画像識別モデルの実利用

アジェンダ

- 効率的な学習方法
- 異なるドメインの学習結果を利用する
- ImageNetによる事前学習
- 今回の事前学習で利用するモデル
- ・ファインチューニング
- ・ハンズオン

効率的な学習方法

教師あり学習において、目的とするタスクでの 教師データが少ない場合に、別の目的で学習し た学習済みモデルを再利用する転移学習につい てご説明します。

異なるドメインの学習結果を利用する

ImageNet(大量のデータ)



学習済みモデル



対象タスク(少ないデータ)





異なるドメインの学習結果を利用する

異なるドメインのデータで精度の高い学習済み モデルがあるとした場合・・・

- そのモデルの構造は似たタスクでも有効ではないか?
- 学習済みモデルを別タスクでそのまま利用できるのではないか?
- 事前に学習した情報から始めた方が学習が効率 的になるのではないか?

ImageNetによる事前学習

ImageNetは1400万件以上の写真のデータセット。様々なAI/MLモデルの評価基準になっており、学習済みモデルも多く公開されている。



ImageNetを1000分類で分類した教師データを利用。ResNetにより学習。以下はサンプル。

No.	Index	Label
1	0	tench, Tinca tinca
2	1	goldfish, Carassius auratus
3	2	great white shark, white shark, man-eater, man-eating shark, Carcharodon carcharias
4	3	tiger shark, Galeocerdo cuvieri
5	4	hammerhead, hammerhead shark

ImageNet学習済みモデルの概要(ResNet抜粋)。

No.	Model	Size	Top-1 Acc	Params
1	ResNet50	98MB	0.749	25,636,712
2	ResNet101	171MB	0.764	44,707,176
3	ResNet152	232MB	0.766	60,419,944

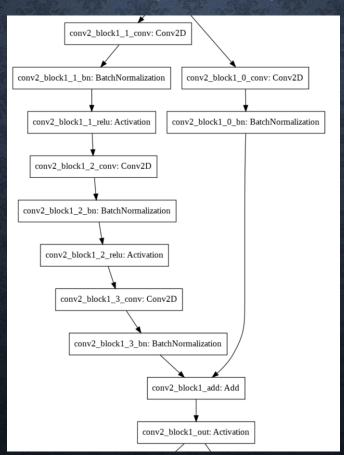
ハンズオンではResNet50での例を説明。その他のモデルでの例はリンク先を参照のこと。

ResNetの構造の概要。

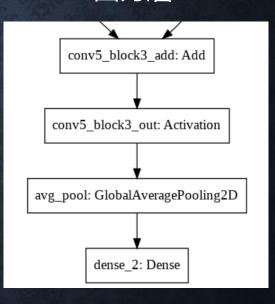
入力層

input_3: InputLayer conv1_pad: ZeroPadding2D conv1 conv: Conv2D conv1_bn: BatchNormalization conv1 relu: Activation pool1_pad: ZeroPadding2D pool1_pool: MaxPooling2D

中間層(繰り返し)

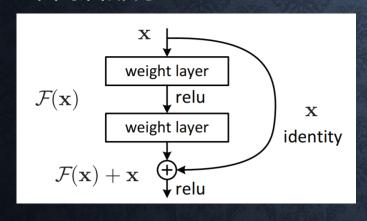


出力層



ResNet: SkipConnection

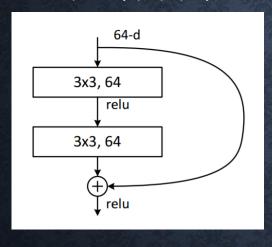
中間層部分



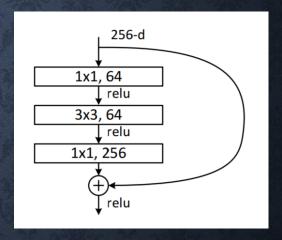
- 深い層の積み重ねでも学習可能に
 - 勾配消失の回避
 - 勾配爆発の回避
- 中間層の部分出力: H(x)
- 残差ブロック: H(x) = F(x) + x
- 学習部分: *F*(*x*)

ResNet: Bottleneck構造

Plainアーキテクチャ



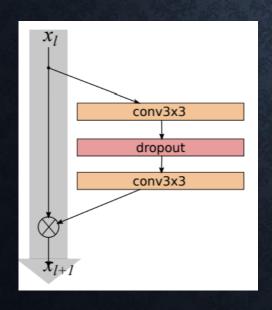
Bottleneckアーキテクチャ



- 同一計算コストで1層多い構造
- 途中の層で3x3の畳込みを行う

WideResnet: 構造

group name	output size	block type = $B(3,3)$	
conv1	32×32	[3×3, 16]	
conv2	32×32	$\left[\begin{array}{c} 3\times3, 16\times k \\ 3\times3, 16\times k \end{array}\right] \times N$	
conv3	16×16	$\left[\begin{array}{c} 3 \times 3, 32 \times k \\ 3 \times 3, 32 \times k \end{array}\right] \times N$	
conv4	8×8	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \times k \\ 3 \times 3, 64 \times k \end{bmatrix} \times N$	
avg-pool	1×1	[8×8]	

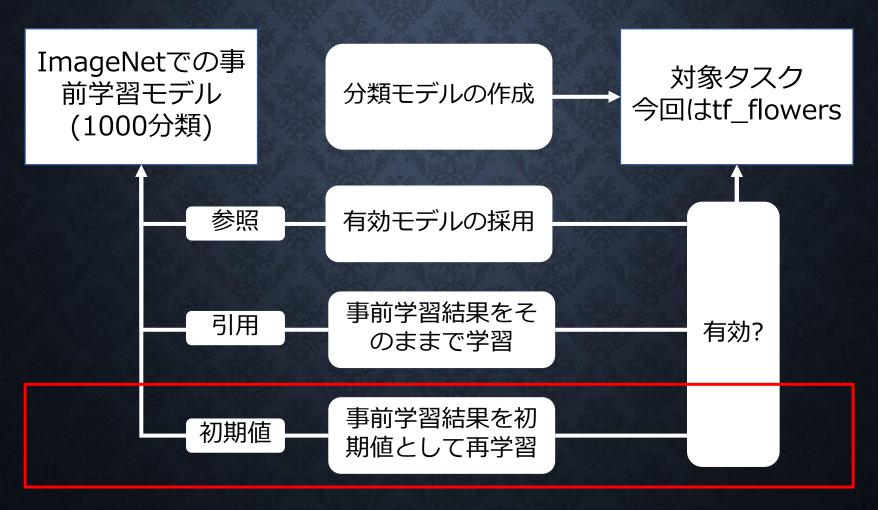


- ResNetにおけるフィルタ数をK倍
 - 畳込みチャンネル数が増加
 - 高速・高精度の学習が可能に
 - GPUの特性に合った動作
- ResNetに比べ層数を浅くした
- DropoutをResidualブロックに導入

Wide ResNet。

- フィルタ数をk倍したResNet。
- パラメータを増やす方法として、層を深くする のではなく、各層を広く(Wide)した。
- ハンズオンではResNet-50とResNet-50 x 3(k=3のWide ResNet)の実装例を解説。

ファインチューニング



ハンズオン

Google Colaboratoryによるハンズオン。

- transfer-learning.ipynb
- wide-resnet.ipynb