

2. コンピュータビジョンと 医用画像処理

伊藤 康一 東北大学大学院情報科学研究科計算機構論分野

ディープラーニング (deep learning) は、今となつては誰しもが聞いたことがある言葉となった。その大きなブレイクスルーの一つは、画像認識のコンペティションである ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) 2012¹⁾ にて、畳み込みニューラルネットワーク (convolutional neural network : CNN) が従来よりも 10 ポイント以上高い精度を達成したことである。それ以降、画像に関係する各種問題に CNN が適用されてきた。特に、コンピュータビジョンやパターン認識の分野では、トップカンファレンスの発表のほとんどでディープラーニング、特に CNN が使われている。本稿では、IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (以下、CVPR) 2018²⁾ の発表のうち、医用画像処理で利用できそうな 6 つの論文を紹介する。

Finding Tiny Faces in the Wild with Generative Adversarial Network³⁾

顔認証の始めの処理は、画像から顔を検出することである。証明写真のように一人だけ写っていれば簡単な問題であるが、監視カメラのように多くの人物が写っている画像からすべての顔を検出することは難問である。この論文では、敵対的生成ネットワーク (generative adversarial network : GAN)⁴⁾ を用いて、小さい顔も検出できるような手法を提案している。具体的には、顔候補領域を多数検出し、generator (以下、生成器) で解像度を上げ、discriminator (識別器) で判別をしている。医用画像処理においても、小さい病変を検出する必要がある。小さい病変でも同様に、GAN に基づいた超解像により正確に検出できる可能性がある。

Learning Face Age Progression : A Pyramid Architecture of GANs⁵⁾

GAN のアーキテクチャを利用して、個人性を保ったまま顔画像の年齢を変化させる手法を提案している。生成器で顔画像を生成し、生成された顔画像に対して年齢、画素、個人性の 3 つの誤差が小さくなるように生成器を学習させている。医用画像処理において、入力画像に対して正規化処理などを施すことで

判断しやすくすることは重要であるが、個人性を失ってはいけない。医用画像処理の分野において、個人性を考慮した生成器を利用することは、診断支援の観点から重要である。

PairedCycleGAN : Asymmetric Style Transfer for Applying and Removing Makeup⁶⁾

GAN を使った応用の一つにスタイル変換 (style transfer) がある。cycleGAN⁷⁾ と呼ばれる手法が有名であるが、1対1のドメインでなければ利用できなかった。PairedCycleGAN は、1対1ではないドメインに対してスタイル変換を可能とした手法である。論文では、メイクと除去という 2 つの生成器を考え、それらがサイクルするように学習させている。医用画像処理において、しばしば、装置の違いにより処理結果が異なることが問題になっている。この問題に対し、例えば、このような処理を利用することで装置の違いを正規化することが考えられる。

Data Distillation : Towards Omni-Supervised Learning⁸⁾

「知識の蒸留 (knowledge distillation)」は、教師ネットワークの学習結果を生徒ネットワークに転移することで、モデルを小型化あるいは高精度化するための転移学習の方法である。この論文