

ResNetについて

ER17076 安井 理

目次

① 目的

② 概要

③ モチベーション

④ 勾配消失

⑤ Residual block

⑥ 全体

1. 目的

- ・6次元物体認識の論文を調べるうえでinceptionV4についての理解が必要
- ・inceptionV4には、ResNet(Residual Network)について学ぶ必要がある
- ・ネットワークを深くしたとき過学習を防ぐために用いられる

2. 概要

- ResNet (Residual Network) 残差を用いたネットワーク
→ 学習したい関数との差を学習
- ニューラルネットワークの層を増やすモデル
- 層が多いほど高精度な検出が可能. 単純に増やすだけではダメ

3. モチベーション

- ・ResNet以前は、16～30層くらいが限界
⇒ResNetでは152層を実現(最大では1200層ほど)
- ・層を多くできない問題として勾配消失問題が挙げられる
→逆伝播の際、誤差が入力層まで伝わらない
- ・勾配消失自体はSGD(確立勾配降下法)や、constructionなどの解決策は出ている
- ・上記の方法では、層を増やすと正解率の低下・飽和がおこる

4. 勾配消失 (Vanishing-Gradient problem)

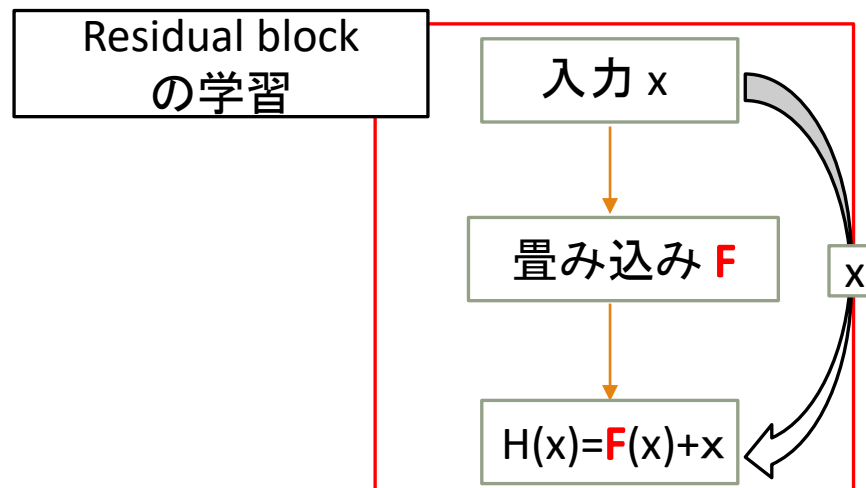
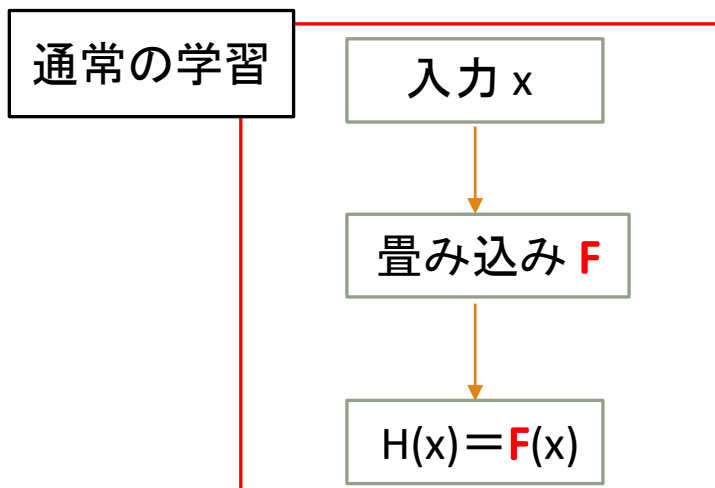
- ・逆伝播の際、勾配が0に近づくこと
- ・活性化関数が何度も作用すると勾配が小さくなりゼロに近づく
- ・活性化関数の微分(1より小さい)の掛け合わせにより入力層付近でのフィードバックを失う
- ・活性化関数がシグモイド関数であると微分(勾配)を行うと、最大値が0.25であるため層を追うごとに小さくなり消滅していく
- ・逆伝播では活性化関数の微分を各勾配にかける
- ・勾配: あるパラメータ x_k の変化量に対する関数 y の変化量割合

4. 勾配消失 (Vanishing-Gradient problem)

- ・逆伝播際に、各層ごとに活性化関数を微分し、勾配を求め学習
- ・出力層に近い『浅い』層 → 入力と出力の差が大きい有効
- ・入力層に近い『深い』層 → 入力と出力の差は極めて小さくなり
勾配を取りにくい
- ・層から層への伝播は掛け算の性質をもっているため
層を増やしていくと、勾配が消えてなくなる
- ・やたらと層を増やすと学習が止まる

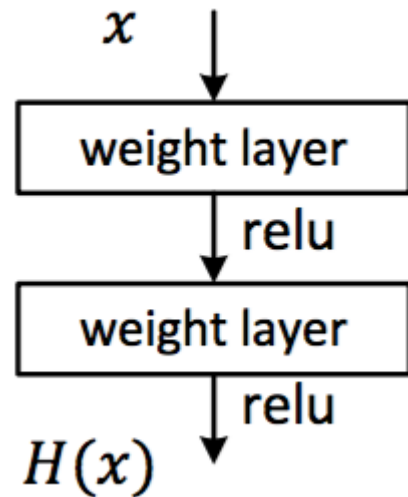
5. Residual block

- ・従来 : 単純な学習(畳み込み F)だけの学習
- ・ResNet : 恒等写像でバイパスした値を足す操作を加えたもの(constructionに似ている?)
- ・通常の学習層の出力 $H(x)$ を $F(x)$ とするとresidual blockは $F(x)+x$
→ $H(x)$ そのものではなく入力 x との残差 $F(x)$ を学習する



5. Residual block

従来の手法

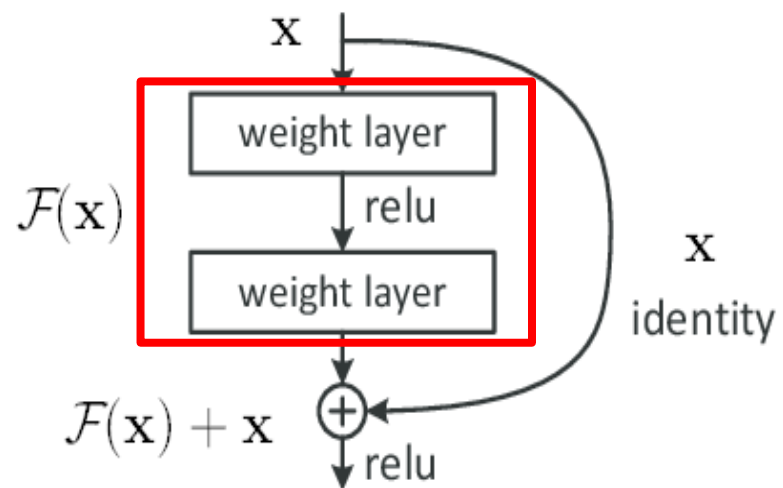


- 出力 $H(x) = x * \text{weight}$ (畳み込み・プーリング)
- 各 weight layer = $H(x)$ と最適になるよう学習

<https://arxiv.org/abs/1512.03385>

5. Residual block

ResNetの手法



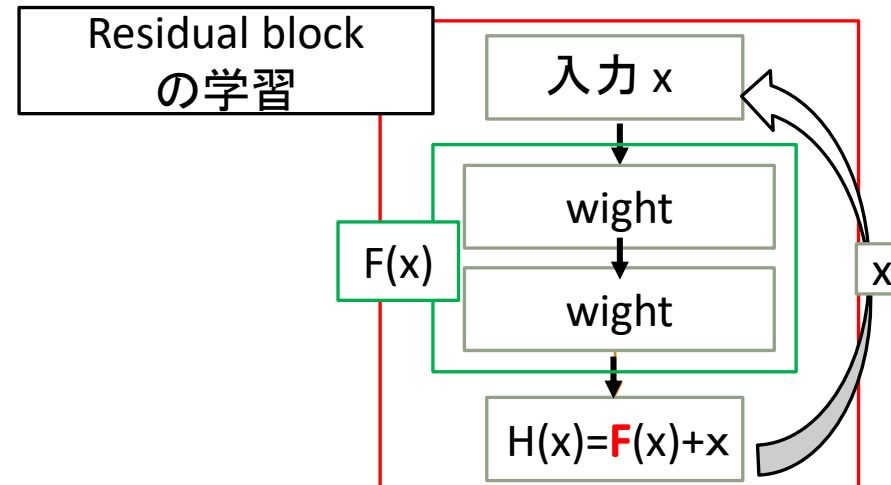
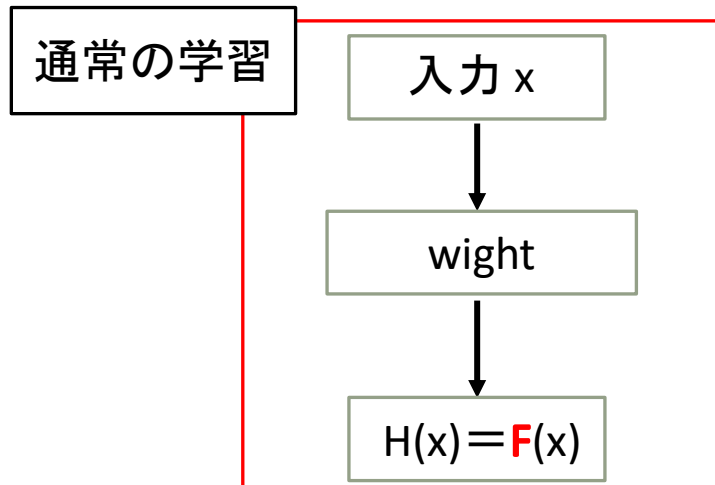
・出力 $H(x) = \mathcal{F}(x) + x$

・残差 $\mathcal{F}(x) = H(x) - x$ と最適になるよう学習

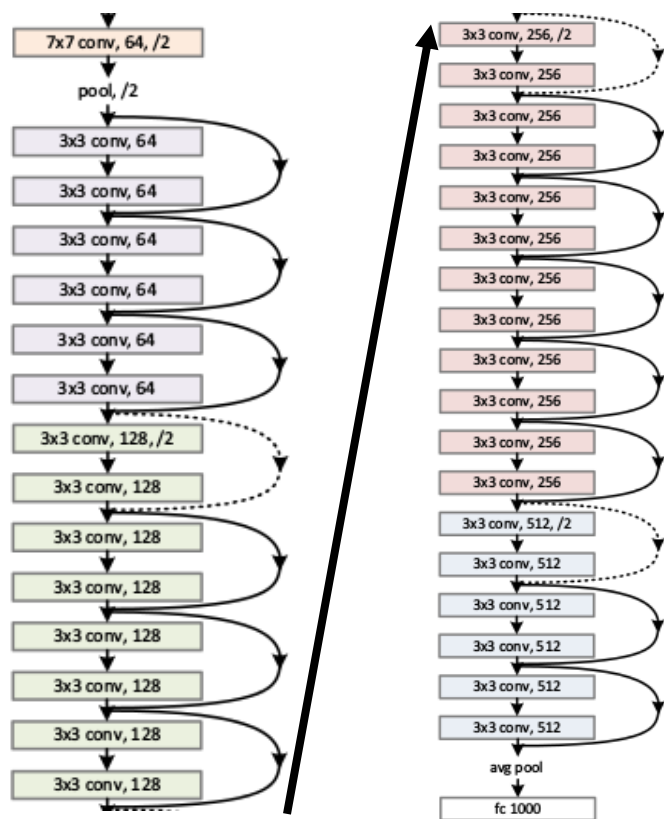
<https://arxiv.org/abs/1512.03385>

5. Residual block

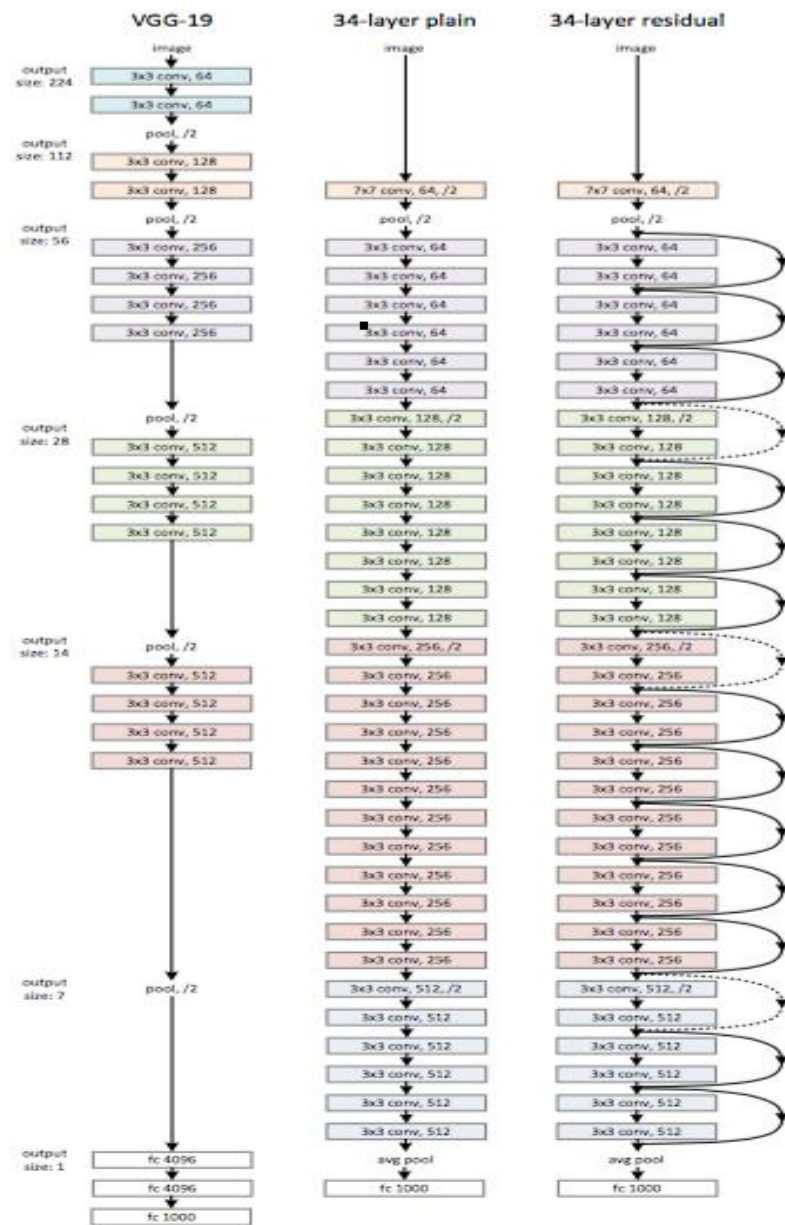
- ・従来 : $wight = H(x)$ を学習
- ・ResNet : $F(x) = H(x) - x$ を学習
- ・各層を直接計算するのではなくショートカット接続をつける
これにより1つ1つの層を学習せず $F(x)$ として学習できる



6. 全体



- ・最初は 7×7 の畳み込み
その後、 3×3 の畳み込みが続く
- ・以前のモデル(2012. Alexnet)では
 11×11 のフィルタから小さくしていく手法
- ・ResNetでは 3×3 のフィルタを
5回繰り返すと 11×11 と同等
- ・計算量は小さい.
 $3 \times 3 \times 5 = 45$
 $11 \times 11 = 121$



7. 今後

- ・実装について考える
- ・SSD-6D論文のあいまいな理解のところを深める

4. 参照

<https://arxiv.org/pdf/1512.03385.pdf>

<https://arxiv.org/pdf/1602.07261v1.pdf>

https://deepage.net/deep_learning/2016/11/30/resnet.html

<https://www.kumilog.net/entry/resnet-paper>