

深層学習を用いた剪定技術の再現

堺 瑞起[†] 的場 隆一[‡] 小熊 博[‡]

富山高等専門学校 制御情報システム工学専攻[†] 富山高等専門学校 電子情報工学科[‡]

1. 背景

近年，少子高齢化が進んでいる．その影響により，農業や工業など様々な分野において，熟練技術者の専門技術の伝承が困難となっている．その原因の一つとして，技術を言葉で示すことが困難であることが挙げられる．技術者は視覚等から得られた情報を元に，何らかの特徴量を導く．多くの熟練技術者は，「得られた特徴量を元に最適解を得る」という動作を，培った経験を元に感覚的にを行っている．このような要因で，特徴量を具体的な数値で示すことができず，人間が技術を習得するには時間がかかる．

本研究では，深層学習を用いることで，樹木の剪定技術を再現することを目標とする．剪定技術は視覚情報を元に最適解を得ていると仮定し，実験を行った．

2. 実験方法

2.1 学習及び訓練データについて

訓練及び訓練データを以下の工程に従い撮影した．撮影には複数の枝と，それを固定するための剣山，撮影のためのカメラと三脚を用いる．

- (1) 枝を剣山に刺した状態で剣山を水平な台に固定する．
- (2) 枝以外のものが写り込まないような撮影位置を決める．
- (3) 剪定前の状態を撮影する．
- (4) 枝を，いくつかのルールに従って剪定する．
- (5) 剪定後の状態を剪定前と，同じ位置，同じ角度から撮影する．

今回は訓練データを用意するために3つの枝，訓練データを用意するために1つの枝を用いた．訓練データの数が少ないため，撮影した画像を左右反転した画像も訓練データとして使用する．画像はグレースケール化した後，背景が白，枝が黒になるよう2値化処理を行う．画像から640×640の画像切り出し，縦横10分の1の大きさに縮小する．以上の工程を持って2,562の訓練データと1,012の訓練データを得た．

2.2 剪定ルールについて

剪定前の画像を入力，剪定後の画像を出力として学習を行う．以下の2つのルールに従い枝の剪定を行った．

- (i) 主枝を選択し，その枝は剪定しないものとする．
- (ii) 主枝を除く任意の枝 A から枝 B が枝分かれした時，枝 A を枝 B が枝わかれした直後のところで切断する．

例として，剪定前の状態を図1，剪定後の状態を図2に示す．

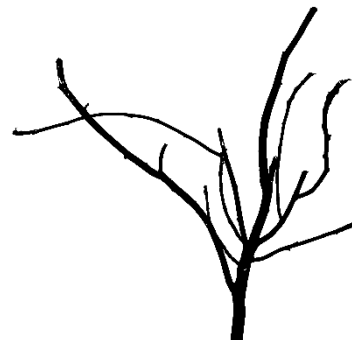


図1 剪定前

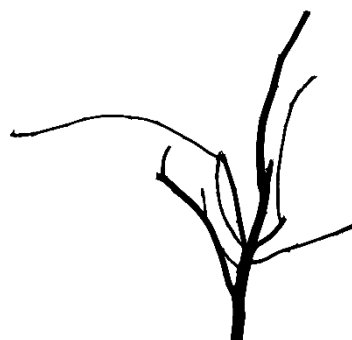


図2 剪定後

2.3 学習について

入力を剪定前の画像，出力を剪定後の画像としたニューラルネットワークを用いて学習を行う．全学習データに対し誤差逆伝搬を行うことを1サイクルとして，250サイクルの学習を行った．

3. ニューラルネットワークについて

64×64ピクセルの画像を入力とし，64×64の画像を出力とするニューラルネットワークを用

Reproduction of Pruning Technique Using Deep Learning

[†]Mizuki Sakai, National Institute of Technology, Toyama College, Control Information System Engineering Program

[‡]Ryuichi Matoba, National Institute of Technology Toyama College, Department of Electronics and Computer Engineering

[‡]Hiroshi Oguma

いる．使用したニューラルネットワークは畳み込み層3層，全結合層2層，逆畳み込み層3層からなる．ニューラルネットワークのモデルを図3に示す．

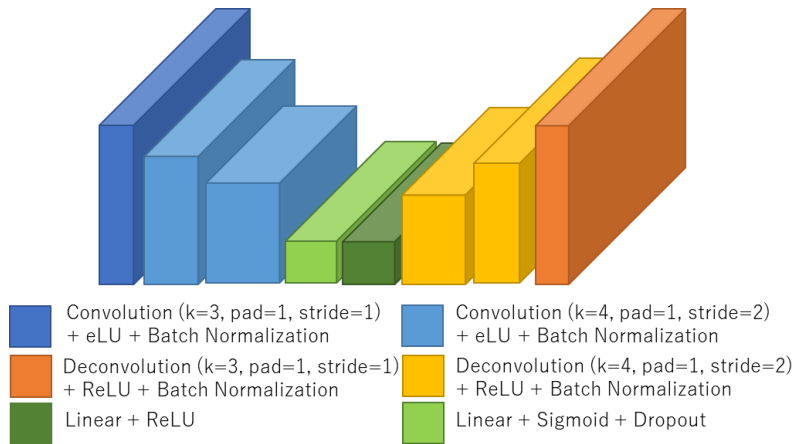


図3 ニューラルネットワークのモデル

4. 実験結果

実際に出力された画像の一部を図3に示す．また，図4の画像を出力する際に入力された画像を図5，図5の剪定後の状態を図6に示す．



図4 テストデータの出力画像例



図5 テストデータの入力画像例



図6 テストデータの正答画像例

比較のために訓練データに対する出力の一部を図7に示す．また，図7の画像を出力する際に入力された画像を図8，図8の剪定後の状態を図9に示す．



図7 訓練データの出力画像



図8 訓練データの入力画像



図9 訓練データの正答画像

5. 考察

図6，図8を比較すると，訓練データにおいては正しく学習が行われていると判断できる．また，図3を見ると枝の影が浮き出るように現れていることが確認できる．図4と比較すると，太い枝がより濃く現れていることがわかる．図5と比較する限り，剪定ルールが学習が行われていない．しかし，入力画像をトレースすることで，誤差が小さくなるということは学習されている．

6. 今後の課題

今回の実験では用意できた枝の数が少なく，学習回数も時間の関係から多くすることが出来なかった．訓練データを増やし，学習回数を増やした場合に，どれだけ結果が改善されるか確認する日宇町がある．

また，出力結果を定量的に評価する段階まで至れていないことが問題となった．本来であれば以下の工程に従い，正答の是非を判断する予定であった．

- (1) 一枚の画像を複数に分割する．
- (2) 画像を部分的に切り出してニューラルネットワークに入力する．
- (3) 得られた結果をつなげて元画像と同じ大きさの画像を生成する．
- (4) 画像が剪定ルールに従った変化をしているか確認する．

今回の実験では(3)を行えるほど良い出力結果が得られず，(4)以降の工程を必要としなかった．

7. 参考文献

Alec Radford, Luke Metz, Soumith Chintala, Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, ICLR 2016, 2015

Ioffe, Sergey and Szegedy, Christian. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. arXiv preprint arXiv:1502.03167, 2015.

M.D. Zeiler et al. Deconvolutional networks. In CVPR, 2010.