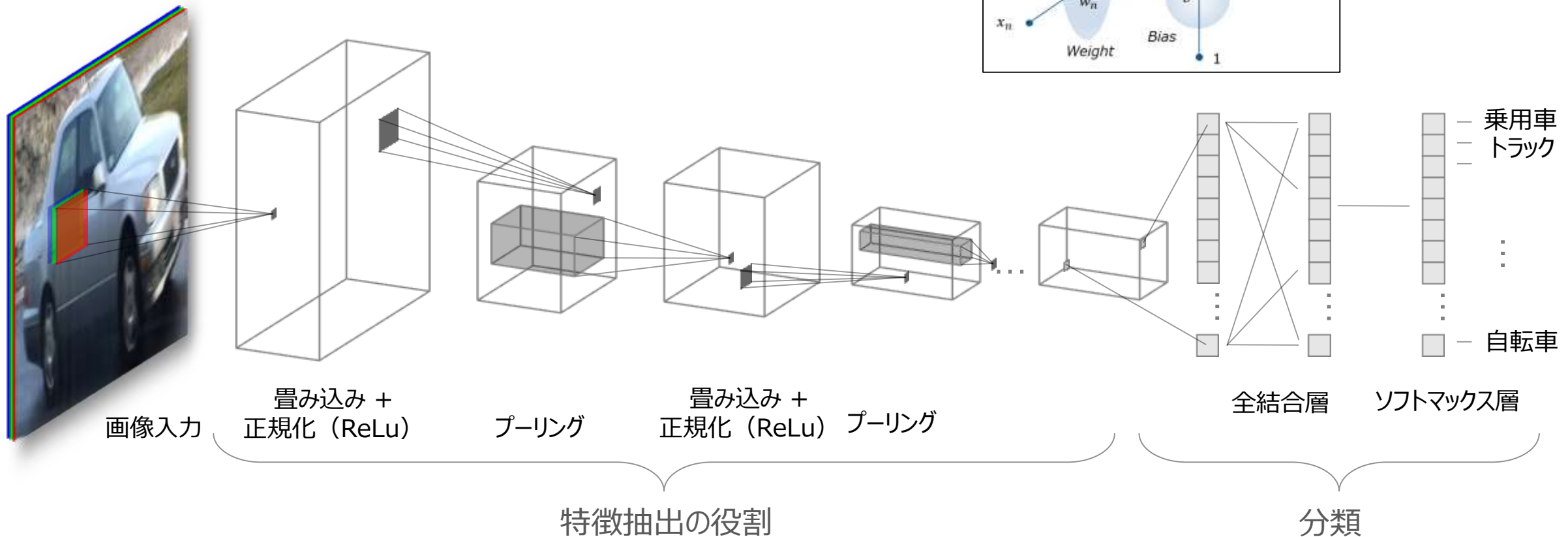
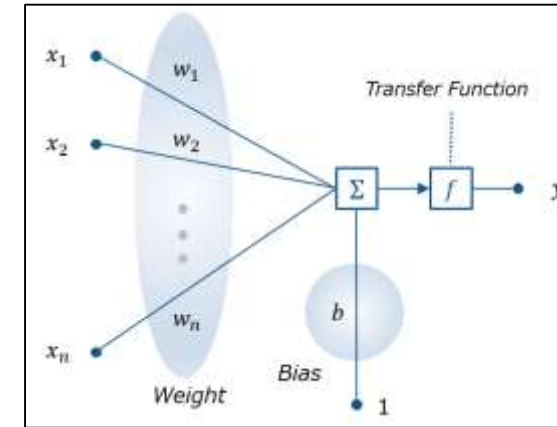
<http://www.image-net.org/>



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)

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

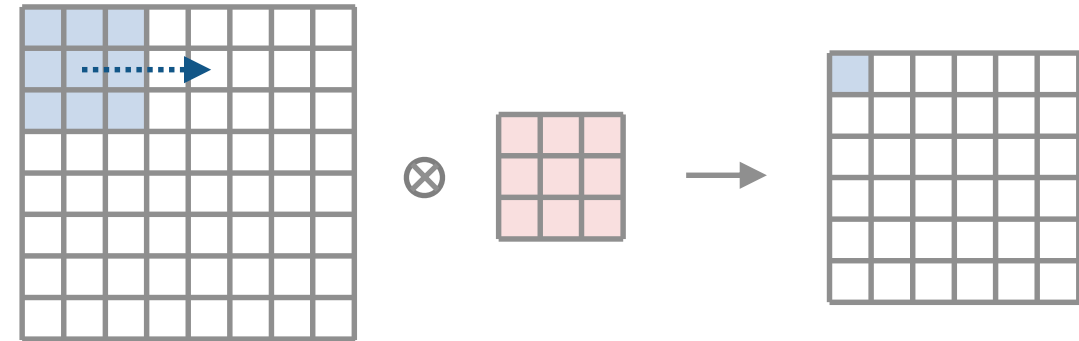
畳み込み層・プーリング層・正規化層などを
積み重ねて作られた多層のニューラルネットワーク



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

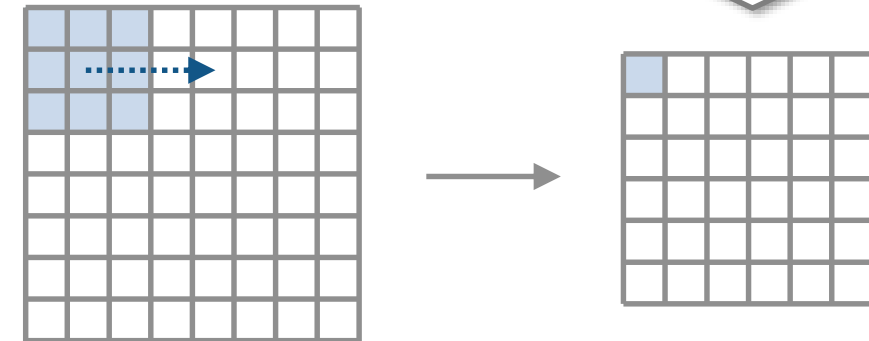
Convolution Layer (畳み込み層)

- 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



Pooling Layer (プーリング層)

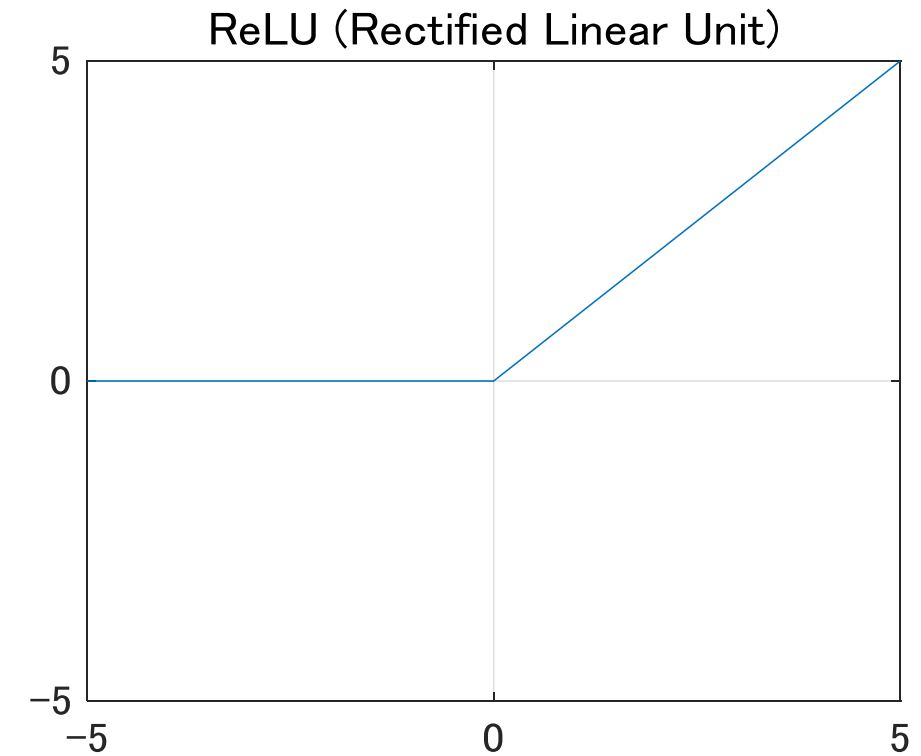
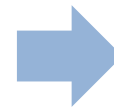
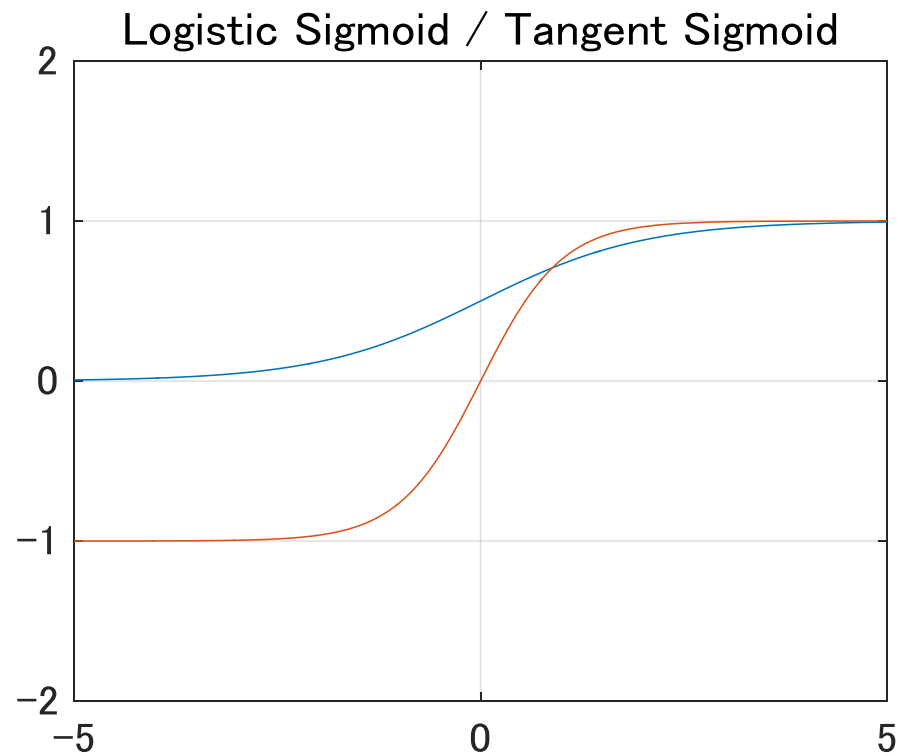
- 領域内の最大値または平均値を出力
- 平行移動等に対するロバスト性に関係
- スライドと呼ばれる間引きを行うこともある



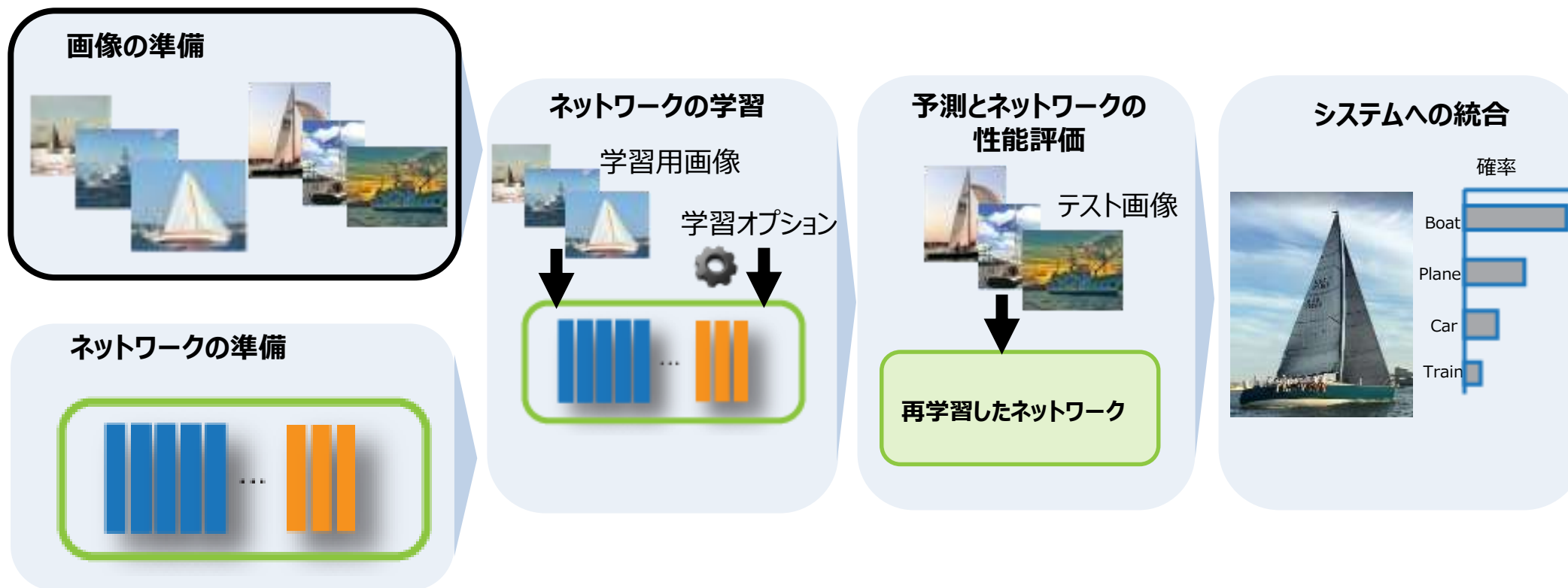
最大値を出力する場合 : Max Pooling
平均値を出力する場合 : Average Pooling

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



MATLABによるディープラーニングワークフロー

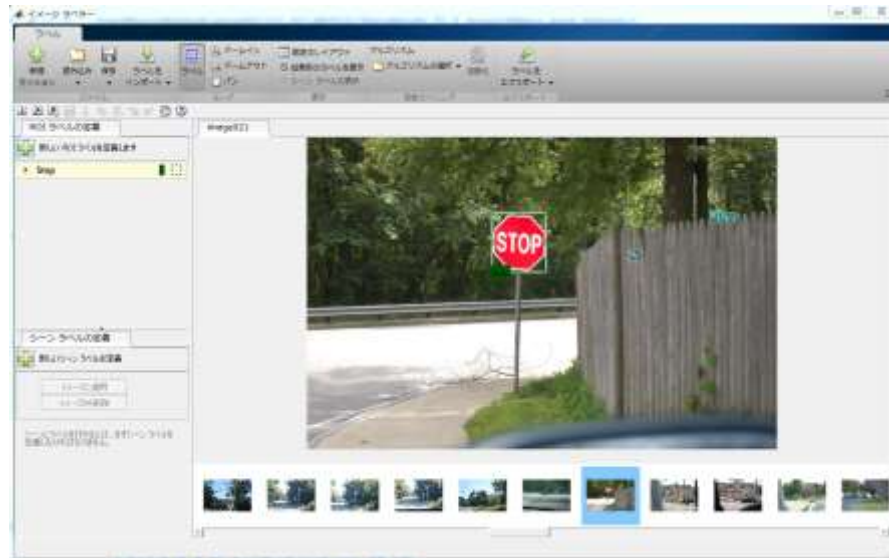


画像のラベル付けをサポート Image Labeler

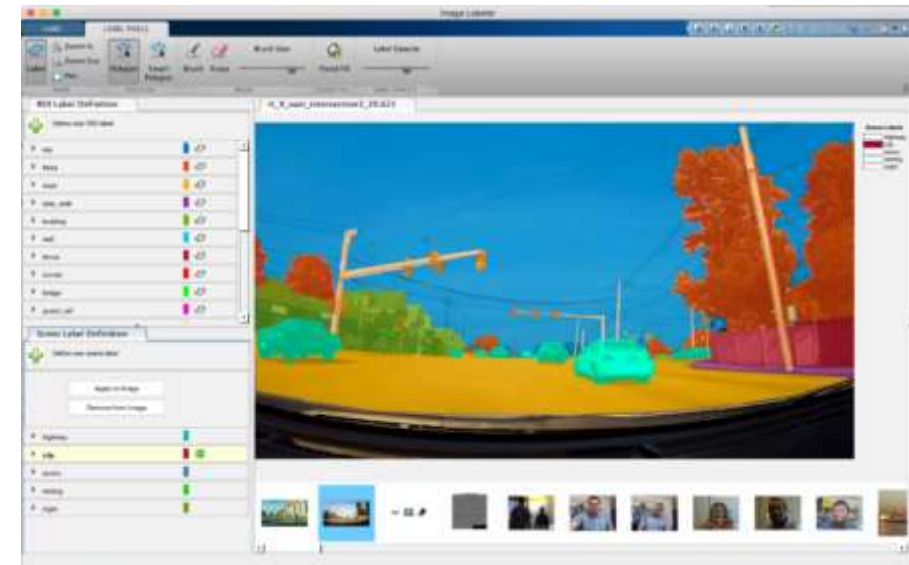
R2017b

- シーン、オブジェクト、 픽셀に対してのラベリング
- 独自のアルゴリズムによる自動化

ROIのラベリング



픽셀의 라벨링



効率よい学習と精度向上のためのデータ拡張

- 大量の画像セットにメモリ効率の良いアクセス

- imageDatastore

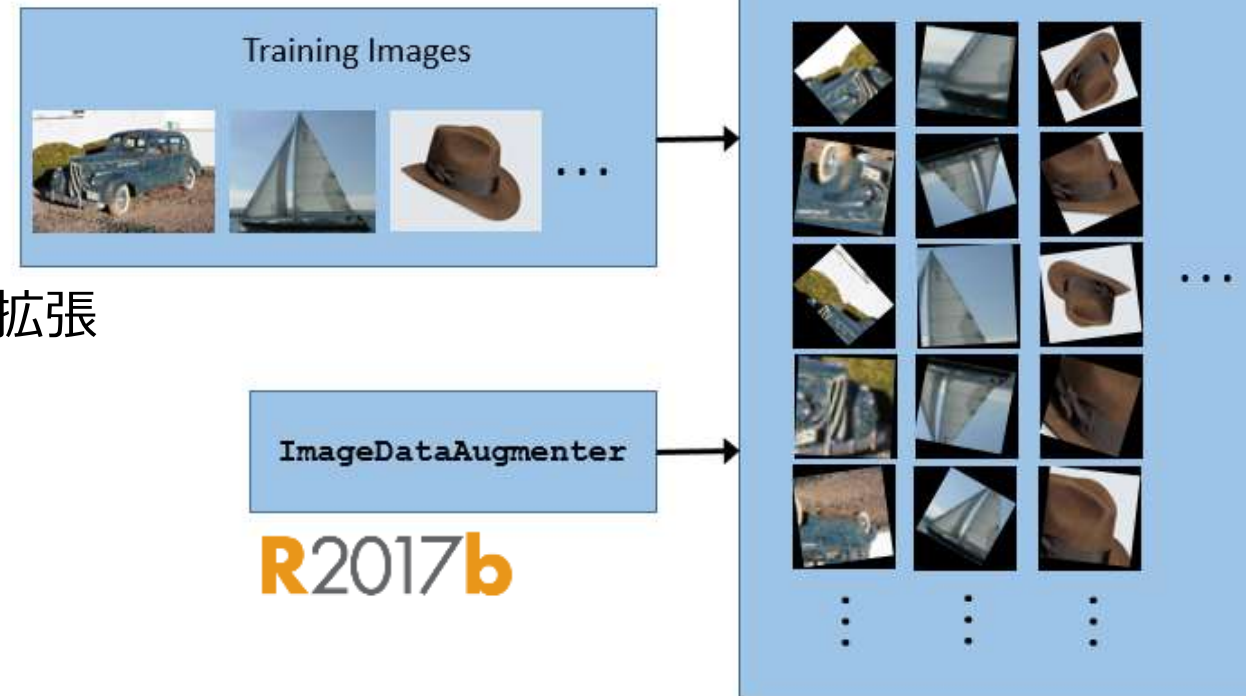
- データ拡張

- imageDataAugmenterによる画像データの拡張

- スケール
- せん断
- 変換

の制限をかけながらデータを拡張

拡張された画像セット



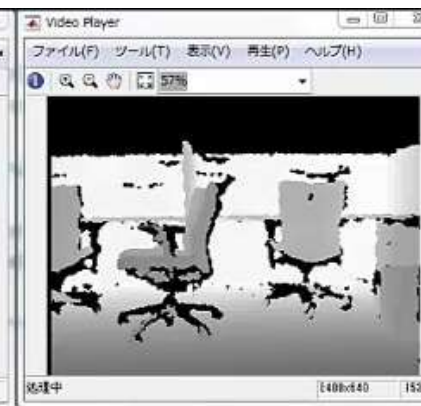
各種カメラデバイスからのデータ取り込み

Image Acquisition Toolbox

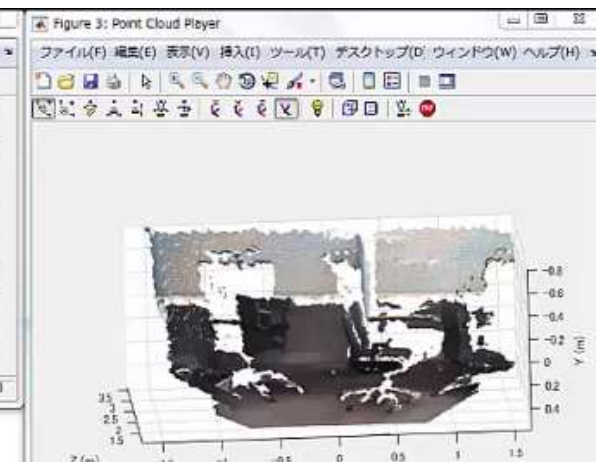
- 業界標準のHWからの動画像取込み機能を提供
 - フレームグラバ
 - Analog
 - Camera Link
 - DCAM 互換 FireWire (IIDC 1394)
 - GigE Vision
 - USB3 Vision
 - IPカメラ
- Microsoft Kinect



RGB

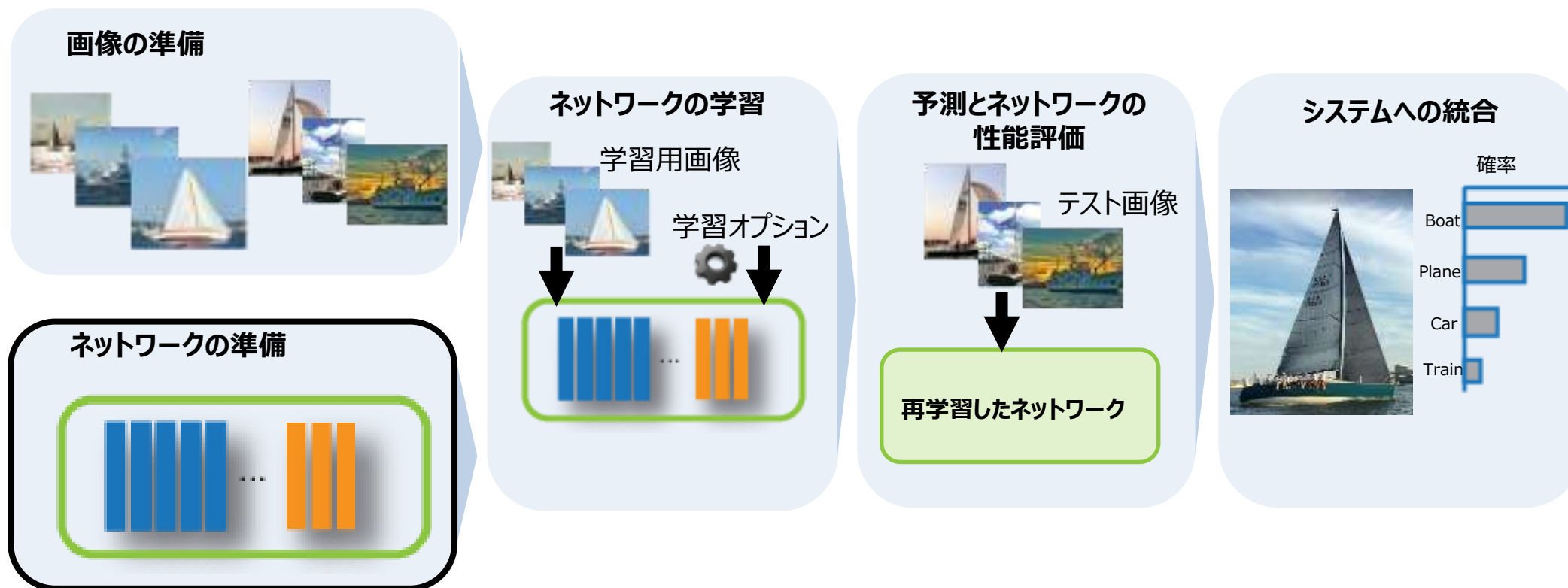


Depth



ポイントクラウド

MATLABによるディープラーニングワークフロー



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

GPU有無を自動で判定。あればGPU,なければCPUで学習。

<http://www.mathworks.com/help/releases/R2017b/nnet/ref/trainnetwork.html>

ネットワークをスクラッチで作るハードル

精度が高いネットワークはどのような学習をしているのか

・100万枚の画像セット

AlexNet

■ NVIDIA® GeForce® GTX 580 2機 による 5～6日間の学習

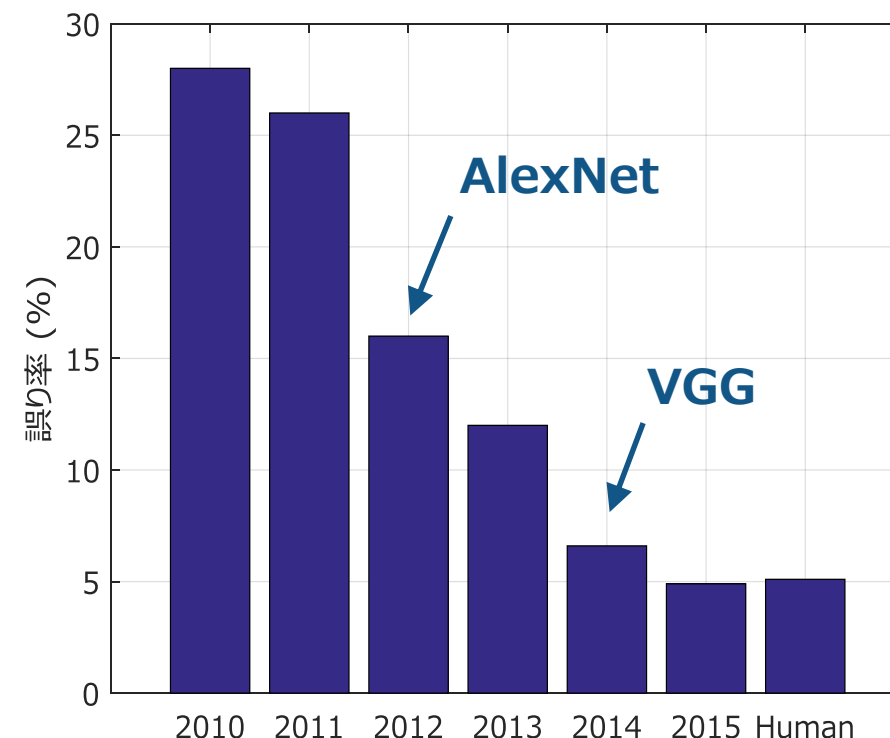
VGG Net

■ NVIDIA® GeForce® TITAN Black 4機 による 2～3週間の学習

ネットワークをスクラッチで作る際のハードル

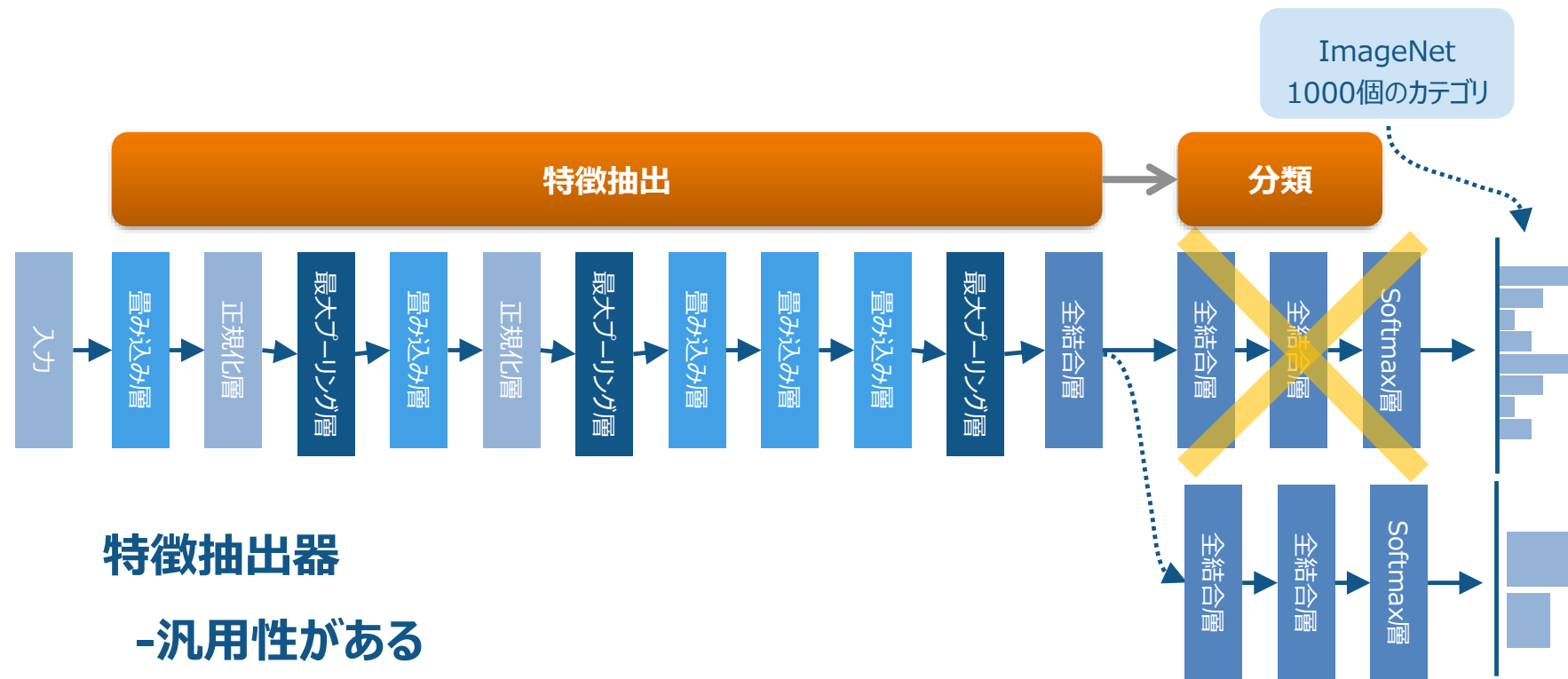
- ・ネットワーク構築の知識
- ・大量の画像セット
- ・膨大な計算コスト

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

CNN と転移学習

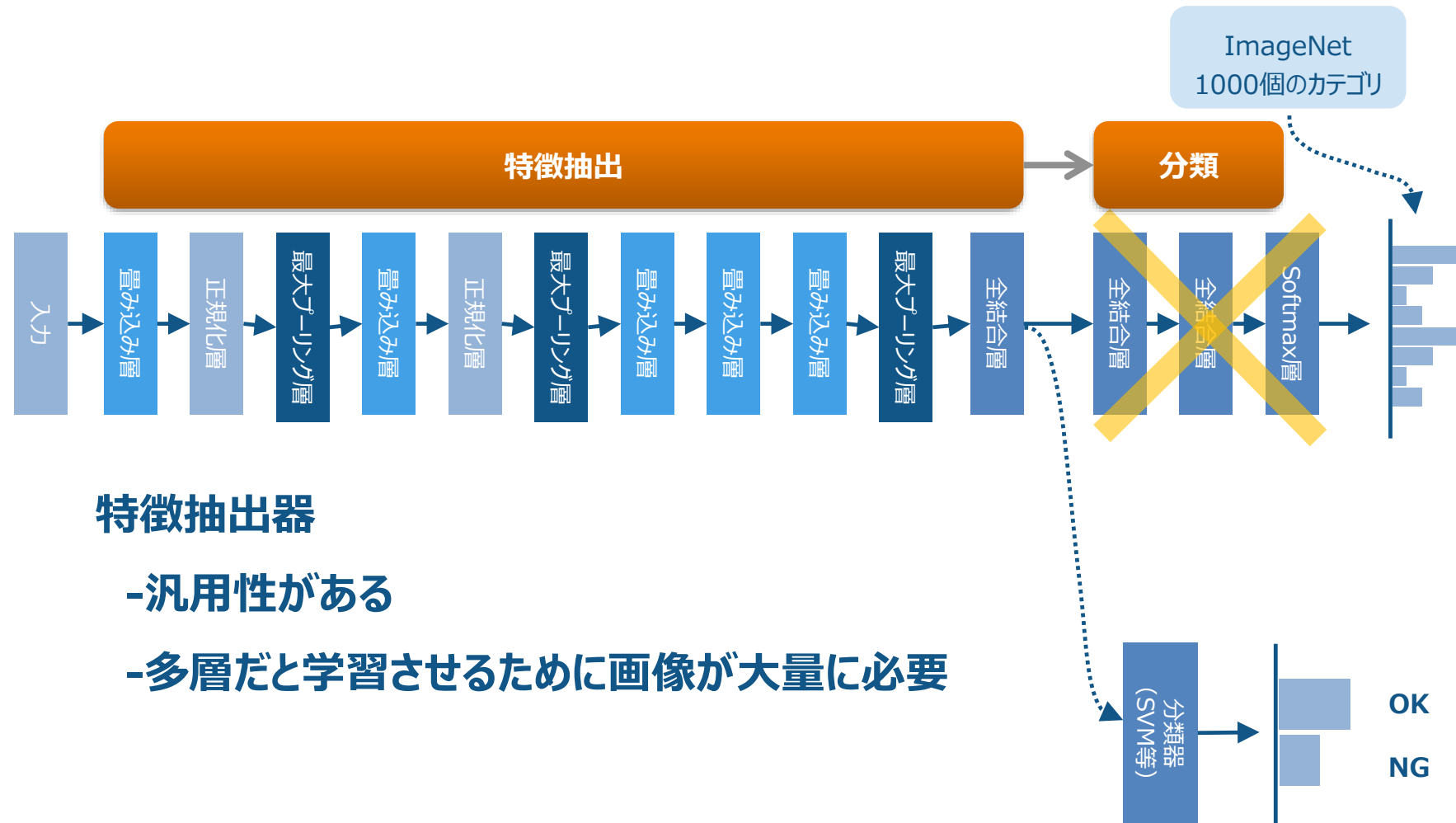


特徴抽出器

- 汎用性がある
- 多層だと学習させるために画像が大量に必要

優れた既存ネットワークの特徴抽出器 + 独自分類器

CNN と転移学習

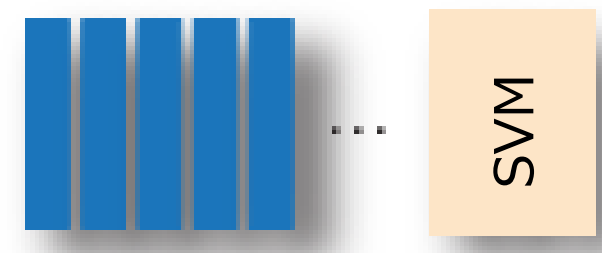
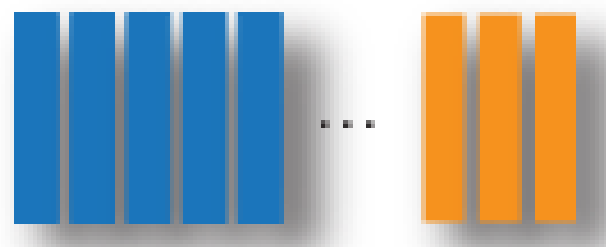


特徴抽出器

- 汎用性がある
- 多層だと学習させるために画像が大量に必要

優れた既存ネットワークの特徴抽出器 + 独自分類器

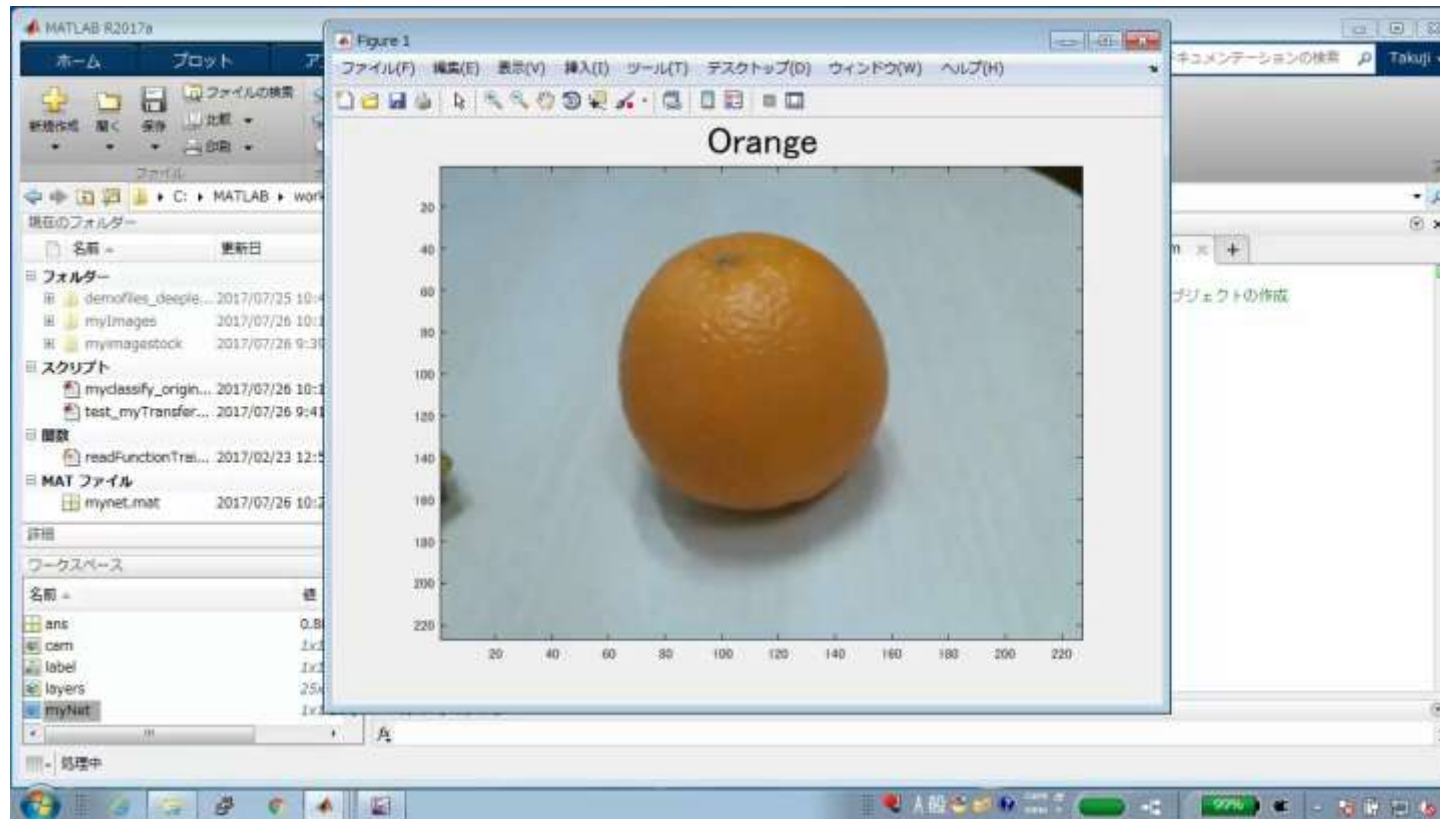
転移学習の種類



分類器をNNで置き換え		特徴抽出器として利用し、SVMなどを接続
再学習によるチューニング	特徴抽出	元のネットワークの特性
NNの全結合層・ソフトマックス層を取替え	分類器	SVM等 機械学習で利用する分類器を利用
独自分類への最適なネットワークを目指せる。	メリット	分類器の変更など試すことがわかりやすい。 学習の計算コストが少ない。
学習のパラメータなどの知識が必要。	ハードル	特徴抽出の最適化はできない。

ディープラーニングによる物体認識

ディープラーニング：10行でできる転移学習 ～画像分類タスクに挑戦～



学習した種類：

- オレンジ
- みかん
- グレープフルーツ(ルビー)
- グレープフルーツ(ホワイト)
- レモン

学習画像数：各 20 枚

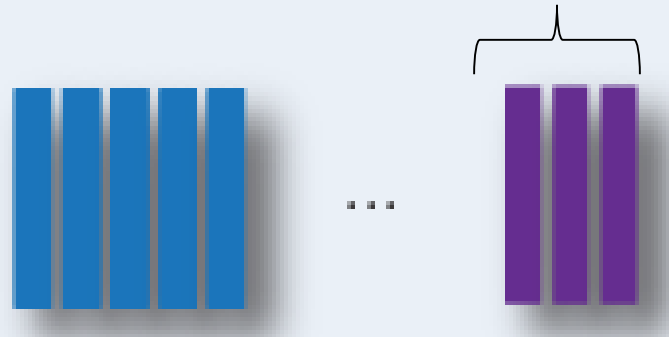
- 要件を満たすPC&MATLAB環境
 - 学習済みAlexnet
 - 画像セット
- で10行のコーディングで始められます

<https://www.youtube.com/watch?v=XMcHiMIT8iE>

転移学習ワークフロー

学習済みネットワーク読み込み

特定のタスクのために
学習された分類器

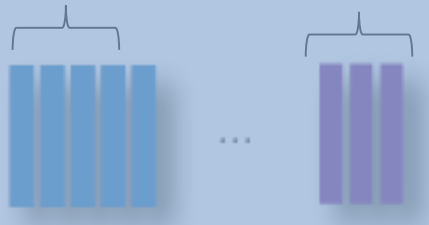


画像数 100万枚以上
クラス 1000以上

転移学習ワークフロー

学習済みネットワーク読み込み

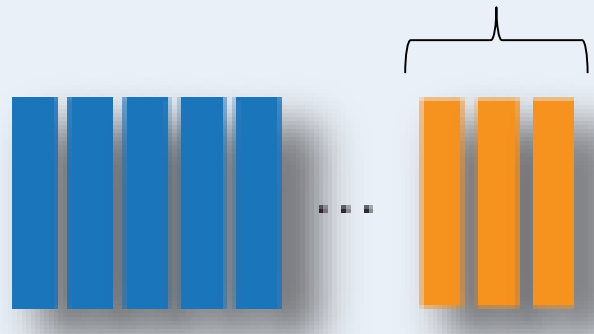
特定のタスクのために
学習された分類器



画像数 100万枚以上
クラス 1000以上

最後段の層を いくつか置き換え

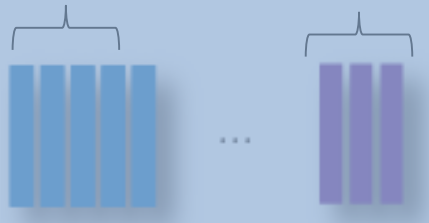
新しいデータを
学習するための新しい層



転移学習ワークフロー

学習済みネットワーク読み込み

特定のタスクのために
学習された分類器



画像数 100万枚以上
クラス 1000以上

最後段の層を いくつか置

新しいデー
タのための新

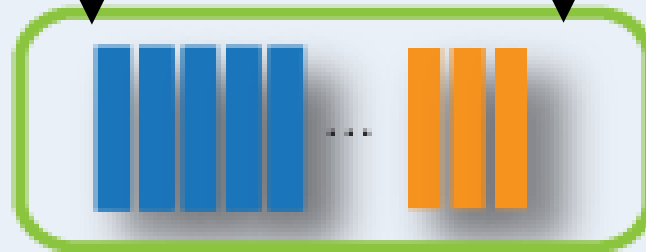


ネットワークの学習

学習用画像



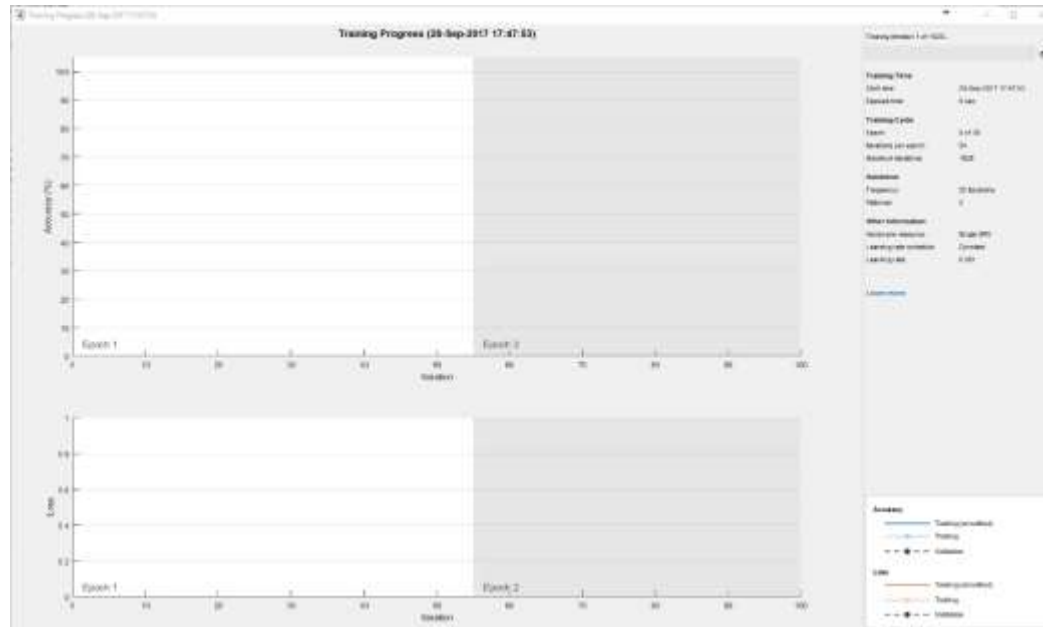
学習オプション



画像 数100枚
クラス 数10カテゴリ

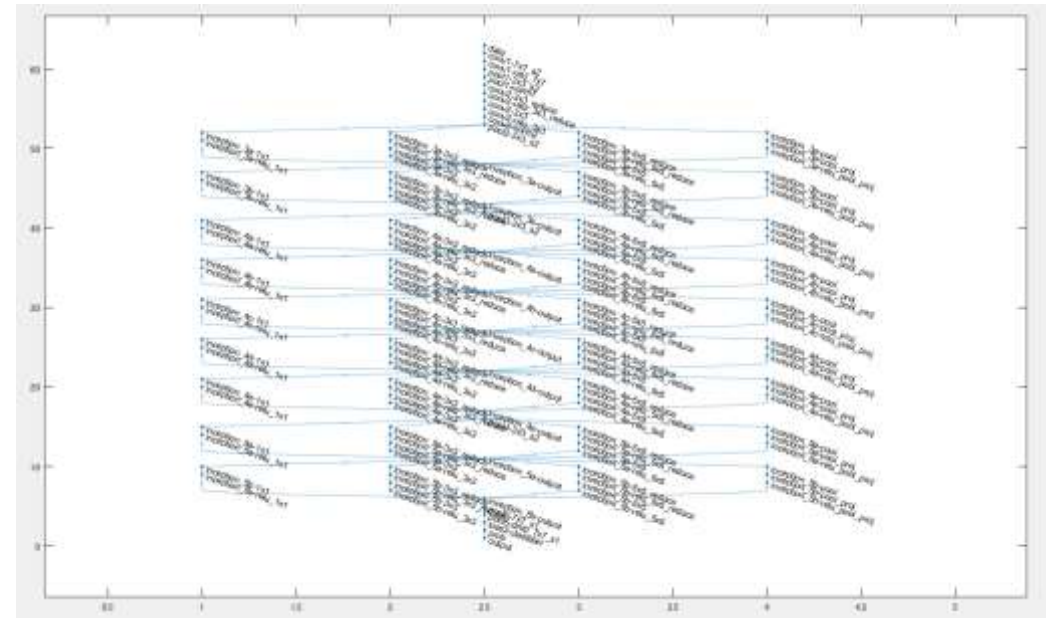
豊富な可視化機能

学習進捗の可視化と学習停止



```
opts = trainingOptions(...
    'Plots', 'training-progress', ...
    'ValidationPatience', 3);
```

ネットワークの可視化



```
lgraph = layerGraph(net);
plot(lgraph)
```

転移学習ワークフロー

学習済みネットワーク読み込み

特定のタスクのために
学習された分類器



画像数 100万枚以上
クラス 1000以上

最後段の層を いくつか置

新しいデー
タのための新



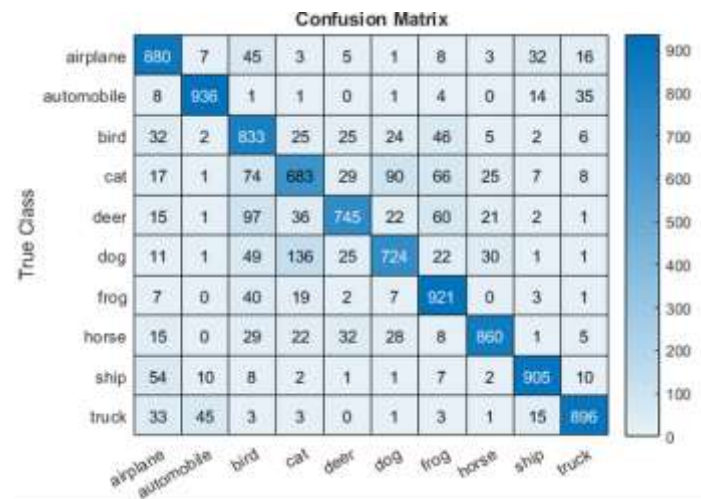
予測とネットワークの 性能評価



テスト画像

再学習したネットワーク

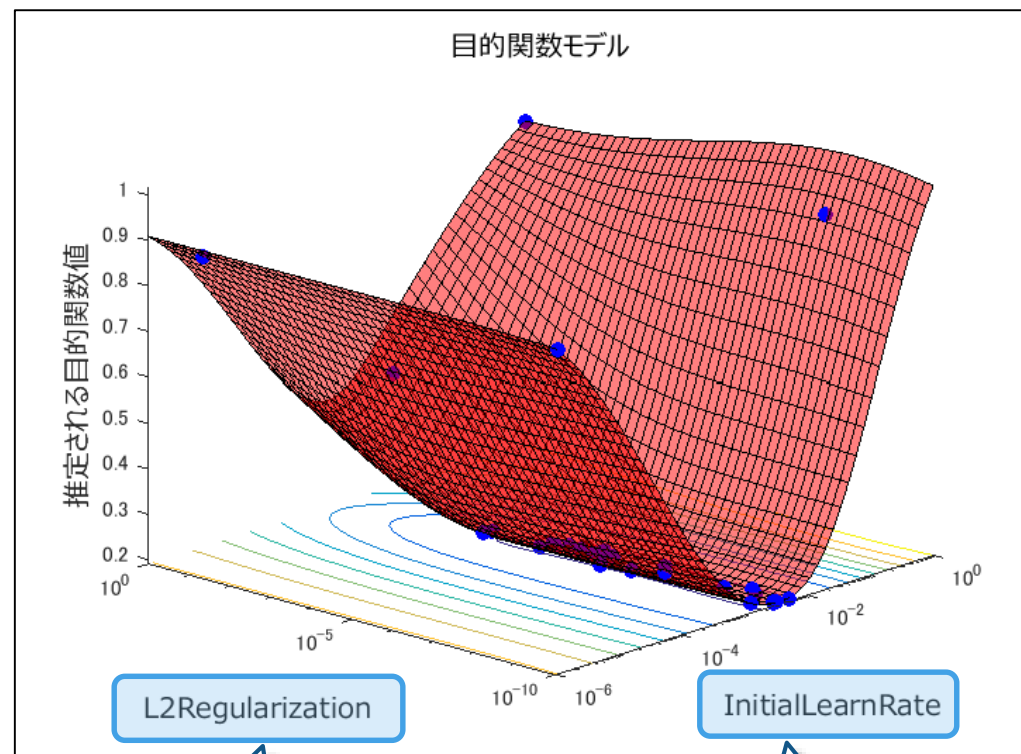
混合行列/ヒートマップ表示



```
[cmat,classNames] =
confusionmat(testLabels,predictedLabels);
h = heatmap(classNames,classNames,cmat);
```

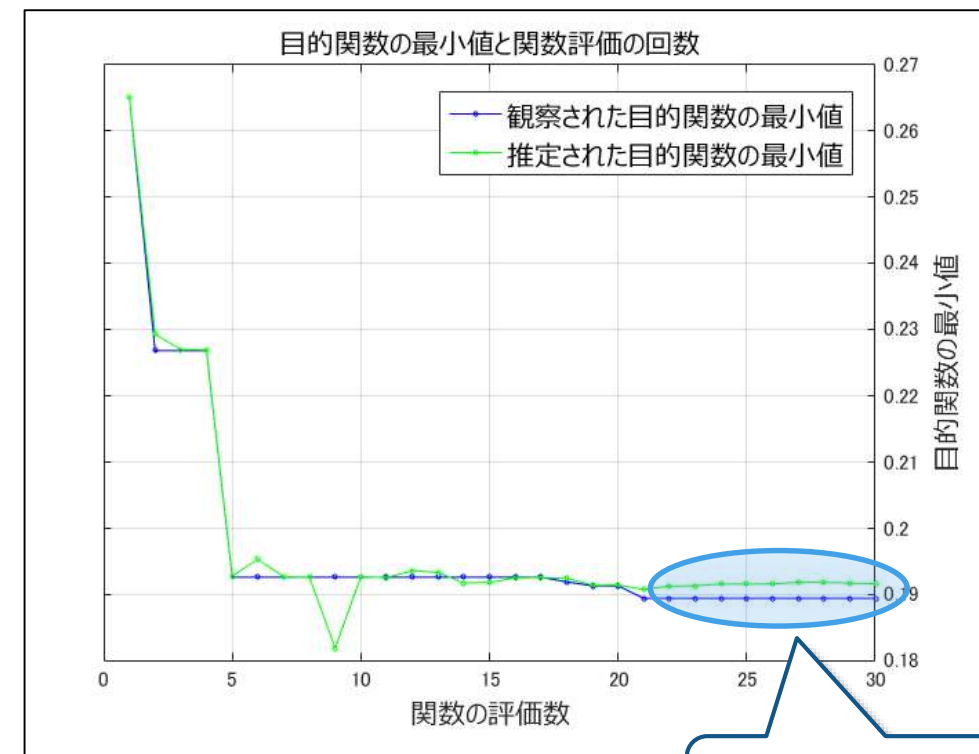
パラメータの自動最適化（ベイズ最適化）

以下は、CNN におけるパラメータ調整にベイズ最適化を用いた例



L2正則化の係数

学習率の初期値



最適なパラメータへ収束

転移学習のための学習済みモデル読み込み

学習済みネットワーク*

- AlexNet
- VGG-16
- VGG-19
- GoogLeNet **New**
- Resnet50 **New**
- InceptionV3 (coming soon)

* 一行でモデル読み込み

他のフレームワークのモデル読み込み

- Caffe Model Importer
- TensorFlow/Keras Model **New** Importer

AlexNet
PRETRAINED MODEL

VGG-16
PRETRAINED MODEL

ResNet
PRETRAINED MODEL

Caffe
MODELS

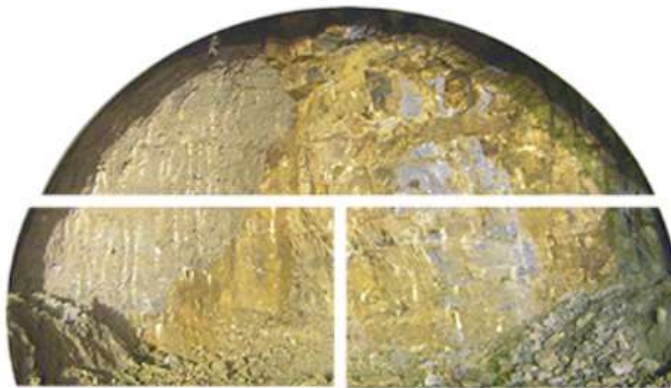
GoogLeNet
PRETRAINED MODEL

TensorFlow/Keras
MODELS

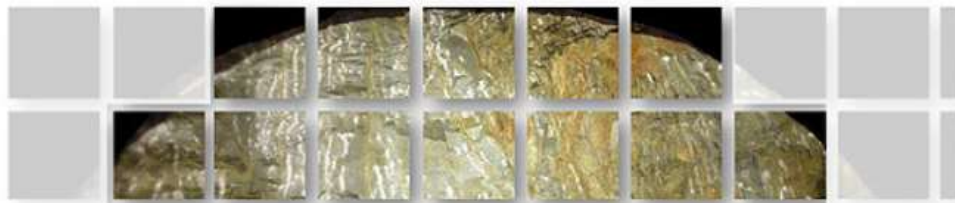
転移学習 + 最適化で多くのことを試すことができます。
どの程度タスクが難しいのか知ることが重要です。

MATLABを使った転移学習の活用例： 株式会社大林組 様

山岳トンネル工事の切羽（掘削面）評価にディープラーニングを適用



従来の切羽の評価領域（上方、左右の3分割）



AlexNet(※3)による切羽の評価領域（分割数は撮影時の画素数によって異なります）

3項目の評価にディープラーニングを適用

- ・風化変質（4分類）
- ・割目間隔（5分類）
- ・割目状態（5分類）

AlexNet + SVMの転移学習

割目状態では89%の的中率



土木学会

第**72**回年次学術講演会にて発表

※大林組様プレスリリースより参照

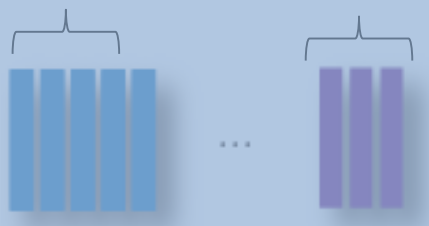
http://www.obayashi.co.jp/press/news20170912_01

転移学習の利用例が増えています

転移学習ワークフロー

学習済みネットワーク読み込み

特定のタスクのために
学習された分類器



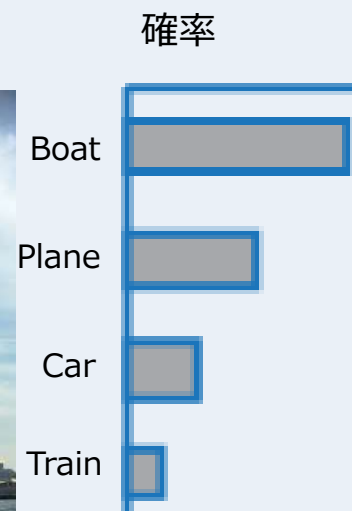
画像数 100万枚以上
クラス 1000以上

最後段の層を いくつか置

新しいデー
タのための新



システムへの統合



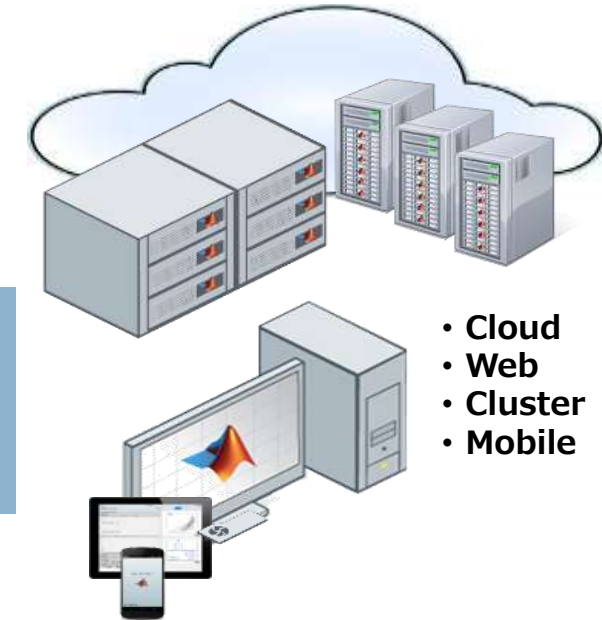
予測とネットワークの 性能評価



MATLABによるアプリケーション配布

遠隔地での判断、
スマホ、タブレットの利用

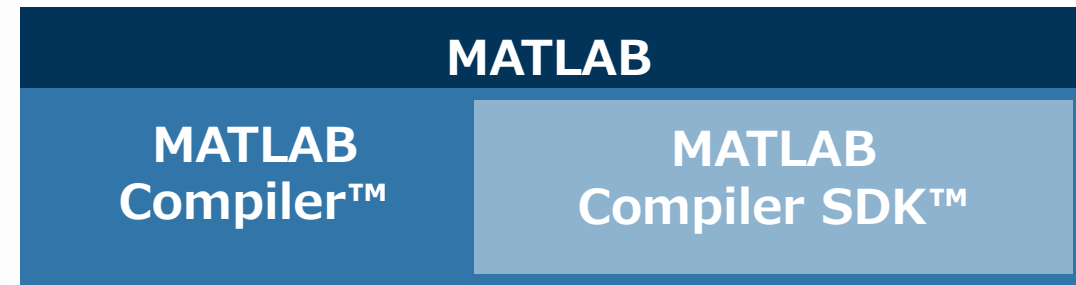
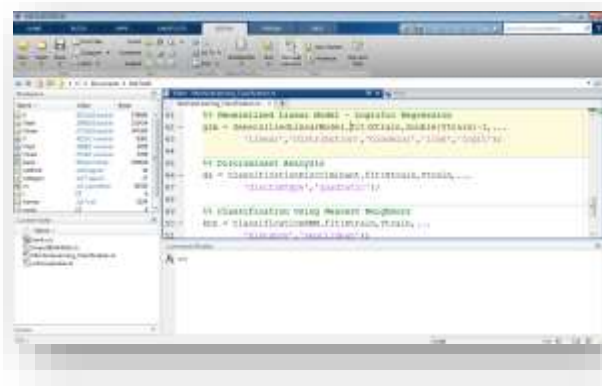
MATLAB
Production
Server



- Cloud
- Web
- Cluster
- Mobile



最適なアルゴリズムの探求



MATLABライセンスのない
PCへの配布

Excel
Add-in

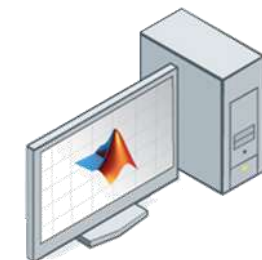
Hadoop

Standalone
Application

C/C ++

Java

.NET



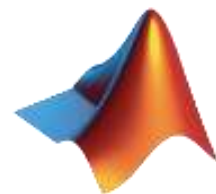
GPU Coder™

New in **R2017b**

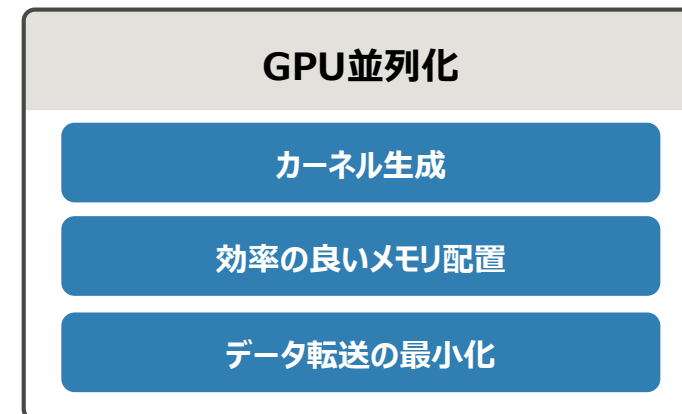
- プラグマによる関数解析とカーネル生成
 - CUDAの文法を知らなくても利用できる
- デザインパタンの利用も可能
 - より確実かつ効率の良いカーネル生成
- GPU Coder専用GUIを使ったコード生成
 - 初めてでも使いやすいGUI



製造ラインなど
リアルタイム性が
必要なケースに有効



MATLAB



NVIDIA GPU

MATLABコードからCUDA Cを生成します

転移学習ワークフロー

学習済みネットワーク読み込み

特定のタスクのために
学習された分類器



画像数 100万枚以上
クラス 1000以上

最後段の層を いくつか置き換え

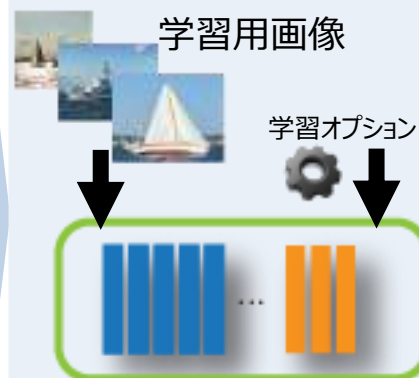
新しいデータを
学習するための新しい層



ネットワークの学習

学習用画像

学習オプション



画像数100枚
クラス 数10カテゴリ

予測とネットワークの 性能評価

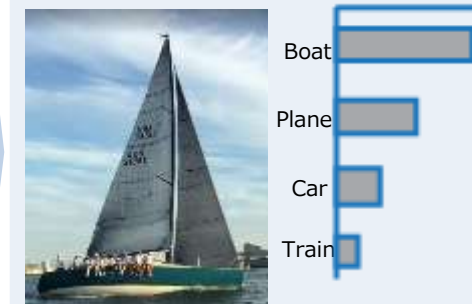
テスト画像



再学習したネットワーク

システムへの統合

確率



MATLABは学習済みネットワークからシステムへの統合までサポート
画像セットがあればすぐに始められます。

multi-GPU、クラウド利用による学習の高速化

```
opts = trainingOptions('sgdm', ...  
    'MaxEpochs', 100, ...  
    'MiniBatchSize', 250, ...  
    'InitialLearnRate', 0.00005, ...
```

```
'ExecutionEnvironment', 'auto' );
```

GPUの有無を自動で認識、
あればGPU、なければCPUで学習



CPUのみ



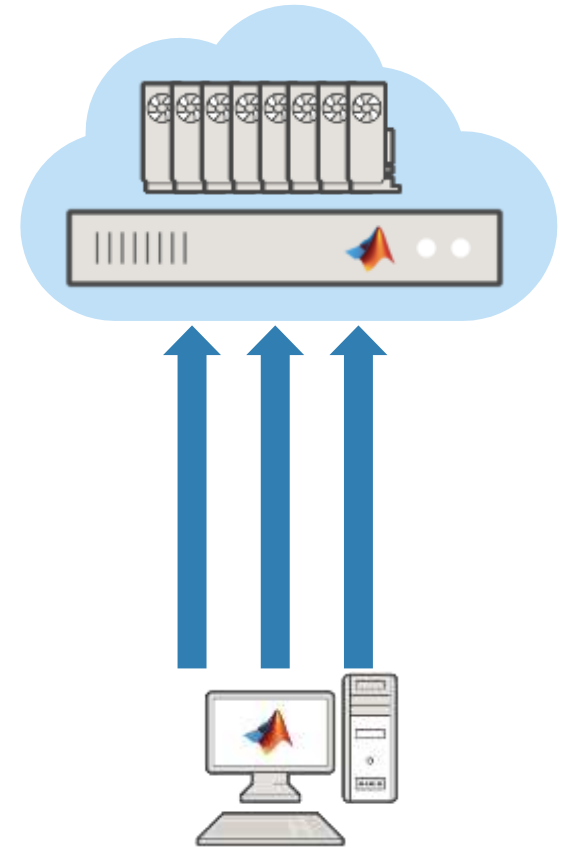
GPU搭載



複数GPU



サーバー/クラウド



More GPUs

multi-GPU、クラウド利用による学習の高速化

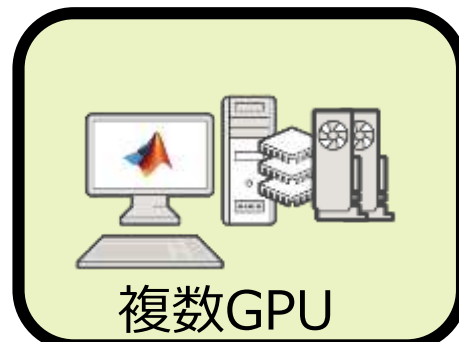
```
opts = trainingOptions('sgdm', ...  
    'MaxEpochs', 100, ...  
    'MiniBatchSize', 250, ...  
    'InitialLearnRate', 0.00005, ...  
    'ExecutionEnvironment', 'multi-gpu' );
```



CPUのみ



GPU搭載



複数GPU



サーバー/クラウド



More GPUs

multi-GPU、クラウド利用による学習の高速化

```
opts = trainingOptions('sgdm', ...  
    'MaxEpochs', 100, ...  
    'MiniBatchSize', 250, ...  
    'InitialLearnRate', 0.00005, ...
```

```
'ExecutionEnvironment', 'parallel' );
```

• わずかな書き換えでスケールアップ&高速化が可能



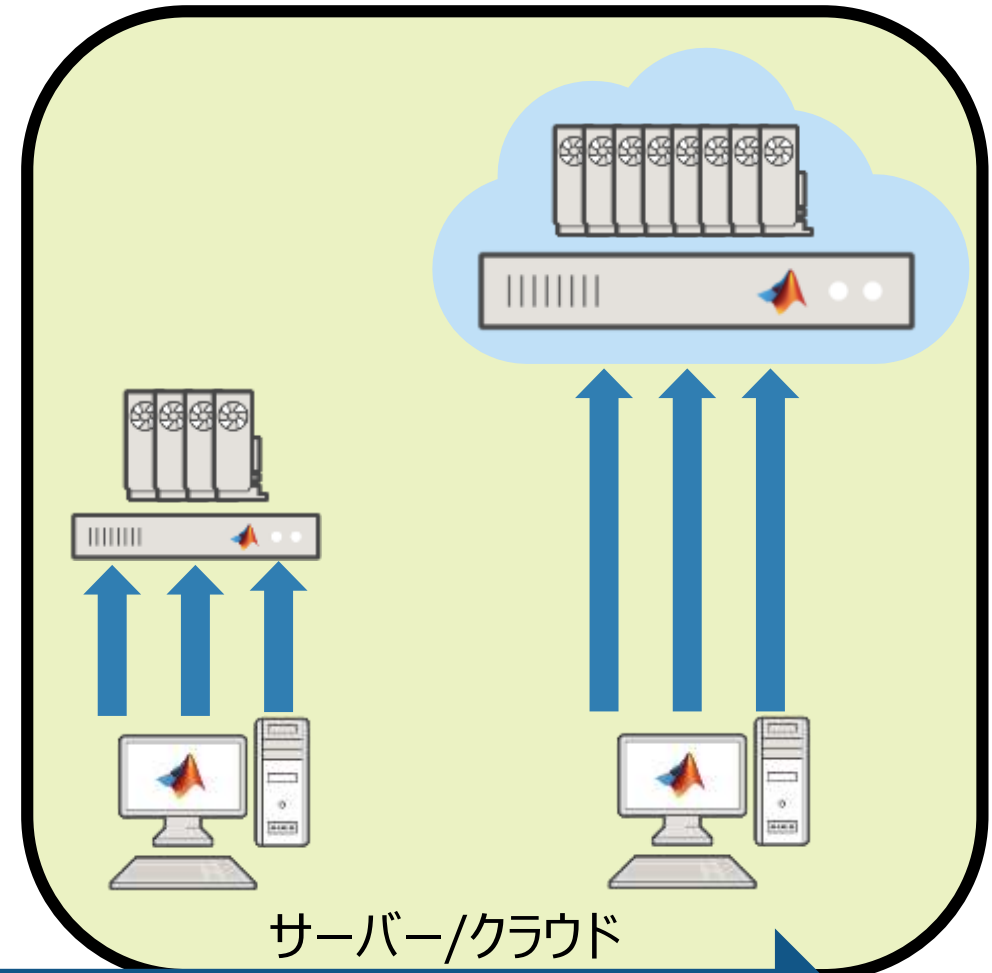
CPUのみ



GPU搭載



複数GPU

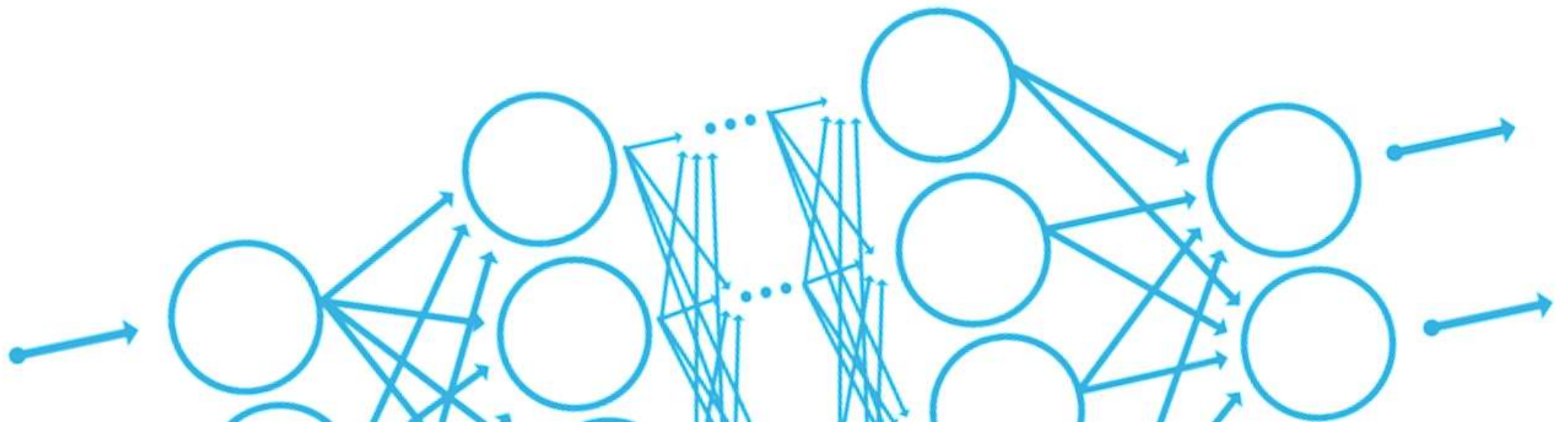


サーバー/クラウド

More GPUs

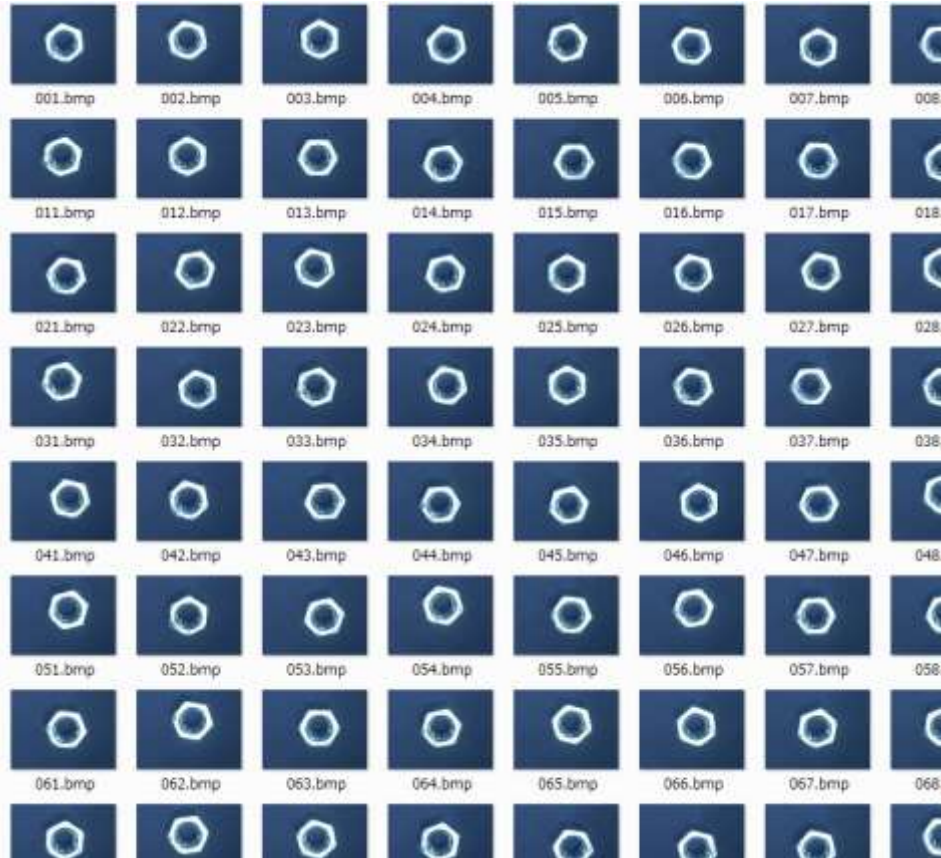
Agenda

- これからはじめるディープラーニング活用ワークフロー
- ディープラーニングの異常検知への適用
- 学びを助けるリソース



【例題】特徴量を使った異常検出

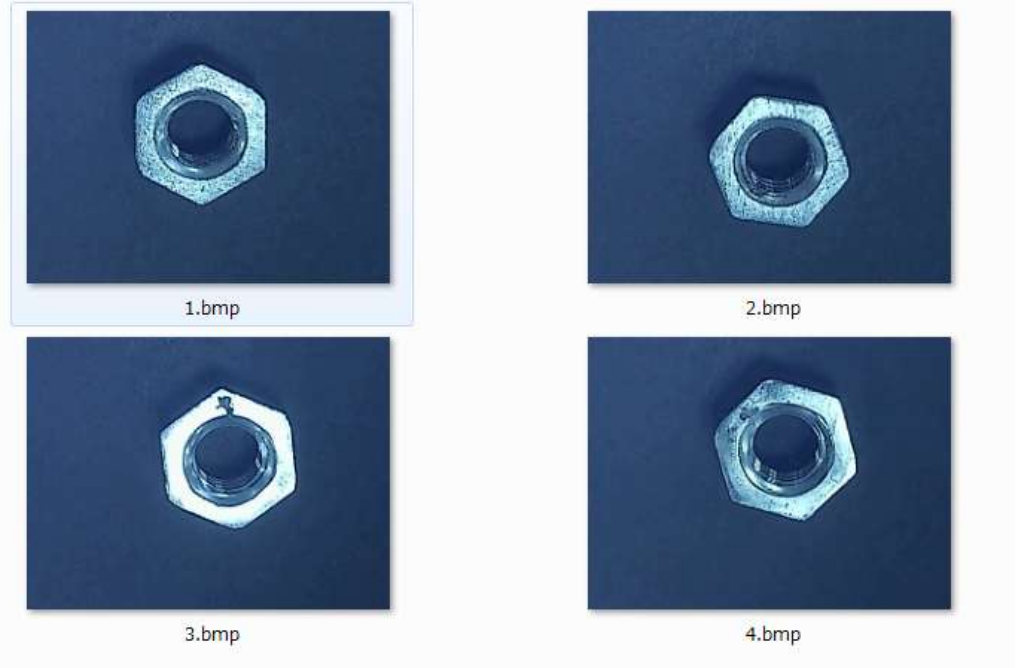
100個のナット



一般的に
正常なモノに対して異常なモノが少ない

デモ

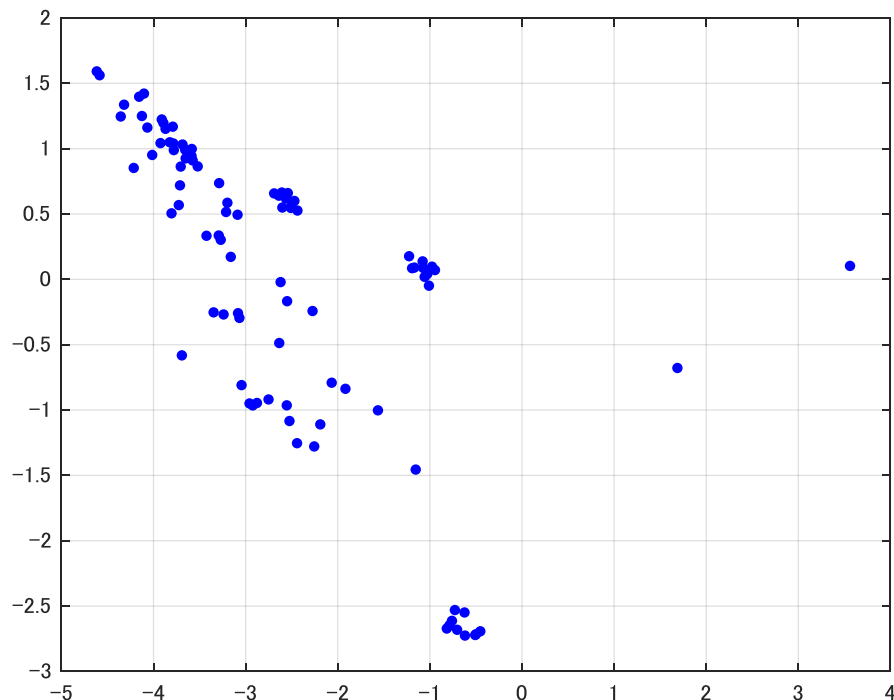
異常



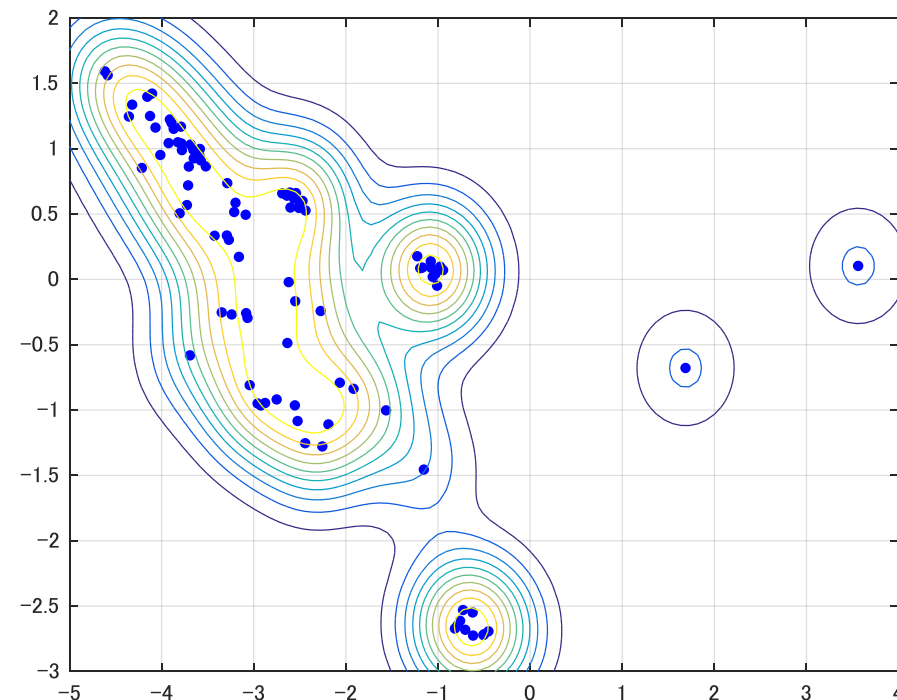
100個の中に紛れ込んでいる4個の異常を見つけられるか

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

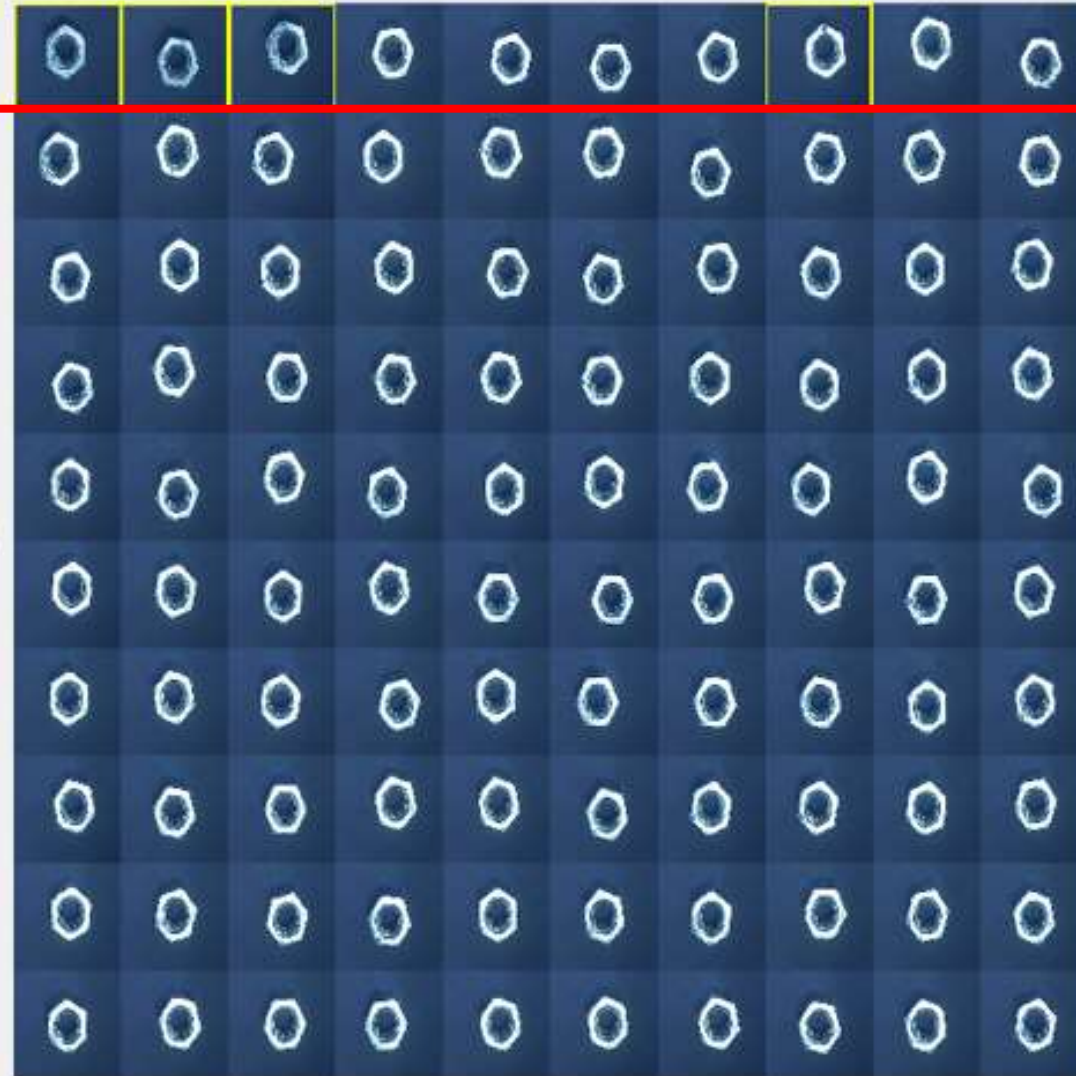


スコアの値が高い方が正常度が高い

1-Class SVM

【例題】特徴量を使った異常検出

異常度：高

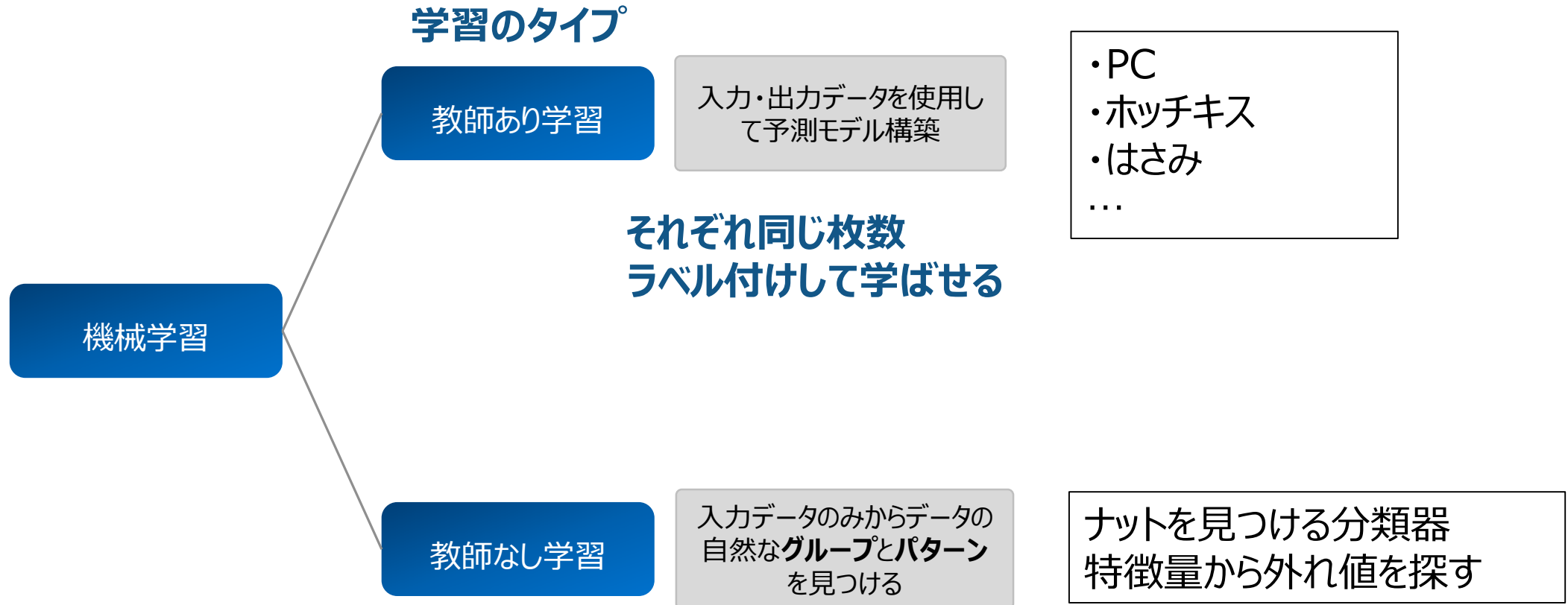


ディープラーニングの判定
で異常度が高いものだけ
を人が判断

⇒人が行う検査が1割
大幅な工数削減。

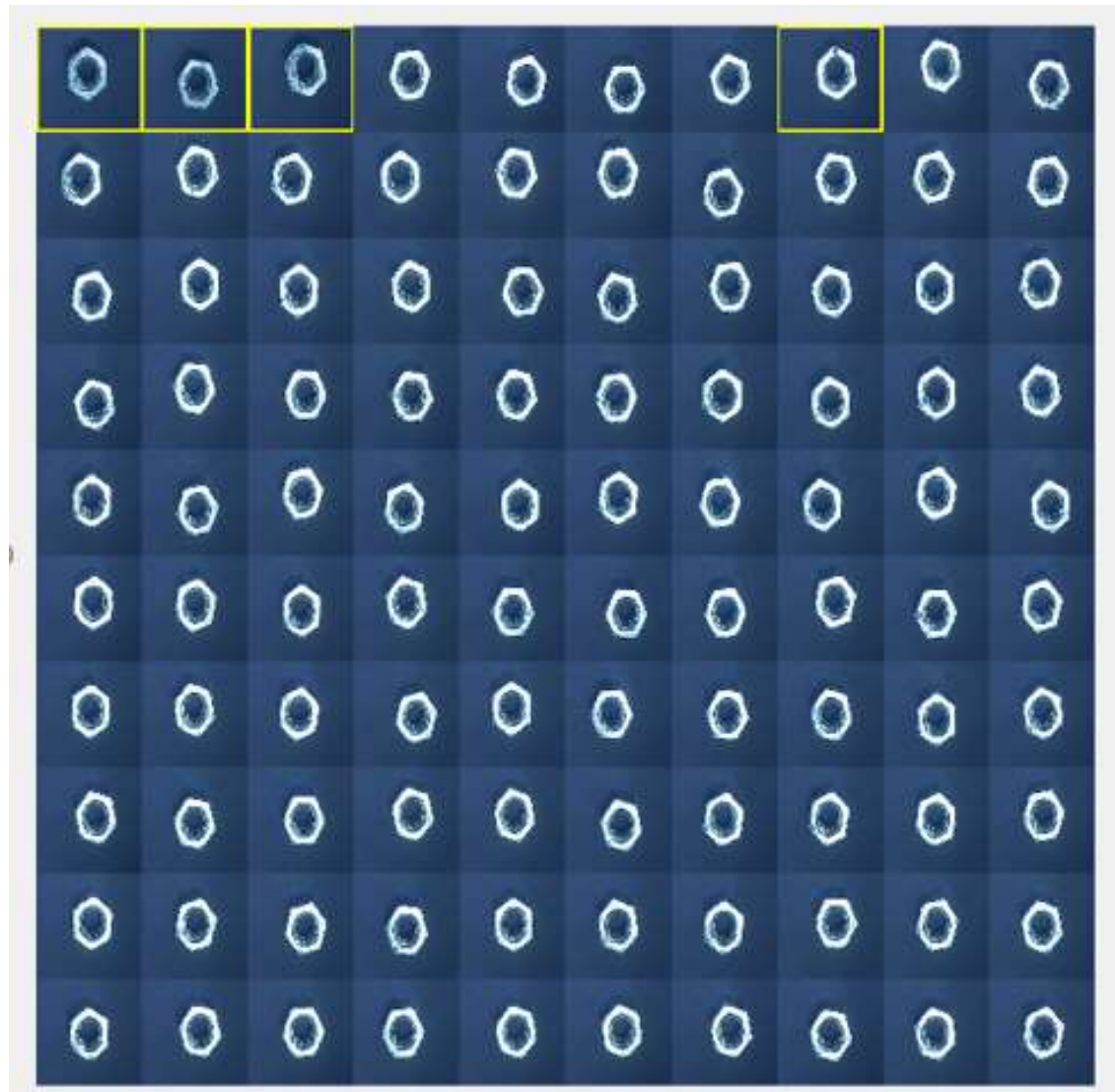
異常度：低

取り扱った二つの学習タイプ



やはりもっと精度をあげたい

異常度：高



異常度：低

精度を上げるためには何を変更しますか？

- 今ある画像データを回転等で拡張する
- 学習枚数を増やす
- 分類器(SVM)のパラメータを変える
- 特徴抽出のネットワークを変える(vgg, GoogleNet...)
- スクラッチでネットワークを作る

正常(高スコア) 画像の加工と評価

行列を反転させる関数： $B = \text{fliplr}(A)$

正常元画像



9.30 (1位)

3.53 (75位)

左右反転 \Rightarrow スコア悪化

位置関係や輝度グラデーションなどもスコアに大きく影響がありそう

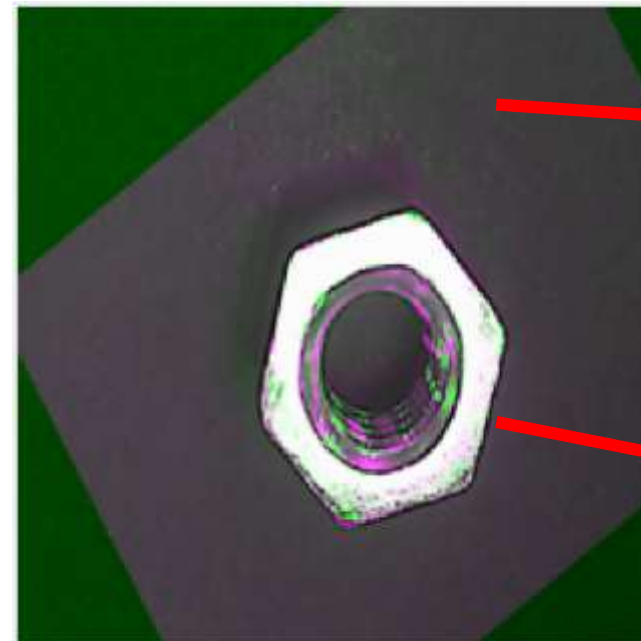
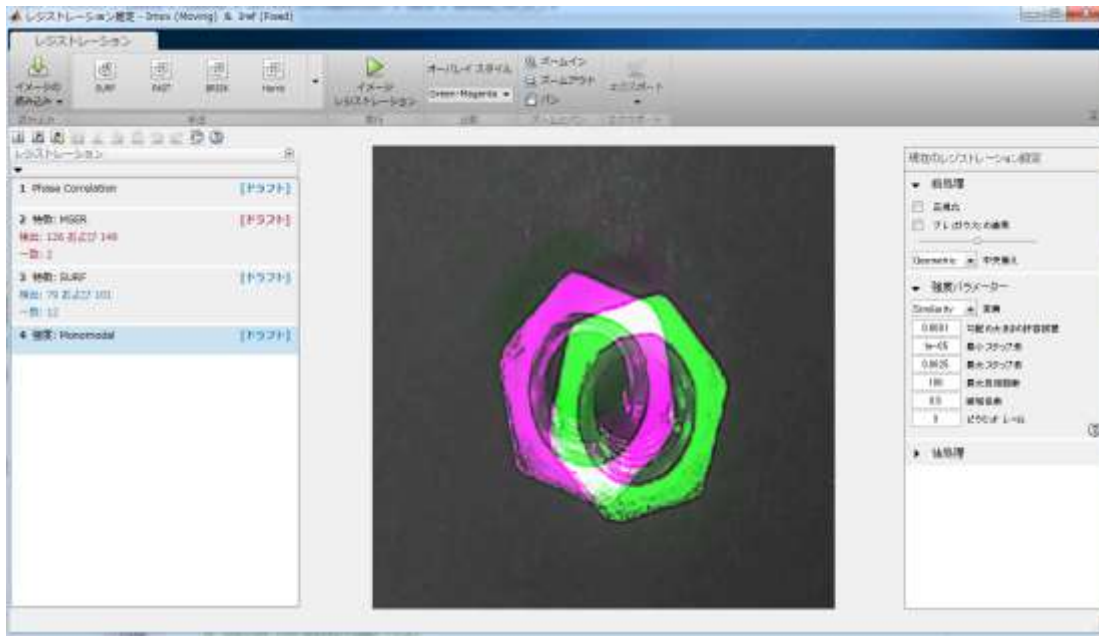
解析結果を元に前処理をおこなう

表面のキズに注目したい。

解析からナットの位置や背景の輝度分布などもスコアに影響している。

⇒輝度のレジストレーションと幾何学変換により、位置合わせ。

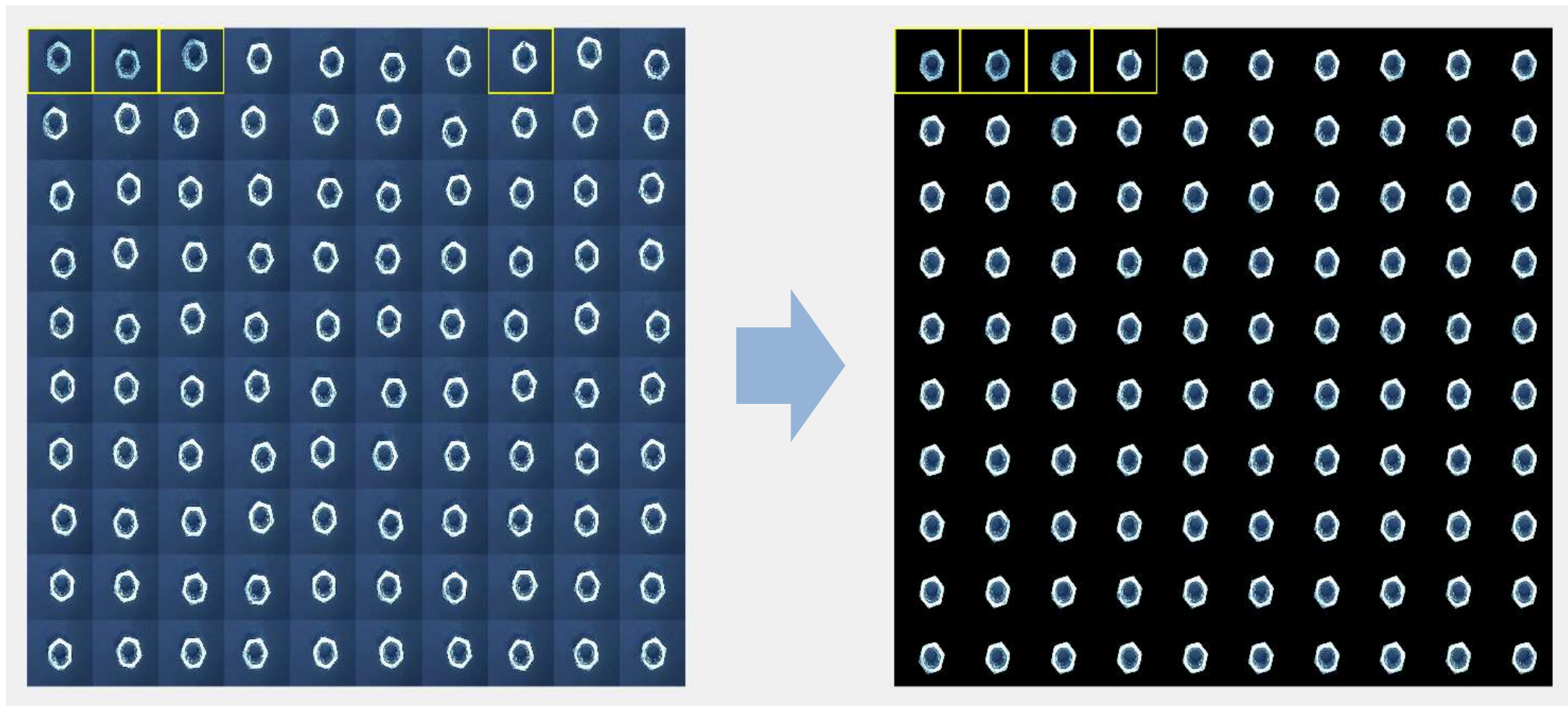
ナット以外のところはマスク。



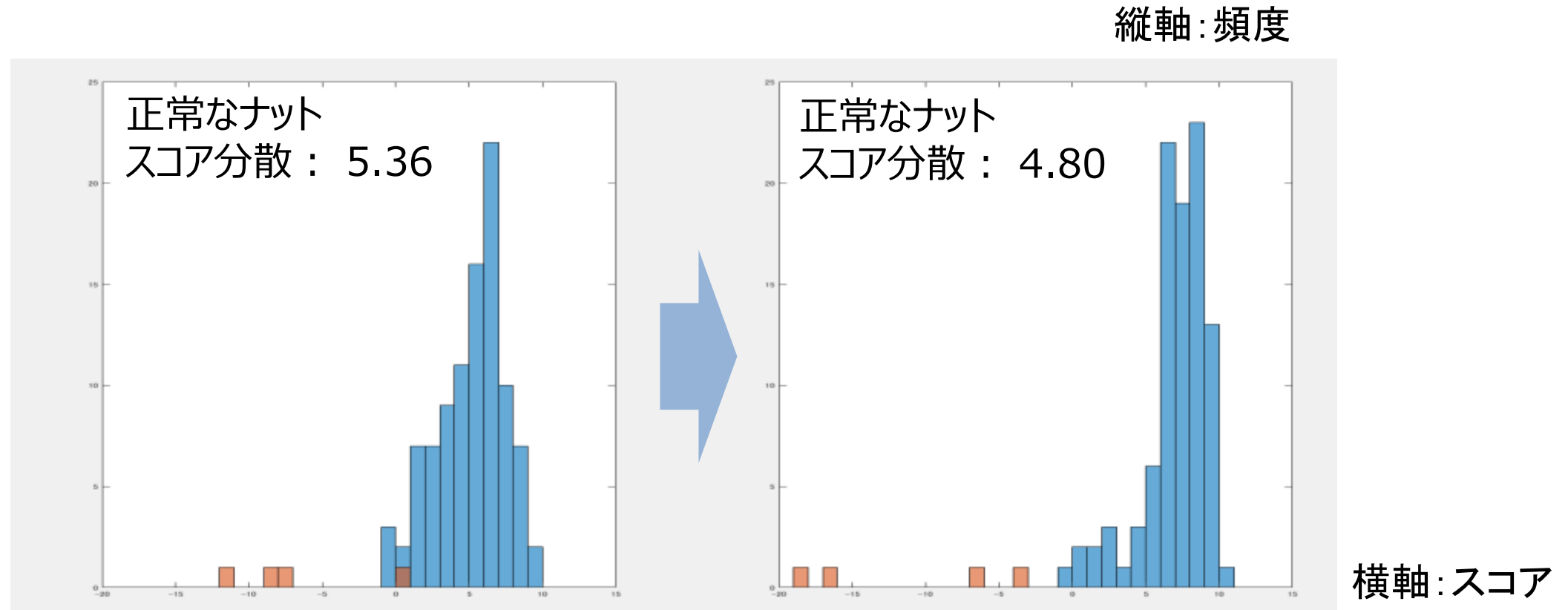
マスクして値を0に

位置を合わせる

画像前処理と結果



画像前処理によるスコア分布の変化



- 正常/異常のラインが明確に
- 正常なナットのスコア分散が減少

効率的な精度向上には多角的な解析とアプローチが必要

画像処理・コンピュータビジョン無料セミナー

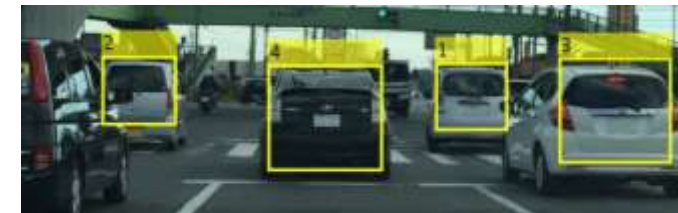
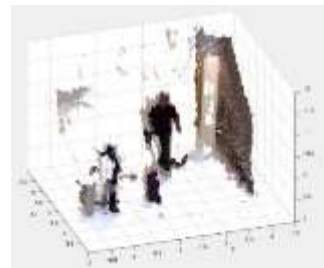
申し込みは弊社ウェブサイトより

<https://jp.mathworks.com/company/events/seminars/ipcv-tokyo-2258970.html>



具体例で分かる！ MATLABによる画像処理・コンピュータビジョン・機械学習

- 日時：2017年11月21日 13:30-17:00 (受付 13:00-)
- 場所：品川シーズンテラスカンファレンス (タワー棟3F カンファレンス A+B+C)
(アクセス：J R品川駅 港南口より 徒歩6分 <http://www.sst-c.com/access/index.html>)
- **画像処理、コンピュータビジョン、機械学習の機能をご紹介します！**
 - MATLABではじめる画像処理ワークフロー
 - 例題で実感するMATLABの画像処理機能
 - MATLABで試す！ 機械学習の応用例



まとめ

画像の準備をサポート

- ・カメラ&画像への効率的なアクセス
- ・ラベリング&画像拡張機能

画像の準備



ネットワークの準備



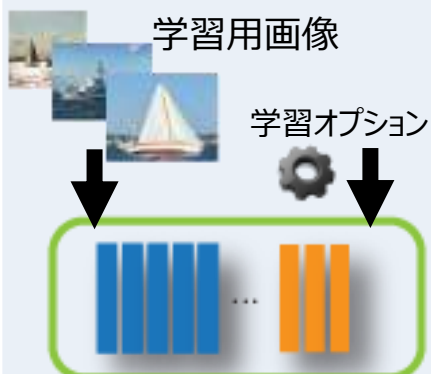
転移学習を強力にサポート

- ・多数の学習済みモデルに対応
- ・今後も拡張予定

ディープラーニング分野でMATLABを利用するメリット

- ・画像があれば簡単にはじめられるフレームワーク
- ・作ったネットワークをすぐにシステムへ統合できる

ネットワークの学習



予測とネットワークの性能評価



システムへの統合



作業効率・精度を高める機能をサポート

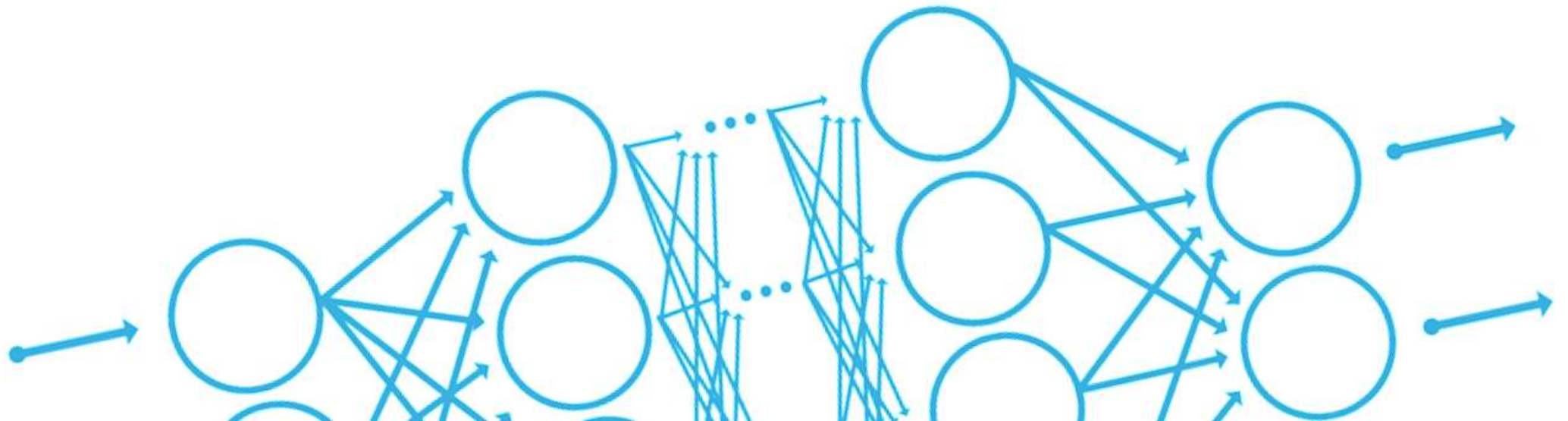
- ・豊富な前処理用関数群
- ・ベイズ最適化
- ・学習過程・ネットワーク・結果の可視化
- ・複数GPU/クラウドによる学習高速化

すばやい実用化をサポート

- ・PC
 - ・組み込みGPU
 - ・クラウド
- 上への展開が可能

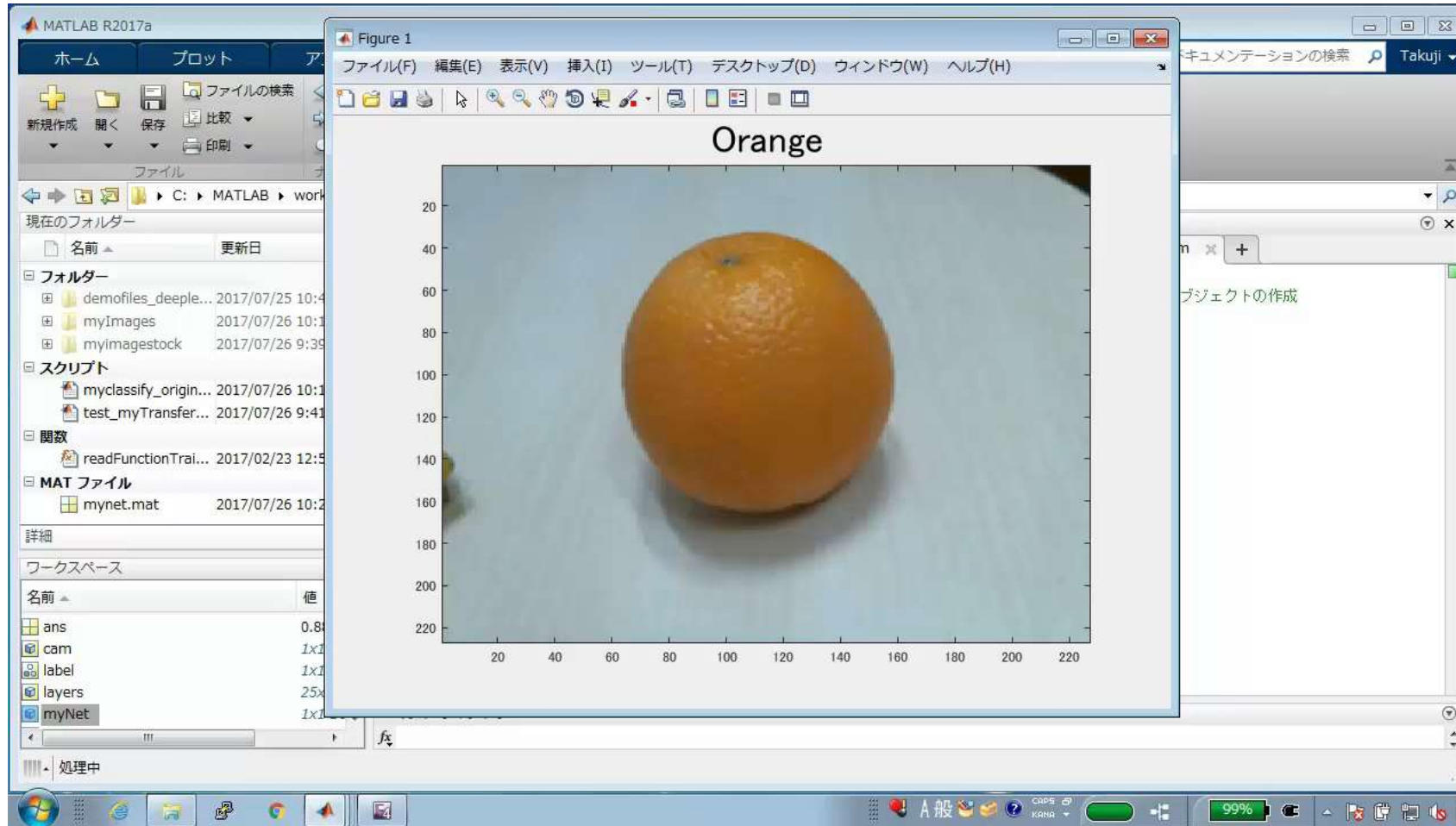
Agenda

- これからはじめるディープラーニング活用ワークフロー
- ディープラーニングの異常検知への適用
- 学びを助けるリソース



ディープラーニングによる物体認識

ディープラーニング：10行でできる転移学習 ～画像分類タスクに挑戦～



学習した種類：

- オレンジ
- みかん
- グレープフルーツ(ルビー)
- グレープフルーツ(ホワイト)
- レモン

学習画像数：各 20 枚

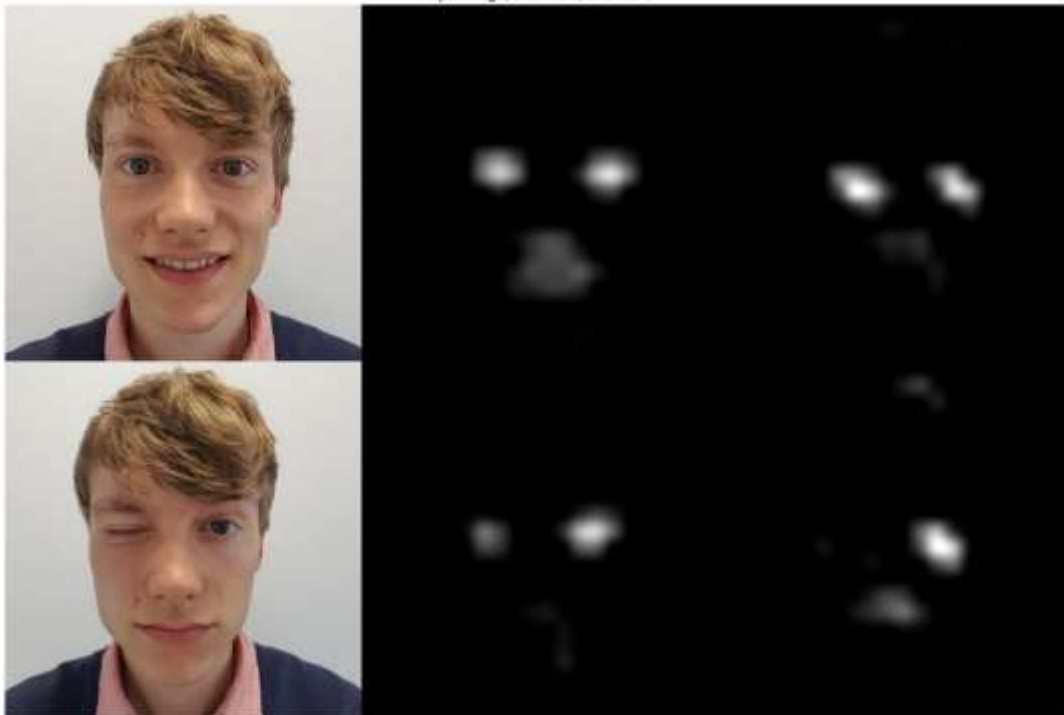
- 要件を満たすPC&MATLAB環境
 - 学習済みAlexnet
 - 画像セット
- で10行のコーディングで始められます

<https://www.youtube.com/watch?v=XMCHiMIT8iE>



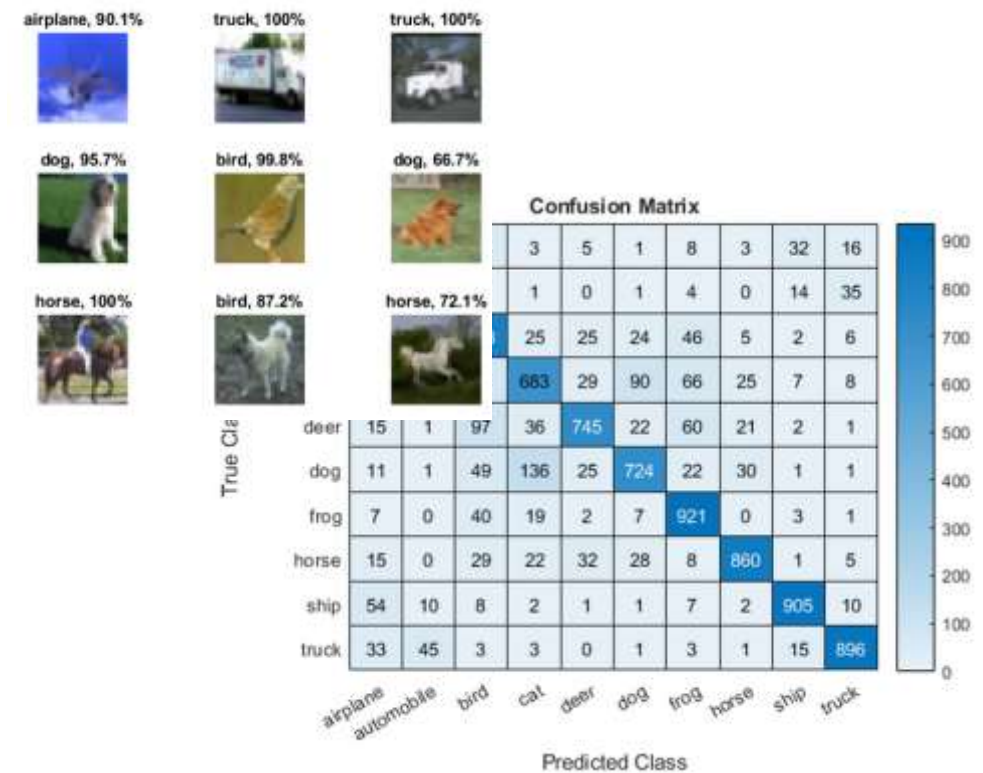
精度向上を手助けするサンプルプログラム

たたみ込みニューラル ネットワークの活性化の可視化



<https://www.mathworks.com/help/releases/R2017b/nnet/examples/visualize-activations-of-a-convolutional-neural-network.html>

ベイズ最適化を用いたディープラーニング

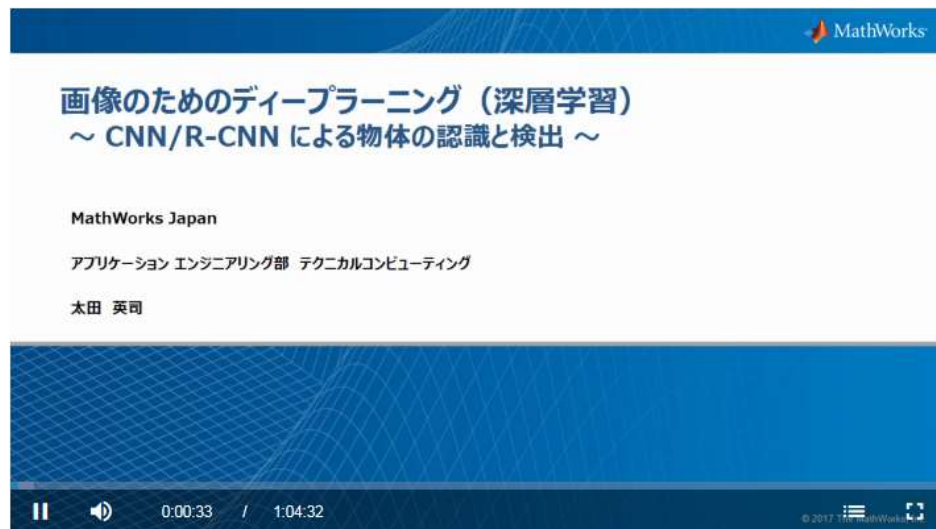


<https://www.mathworks.com/help/releases/R2017b/nnet/examples/deep-learning-using-bayesian-optimization.html>

実践的なディープラーニング物体認識を自分のペースで

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 ～

<https://jp.mathworks.com/videos/object-recognition-and-detection-using-deep-learning-1490903520762.html>



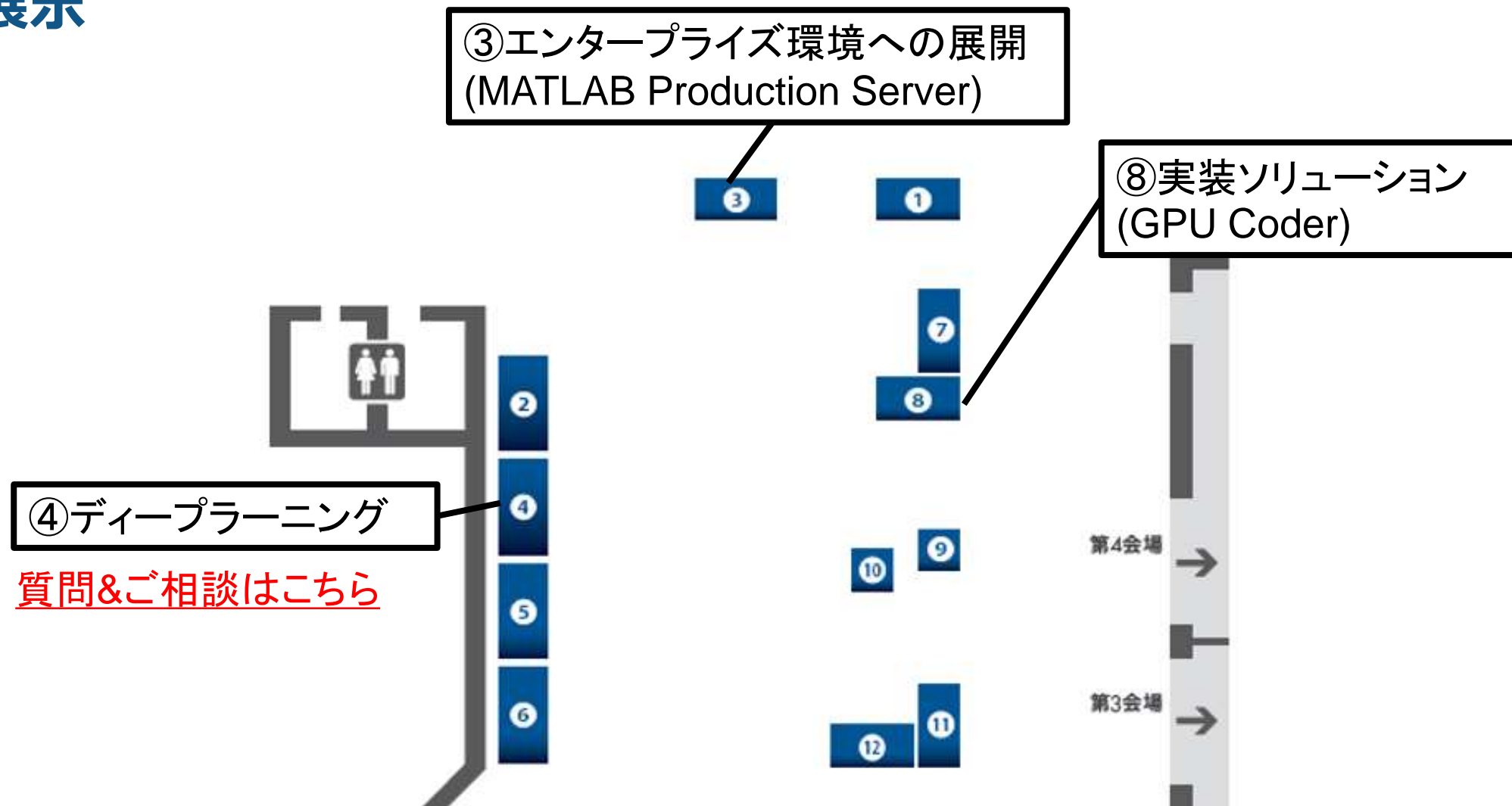
MATLAB Academy

<https://matlabacademy.mathworks.com/jp>



WEBブラウザ上で
MATLABディープラーニングの操作体験

関連展示





© 2017 The MathWorks, Inc. MATLAB and Simulink are registered trademarks of The MathWorks, Inc. See www.mathworks.com/trademarks for a list of additional trademarks. Other product or brand names may be trademarks or registered trademarks of their respective holders.

CNNをMATLAB®で利用するための必要要件

● MATLABライセンス

- MATLAB®
- Image Processing Toolbox™ (前処理、Computer Visionの必須要件)
- Computer Vision System Toolbox™ (物体認識の関数群)
- Statistics and Machine Learning Toolbox™ (SVM等の分類器)
- Neural Network Toolbox™ (CNN関数)
- Parallel Computing Toolbox™ (GPU使用(CNNで必須))

● ハードウェア

- NVIDIA CUDA対応GPU(Computing Capability 3.0以上) 搭載PC

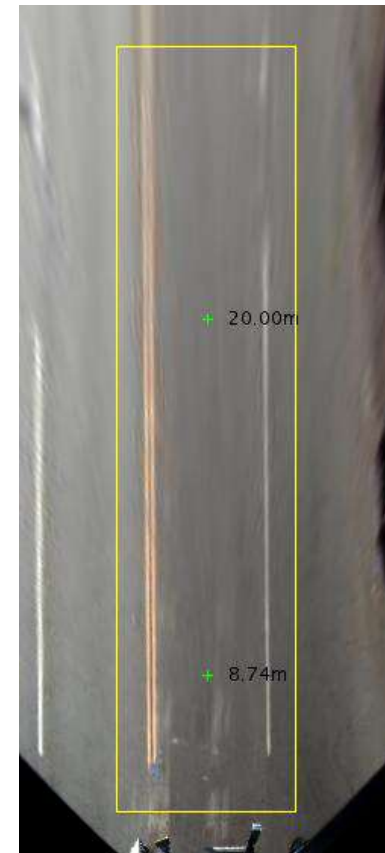
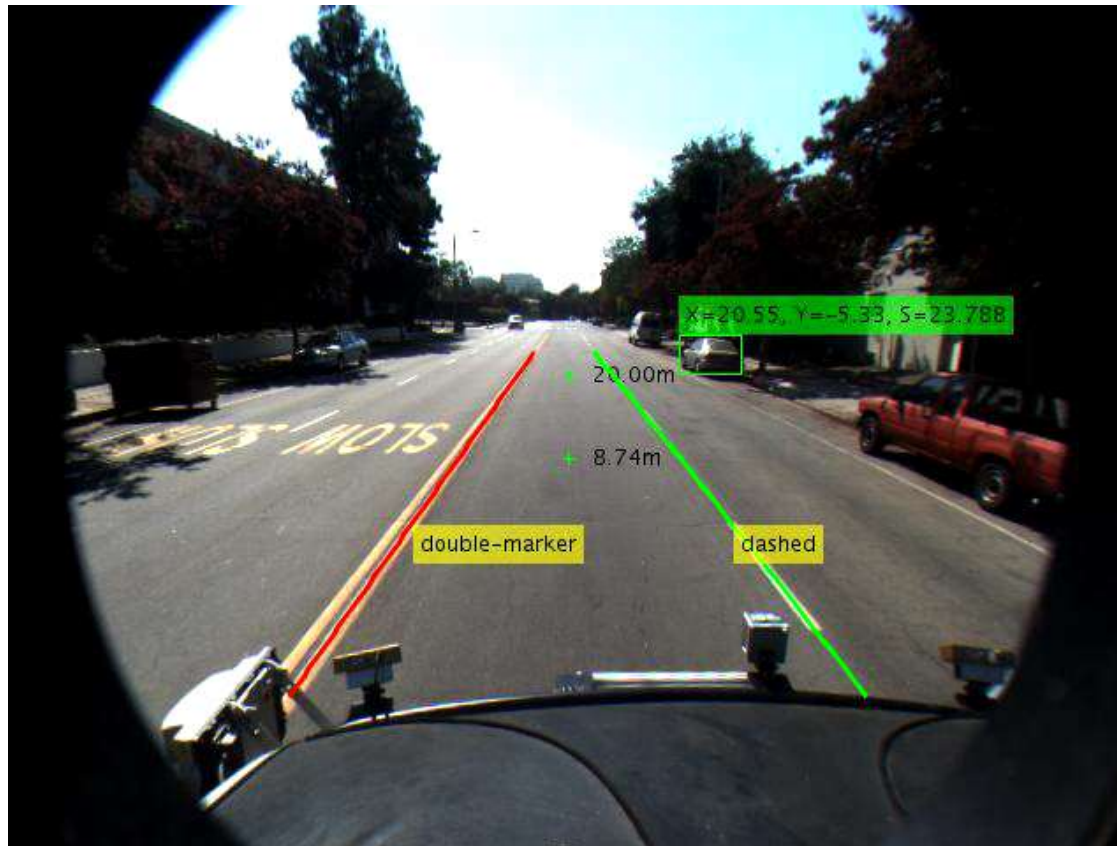
最先端のディープラーニングをMATLABで手軽にお試ください

CNNの回帰

R2017a

Automated Driving System Toolbox™

- 車載カメラの画像処理・鳥瞰図(バードビュー)変換
- 前方車両の認識や白線認識のアルゴリズム提供



ディープニューラルネットワークによるノイズ除去

R2017b

```
net = denoisingNetwork('DnCNN');  
denoisedI = denoiseImage(noisyI, net);
```



Image Processing toolbox
Neural Network toolbox