# クラス　ie3a　　　　番号　22　　　氏名　藤本聖広

# 画像認識とAI

## 概要

* + CNNの原型（2つ）：**[ LeNet,ネオコグにトロン**
  + **]**
  + 畳み込みニューラルネットワーク（CNN）とは（概要）

|  |
| --- |
| 画像認識や音声認識などの分野で用いられる、ディープラーニングの一種  複数の畳み込み層やプーリング層、全結合層から構成され、画像データの局所的な特徴を重視した処理を行う。 |

* + ディープラーニング：**[ ディープ（層が深い）ニューラルネットワークを使用した機械学習 ]**

## 畳み込み

* + 畳み込みとは

|  |
| --- |
| 2つの関数を重ね合わせて、それらを乗算し、積分をとることで、新しい関数を作り出す操作  信号処理や画像処理、音声処理などの分野に広く応用 |

## プーリング

* + プーリングとは

|  |
| --- |
| 畳み込みニューラルネットワークにおいて、入力画像を分割し、各領域を単純に処理して画像を縮小する操作  目的は、計算量を減らして特徴マップを抽出すること。 |

# 1. 画像分類

## 補足：画像認識は**「画像分類」「物体検出」「画像セグメンテーション」**の3つに分類されている

* + 画像分類：[ 　**大きく物体が写った画像が何かを識別する** ]
  + 物体検出：[ **画像のどこに何があるかを識別する（バウンディングボックス）** ]
  + 画像セグメンテーション：[  **画像のどの領域に何があるのかを識別する（ピクセル単位）** ]

## 画像分類の概要

* + ILSVRCとは

|  |
| --- |
| ImageNetと呼ばれる大規模な画像データセットを利用して、画像認識の性能を競う大会。参加者は、与えられた画像データセットを用いて、さまざまな画像認識アルゴリズムを開発して、最も高い分類性能を達成するために競い合う。 |

→ 2012にディープラーニングを使用したAlexNetが圧勝

## 1-1 Alexnet

* + AlexNetとは（特徴やキーワードなど）

|  |
| --- |
| AlexNetは、2012年にILSVRCコンペティションで優勝した畳み込みニューラルネットワークのモデル。  5つの畳み込み層と3つの全結合層から構成されており、ReLU非線形関数を採用 |

* + 用語など
    - ReLU関数：**[ 活性化関数の一つ、入力が0より小さい場合に0を、0より大きい場合は入力をそのまま出力する関数、f(x) = max(0, x) ]**
    - Dropout：**[ 過学習を防ぐために使用されるテクニックの一つ 　　　　 ]**
    - 画像データの拡張：**[ 画像の回転、シフトなどを行って学習用データを水増しすること ]**
    - データ拡張の新しい手法：**[ Cutout（一部をマスク）、Mixup（訓練画像の混合） ]**
    - OpenCVとは**（CV：Computer Vision**）

|  |
| --- |
| **画像や動画をを処理するための機能が実装されているオープンソースのライブラリ** |

## 1-2 VGG（特徴やキーワードなど）

|  |
| --- |
| AlexNetよりも層数が増えており、畳み込み層がすべて3x3の小さなフィルターで構成  より精度の高い画像認識が可能 |

## 1-3 GoogLeNet（特徴やキーワードなど）

|  |
| --- |
| 複数の畳み込み層やプーリング層を組み合わせた高い表現力を持つブロックを多数積み重ねたネットワーク構造。  1×1の畳み込み層を使ったバッチ処理や、Auxiliary Classifierという、中間層の出力を用いた学習なども特徴。比較的少ないパラメータ数で、高い精度を実現 |

## 1-4 ResNet

* + ResNetとは（特徴やキーワードなど）

|  |
| --- |
| 勾配消失問題を解決するために提案されたアーキテクチャ  ショートカット接続（Skip Connection）と呼ばれる特別な接続方法を導入し、層を飛び越えるようにしながら、勾配信号が損失関数まで達するのを容易にすることで、非常に深いニューラルネットワークでも効率的に学習できる。 |

* + バッチ正規化（詳しくは分からなくてよい）：  
    **[ ミニバッチ学習を行う際に、チャンネルごとに正規化することで内部共変量シフトの問題を解決するための手法 ]**

## 1-5 WideResNet（WRNｓ）、

|  |
| --- |
| **ResNetの層を浅く、フィルタ数を増やした（層を広くした）もの。** |

## 1-6 EfficientNet、

|  |
| --- |
| **モデルのスケールアップによる制度の向上を研究。深さ、広さ、画像の解像度などを、どのようなバランスで大きく（スケールアップ）すればよいか。** |

# 2. 物体検出

## 2-1. R-CNN

* + 概要やキーワードなど

|  |
| --- |
| R-CNNは、物体が存在すると予想される領域（Region Proposal）を抽出し、それを一つ一つ畳み込みニューラルネットワークで処理することで、物体の位置やクラスを特定する手法 |

* + 用語を簡潔に
    - Selective Search：**[ 画像がありそうな領域の候補（RoI）を見つける ]**
    - IoU：**[ Intersection over Union、2つの領域がどれぐらい重なっているか ]**

## 2-2. Fast R-CNN（概要やキーワードなど）

|  |
| --- |
| **はじめに物体候補領域抽出してCNNに入力するのではなく、画像全体をCNNに入力して特徴マップを得ることで高速化を実現した。** |

## 2-3. Faster R-CNN（概要やキーワードなど）

|  |
| --- |
| **Selective Searchの代わりにRPN（Region Proposal Network）を使用することで、全てニューラルネットワークにして高速化を行った。** |

## 2-4. YOLO（概要やキーワードなど）

|  |
| --- |
| **バウンディングボックスとクラスの識別を同時に行うことで高速化した。** |

## 2-5. SSD（概要やキーワードなど）

|  |
| --- |
| **アスペクト比（縦横サイズ）が異なるデフォルトボックスを利用して高精度の検出を達成した。** |

## E-Connectで例題を受講してください。