層の削除と再学習による ResNet のモデル圧縮

Model Compression for ResNet via Layer Erasure and Re-training

井田 安俊
Yasutoshi Ida

日本電信電話株式会社 NTT ソフトウェアイノベーションセンタ
NTT Software Innovation Center
yasutoshi.ida@ieee.org

藤原 靖宏
Yasuhiro Fujiwara

日本電信電話株式会社 NTT コミュニケーション科学基礎研究所
NTT Communication Science Laboratories
yasuhiro.fujiwara.kh@hco.ntt.co.jp

keywords: deep learning, model compression, residual networks, deep neural networks

Summary

Residual Networks with convolutional layers are widely used in the field of machine learning. Since they effectively extract features from input data by stacking multiple layers, they can achieve high accuracy in many applications. However, the stacking of many layers raises their computation costs. To address this problem, we propose Network Implosion, it erases multiple layers from Residual Networks without degrading accuracy. Our key idea is to introduce a priority term that identifies the importance of a layer; we can select unimportant layers according to the priority and erase them after the training. In addition, we retrain the networks to avoid critical drops in accuracy after layer erasure. Our experiments show that Network Implosion can, for classification on CIFAR10/100 and ImageNet, reduce the number of layers by 24.00% ~ 42.86% without any drop in accuracy.

1. はじめに

畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network, CNN) [LeCun 98] は画像認識分野における様々なタスクにて高い精度を達成し、コンピュータビジョン及び機械学習コミュニティで広く使われているモデルである。CNN は畳み込み層と呼ばれるレイヤーを重ねた階層構造を持ったモデルであり、この階層構造を深くすることによって精度を改善してきた。1998 年、LeCun らは LeNet-5 と呼ばれる 5 層の CNN を用いて手書き文字の分類を行った [LeCun 98]。2012 年には 8 層の AlexNet が ILSVRC の画像分類コンペティションを制した [Krizhevsky 12]。2014 年のコンペティションでは VGG Net [Simonyan 14] が 19, GoogleNet [Szegedy 15] が 22 のレイヤーを重ね、さらに精度を改善した。2015 年のコンペティションでは Residual Network (ResNet) が 152 のレイヤーを重ね、この年のコンペティションを制した [He 16a]。現在では ResNet は標準的な CNN ベースのモデルの一つとして普及している。

CNN は深い階層構造により精度を改善する一方で、そのレイヤー数の増加に伴い学習と推論にかかる計算コストも増加した [Canziani 16]。学習においては設備投資によって計算リソースを増強し、アルゴリズムを修正することによって計算時間を大幅に短縮できることが明らかになってきた [Akiba 17]。しかし、推論においては IoT

時代の到来に伴い、少ない計算リソース上で計算を行わなければならない機会が増えている。例として、組み込みシステム上での画像分類 [Wu 16]、ポータブルデバイス上での文字認識 [Xiao 17]、モバイルデバイス上での音声認識 [Schuster 10] などがあげられる。加えて、CNN のエネルギー消費量はメモリ消費量が大きいほど顕著になる問題もサービスのランニングコストの面で好ましくない [Han 15]。このような背景から、CNN の推論の計算コストの削減は事業化の観点で大きな注目を浴びている研究分野の一つである。

階層構造を深くすることにより計算コストが増加する問題に対し、レイヤー数を削減することで計算コストの削減を試みるアプローチが提案されている。Veit らは ResNet の推論計算の途中で不要なレイヤーを動的にスキップする手法を提案した [Veit 18]。Veit らのアイディアは、ResNet の全レイヤーは保持しておき、入力データによって実行するレイヤー数を変化させるというものである。しかし、本枠組みでは ResNet の全レイヤーを保持する必要があるため、メモリ消費量を削減することができない。反対に、どのレイヤーをスキップするかを決定するために追加のモジュールが必要となるため、メモリ消費量は増加する。Huang らは学習の時点で ResNet のレイヤー数を削減する手法を提案した [Huang 18]。本枠組みであれば推論計算の時間を短縮しつつメモリ消費量も削減することができる。しかし、レイヤーを動的にスキップする手法群に対

して、本手法群はレイヤーを完全に（静的に）削除してしまうため、精度を維持することが難しいという課題がある。Ba らは蒸留（knowledge distillation, teacher-student traininig）と呼ばれる手法を用い、レイヤー数の多い学習済みモデルから新たにレイヤー数の少ないモデルを学習できることを示した [Ba 14]。蒸留は精度劣化を抑えつつレイヤー数を削減できることが実験的に示され注目を浴びている。計算コストを削減する観点からは、推論時間とメモリ消費量の両方を削減できるため、レイヤーを静的に削除する手法群と蒸留を用いた手法群がサービス上では好ましいと言える。

本論文では、レイヤーを静的に削除する手法群の課題である精度劣化を抑える手法（Network Implosion）を提案し、蒸留との比較実験を行う。提案手法は ResNet のそれぞれのレイヤーに対し、そのレイヤーの重要度を決めるスカラー値を導入する。このスカラー値は他のパラメータと同様に学習される。学習後はスカラー値を用いて重要でないレイヤーを特定し、削除する。精度の劣化を防ぐため、提案手法はレイヤーを削除した後の ResNet を再学習する。このようなパラメータの削除と再学習は個々のパラメータの削除では有効であることが実験的に知られているが [Han 15]、本論文ではレイヤーの削除においても有効であることを実験で示す。注意すべき点は、レイヤー削除における精度の維持では個々のパラメータ削除 [Han 15] とは異なるハイパーパラメータ設定で再学習を行う必要があるということである。実験においては CIFAR10/100, ImageNet のデータセットを用いた画像分類のタスクにおいてレイヤー数を 57.14% ~ 76.00% まで削減した。これにより、推論の計算時間は 60.23% ~ 76.69%, モデルのパラメータ数は 69.82% ~ 93.15% まで削減された。

2. 関 連 研 究

ResNet のレイヤー数を削減する手法群は大きく 3 つに分けられる。(1) 推論計算の途中で不要なレイヤーを動的にスキップする手法, (2) 学習の時点でレイヤー数を静的に（完全に）削除する手法, (3) レイヤー数の多い学習済みモデルから新たにレイヤー数の少ないモデルを学習する手法（蒸留）である。

(1) の動的なレイヤーのスキップの手法群として [Veit 18, Wu 18] があげられる。Veit らの手法は ResNet の推論計算の途中で次のレイヤーを実行するか、スキップするかを動的に決定する [Veit 18]。レイヤーを実行するか否かの決定は各レイヤーにゲート関数を追加することで実現している。前のレイヤーのシグナルをゲート関数に入力し、1 を出力したときは次のレイヤーを実行し、0 を出力したときは実行しない。このゲート関数自体もパラメータを持っており、学習フェーズでゲート関数のパラメータも学習する。Wu らはゲート関数ではなく、ResNet

とは別にもう一つ別のニューラルネットワークを学習させ、そのニューラルネットワークにどのレイヤーを実行するか否かを決定させる [Wu 18]。Wu らの手法は強化学習ベースである。つまり、ニューラルネットワークは ResNet のどのレイヤーを実行させるかをアクションとしてとることができ、実際に実行した際の精度を報酬とすることで、精度劣化を抑えつつ実行するレイヤー数を削減しようとする。しかし、この手法群は平均の推論時間は削減できるが、追加のゲート関数やニューラルネットワークを必要とするためメモリ消費量が増加するという問題がある。

(2) の静的なレイヤー削除の手法群として [Huang 18, Yu 18] があげられる。Huan らはレイヤーの出力に学習可能なスカラー値を乗じるモデルを用いる [Huang 18]。このスカラー値に L1 正則化をかけることで、学習中に多くのスカラー値を 0 にする [Fujiwara 16a, Fujiwara 16b, Ida 19]。スカラー値が 0 に対応するレイヤーは実行されていない状態と同等であるため、そのようなレイヤーを完全に削除することができる。Yu らは各レイヤーの出力に閾値を設定し、閾値を下回ったレイヤーを削除する [Yu 18]。これらの手法は (1) の手法群と異なり、完全にレイヤーを削除するため推論計算の時間とメモリ消費量を同時に削減することができる。しかし、完全にレイヤーを削除するため、精度を維持することが難しい。実際に、これらの手法は CIFAR10 などのトイデータでは精度を維持できることが実験的に示されているが、ImageNet などの実データでは精度を維持できていない。加えて、これらの手法は正則化の強さを調整するハイパーパラメータや閾値などの連続値のハイパーパラメータをチューニングする必要がある。つまり、所望のレイヤー数を持つ ResNet を得るために連続値のハイパーパラメータを調整しなければならなくなり、チューニングコストが増加する。本論文の提案手法である Network Implosion は本手法群に位置付けられるが、ImageNet の実データにおいても精度劣化を起こさず、チューニングコストの高い連続値の追加ハイパーパラメータも有しない。

(3) は蒸留 [Ba 14, Hinton 15] と呼ばれるテクニックを利用する。蒸留は学習済みのニューラルネットワーク（教師）の情報を活用し、別のニューラルネットワーク（生徒）を効率的に学習する枠組みであり、teacher-student 学習とも呼ばれる。具体的には、教師となるモデルの出力する確率分布と、生徒となるモデルの出力する確率分布が近くなるような制約を学習時に課すことで生徒の学習を補助する。Ba らは教師となるモデルよりも小さいモデルを生徒として用いた場合でも精度を維持できることを実験で示した。加えて、teacher-student 学習は所望のレイヤー数を直接設定できるため、ハードウェアのメモリ制約がある場合にも使いやすい。以来、蒸留は様々なモデルの圧縮で使われている [Chen 17, Mishra 17]。

本研究で扱うレイヤーレベルのパラメータ削除に対し、

図1 バッチサイズ1における56層ResNetに対するチャンネルレベルとレイヤーレベルのパラメータ削除のFLOPSと実行時間の削減率の関係。

チャンネルレベルのパラメータ削除も研究されてきた [He 17, He 18, Li 16, Liu 17, Liu 19, Luo 17, Yang 18]. チャンネルレベルのパラメータ削除を用いることで各レイヤーの行列演算におけるパラメータ側の行列のサイズを削減することができる。これにより、チャンネルが十分に削除できればモデルの軽量化と推論の高速化を期待できる。しかし、パラメータ側の行列サイズが小さい場合、FLOPS (Floating point number Operations Per Second) の観点からは演算回数を大きく下げられても、実際の実行時間をあまり短縮できない場合がある。代表的な例としてバッチサイズが小さく、パラメータ側だけでなく入力側の行列も小さくなることによりGPUの利用効率が下がる場合があげられる [Bianco 18]. こうしたバッチサイズを小さくする設定は、例えば映像をリアルタイムで処理する必要のあるアプリケーションやメモリ制約のある環境下で起こりうる。これに対し、レイヤーレベルのパラメータ削除は各レイヤーのパラメータ側の行列サイズを削減しないため、バッチサイズが1の場合でも高いGPU利用効率を期待できる。図1に実際にバッチサイズが1の場合の GeForce GTX 1080 Ti 上での FLOPS と実行時間の削減率の関係を示す。本図は56層のResNetに対してチャンネルレベルとレイヤーレベルのパラメータ削除を、削除するパラメータの割合を変化させながら適用し推論（予測）計算のFLOPSと平均実行時間の削減率の関係を示したものである。なお、推論計算に用いたデータセットはCIFAR10であり、削除するパラメータの選択はチャンネルレベル・レイヤーレベル共にランダムに行っている。チャンネルレベルのパラメータ削除ではFLOPSを7%まで削減したとしても、実際の実行時間は92%までしか削減できていない。これに対し、レイヤーレベルのパラメータ削除はFLOPSを32%まで削減した時点で実行時間も34%まで削減できている。レイヤーレベルのパラメータ削除は、上記のようなチャンネルレベルのパラメータ削除ではハードウェアの利用効率が下がってしまう場合に効果を期待できる。ただし、レイヤーレベルのパラメータ

図2 ResNetのステージとステージの変わり目の様子。

削除はこれまで述べてきたように精度の維持が難しいという課題がある。実際にチャンネルレベルのパラメータ削除の近年の手法はILSVRC12のImageNetのデータセットを用いた50層のResNetに対し、Top-5 Accuracyの低下を1%以内に抑えつつFLOPSを約50%まで削減しているが [Peng 19], レイヤーレベルのパラメータ削除はFLOPSを約50%まで削減しようとする2%以上Top-5 Accuracyが低下してしまう [Huang 18]. 本研究は上述のようなレイヤーレベルのパラメータ削除における精度維持の困難さを課題とし取り組むものである。

3. 前 準 備

本章では画像認識分野などで広く使われているCNNの一種であるResNetの説明を行う。ResNetはResidual Unitと呼ばれるブロックを複数重ねることで深い構造を実現する [He 16a]. それぞれのResidual Unitは複数の畳み込み層で構築されているため、Residual Unitを重ねることで畳み込み層を重ねることができる。Heら [He 16b] によると、 l 番目のResidual Unitは次のように計算される：

$$\mathbf{x}_{l+1} = \mathbf{x}_l + F(\mathbf{x}_l), \quad (1)$$

ここで、 $\mathbf{x}$ は l 番目のResidual Unitへの入力信号である。 $F(\cdot)$ は畳み込み層、バッチ正規化 (batch normalization) [Ioffe 15], ReLU (Rectified Linear Unit) [Krizhevsky 12] 活性化関数から構成されるモジュールである。したがって、Residual Unitは入力信号を恒等写像と非線形写像に通し、その結果を加算するユニットと言える。

ResNetにはResidual Unitの他に、ステージ [Greff 16] と呼ばれる構造がある。1つのステージには各次元の大きさが等しい複数のResidual Unitが重ねられる。このステージを複数重ねることでResNetは構成される。ステージが変わる場所では、ダウンサンプリングやチャンネル数を増やす操作が行われる。つまり、図2に示すとおり、ステージの変わり目でResidual Unitの次元の大きさが変更される。

4. 提案手法

本章では ResNet のレイヤー数を静的に（完全に）削除しつつ、精度の劣化を抑える手法（Network Implosion）を提案する。提案手法はレイヤーの削除と再学習を繰り返し、徐々に ResNet のレイヤー数を削減する。本章では最初に削除対象となるレイヤーの選択方法と再学習のアイデアを導入した後、それらを利用した具体的なアルゴリズムを説明する。

4.1 手法概要

§1 削除対象となる Residual Unit の特定

ResNet から Residual Unit を削除するためには削除対象となる Residual Unit を特定する必要がある。先行研究では精度を大幅に劣化させる Residual Unit が存在することが明らかになっている [Greff 16]。こうした Residual Unit を削除してしまうと再学習による精度の回復が難しくなると考えられる。そこで、精度に対する影響が少ない Residual Unit を削除対象とする必要がある。

この問題に対し、本手法は Residual Unit の重要度を表す変数を導入する。この変数は他のパラメータ同様に学習データから学習可能なスカラー値であり、1 つの Residual Unit につき 1 つ導入される。具体的には、式 (1) 内の $F(\cdot)$ の重要度を学習する。重要でない $F(\cdot)$ を特定した後はその $F(\cdot)$ を削除する。これにより、次の Residual Unit への入力は $\mathbf{x}_{l+1} = \mathbf{x}_l$ となるため、実質 Residual Unit そのものを削除したと同様の効果を得る。重要度を表す変数は Residual Unit の式 (1) に対して以下のように導入される：

$$\mathbf{x}_{l+1} = \mathbf{x}_l + w_l F(\mathbf{x}_l). \quad (2)$$

ここで、 w_l は誤差逆伝播によって学習可能なスカラー値をとる変数である。 w_l は $F(\cdot)$ の上に重ねられたスカラー値をかけるレイヤーとみなせるため、深層学習フレームワークを用いれば誤差逆伝播等の計算も容易に実装することができる。学習の結果、 w_l の絶対値 $|w_l|$ が小さくなった場合、 $F(\cdot)$ の出力は小さくスケールされると考えられるため、そのような $F(\cdot)$ は出力に与える影響が小さいとみなせる。したがって、本手法では $|w_l|$ を Residual Unit の重要度とみなし、 $|w_l|$ が小さい Residual Unit を削除対象とする。

注意すべき点は、ResNet には最後まで削除すべきでない Residual Unit が存在するという点である。[Greff 16] によるとステージが変わった直後の Residual Unit は削除すると精度を大きく劣化させる。これは、ステージの変わり目でダウンサンプリングやチャンネル数の増加が行われ、新しい中間表現が獲得されるためであるとされる（図 1）。このような Residual Unit は精度の維持にとって重要であるため、本手法ではステージが変わった直後の Residual Unit は削除の対象とせず、通常の式 (1) を用い

アルゴリズム 1 提案手法：Network Implosion

Require: 学習率 η , Residual Units の数 L , 一度に削除される Residual Units の数 k , 目標とする Residual Units の総数 L' , 再学習のエポック数 n .

- 1: ResNet のパラメータと重要度 $\{w_l : l \in [L]\}$ を初期化。
- 2: 初期学習率 η の SGD で ResNet を学習。
- 3: $l' = L$
- 4: **while** $l' > L'$ **do**
- 5: $I = \emptyset$
- 6: w_l の絶対値の昇順に k 個を選択し、そのインデックスを I へ追加。
- 7: $i \in I$ となる $w_i F(\mathbf{x}_i)$ を式 (2) から削除。
- 8: $l' \leftarrow l' - k$
- 9: 初期学習率 η の SGD で n エポック再学習。
- 10: **end while**

る。本アイデアは追加のパラメータ（重要度）を要するが、このパラメータはベクトルやテンソルではなくスカラーとなるため、モデルサイズにはほとんど影響がないものとみなせる。

§2 Residual Unit の削除と再学習

[Veit 16] らは ResNet から複数の Residual Unit を一度に削除すると精度が落ちやすいことを示した。この結果を受け、本手法は Residual Unit の削除と再学習を交互に行い、一度に多くの Residual Unit を削除するのではなく、徐々に少しずつ Residual Unit を削除していく形式をとる。

[Cheng 18] はモデルのパラメータ削除の手法を要素/ベクター/カーネル/グループ/フィルターレベルと分類した。本手法は上述のカテゴリにはないレイヤーレベルでのパラメータ削除である。一度の削除で最も多くのパラメータを削除するため、これに伴い再学習によるモデルの修正量も大きくなると考えられる。したがって再学習においては、パラメータを大きく更新するために Stochastic Gradient Descent などの学習アルゴリズム [Ida 17, Kingma 14, Robbins 51] の学習率を大きく設定する。具体的には、最初の学習で用いた学習率と同じ大きさの学習率を再学習にも適用する。個々のパラメータ削除における再学習 [Han 15] では小さい学習率を用いるため、このような学習率の設定は対照的な設定であると言える。

4.2 アルゴリズム

アルゴリズム 1 に提案手法である Network Implosion の疑似コードを示す。本アルゴリズムでは、Stochastic Gradient Descent などの学習アルゴリズムの学習率を η , 最初の ResNet の Residual Units の総数を L , 一度に削除される Residual Units の数を k , 目標とする Residual Units の総数を L' , 再学習の学習エポック数を n として表記する。これらは本アルゴリズムにおける主要なハイパー

パラメータである。本アルゴリズムでは、まず Residual Unit の重要度を表す w_l を全ての Residual Unit について初期化する（行番号 1）。初期化は例えば $[-1, 1]$ の区間の一様乱数などを用いる。次に学習アルゴリズムを用いて ResNet を学習する（行番号 2）。本アルゴリズムは徐々に Residual Unit を削除していくため、現在の Residual Unit 数を表す l' を導入する（行番号 3）。その後 Residual Unit と再学習を繰り返すループへ入る（行番号 4～10）。このループは目標とする Residual Unit の数 L' まで Residual Unit が削除できたら停止するが、精度が劣化した時点で停止するような条件に変更してもよい（行番号 4）。ループ内では削除対象となる Residual Unit のインデックスの集合を表す I が設定される（行番号 5）。重要度 w_l に従い重要でないと判断される k 個の Residual Unit のインデックスを I に追加する（行番号 6）。この I に含まれるインデックスに対応する $w_i F(\mathbf{x}_i)$ を式 (2) から削除し、レイヤーの削除を行う（行番号 7）。Residual Unit の削除に伴い、現在の Residual Unit 数 l' を更新する（行番号 8）。Residual Unit を削除した後の ResNet に対し、 n エポックの再学習を行う（行番号 9）。このとき、学習アルゴリズムの初期の学習率 η の初期値は行番号 2 で用いた初期の学習率と同様のものを用いる。

5. 実験

本章では提案手法を精度と推論フェーズの計算コストの観点から評価する。本評価では画像認識分野における標準的なタスクである画像分類で評価を行う。

5.1 設定

§1 データセット

本評価ではデータセットとして CIFAR10/100[Krizhevsky 09], 及び ILSVRC2012 の ImageNet のデータセット [Russakovsky 15] を使用した。CIFAR10/100 はそれぞれ 10, 100 の分類クラスを持つ画像のデータセットである。画像サイズは $32 \times 32 \times 3$ である。ImageNet は 1000 の分類クラスを持つデータセットであり、画像サイズは $224 \times 224 \times 3$ である。本実験では [Szegedy 15] に従い、学習・テスト時に画像に対して $224 \times 224 \times 3$ の single center-cropping を施す。また、[Krizhevsky 12, Szegedy 15] と同様に、学習時には data augmentation として color, scale aspect ratio augmentation を施す。

§2 モデル

本評価では多くの画像分類タスクで用いられる ResNet[He 16b] をモデルとして使用する。[He 16b] に従い、それぞれの Residual Unit にはボトルネック構造を採用する。それぞれの Residual Unit はバッチ正規化とセットになった 3 層の畳み込み層を持ち、活性化関数は ReLU 活性化関数を用いる。ステージの数は CIFAR10/100 で 3 つ、ImageNet で 4 つとする。この結果、[He 16a] と同様に層数

は CIFAR10/100 で 56 層、ImageNet で 50 層となる。ステージの変わり目において Residual Unit の次元を変化させる際には projection shortcut[He 16b] を用いる。

§3 ハイパーパラメータ

ハイパーパラメータについては画像分類で標準的に用いられる [He 16b] と `fb.resnet.torch`*1 に従い設定した。学習アルゴリズムはモーメンタム付き SGD を用い、そのモーメンタム係数は 0.9、初期学習率は 0.1 とした。トータルの学習エポック数は 200 とした。CIFAR10/100 では学習率は 81 エポック目と 122 エポック目に 0.1 倍した。ImageNet では学習率は 30 エポック毎に 0.1 倍した。バッチサイズは CIFAR10/100 では 128、ImageNet では 512 とした。荷重減衰の係数は 0.0001 とし、パラメータは [He 15] に従い初期化した。

§4 比較手法

比較手法は通常の ResNet と蒸留を用いたモデル圧縮 (teacher-student 学習) [Ba 14, Hinton 15] とした。関連研究の章で述べた通り、teacher-student 学習は動的にレイヤーをスキップする手法群や静的にレイヤーを削除する手法群と比して精度を維持しつつ計算コストを削減しやすいたことが経験的に示されている。加えて、teacher-student 学習は他の手法群とは異なり直接レイヤー数を指定することができるため、ハードウェアのメモリ制約がある場合などにも使用しやすく、本論文のモチベーションに沿うベースラインである。教師モデルとして CIFAR10/100 では 56 層、ImageNet では 50 層の ResNet を用いた。teacher-student 学習にはハイパーパラメータとして温度とクロスエントロピーの重みがある [Hinton 15]。それぞれ CIFAR10/100 では 4, 0.9、ImageNet では 1, 0.5 を採用した。

§5 提案手法

提案手法の ResNet では式 (2) の Residual Unit を用いる。ただし、ステージの変わり目で Residual Unit の次元が変化する部分では式 (1) で表される通常の Residual Unit を用いる。これは ResNet ではステージの変わり目で新たな特徴マップが生成され、同一ステージ内では特徴マップの微調整が行われるのみであるという [Greff 16] の研究結果に基づく。[Greff 16] によると、ステージの変わり目で次元が変化する Residual Unit は特徴抽出において重要な役割を持つため、本論文の提案手法ではこの Residual Unit は削除の対象としない。提案手法では層の削除と再学習を繰り返すが、一度に削除される層の数は少ない方が精度劣化を抑えられるという [Veit 16] らの実験結果に基づき、一度に削除する Residual Unit は 1 つ ($k=1$) とした。 k を変化させたときの性能の変化については 5.4 節で示す。1 つの Residual Unit は 3 層の畳み込み層を持つため、一度の Residual Unit の削除で 3 層削除されることになる。再学習における初期学習率は 0.1 とし、エポック数は 60 とした。学習率は 20 エポック目と

*1 <https://github.com/facebook/fb.resnet.torch>

図3 CIFAR10/100, ImageNet における精度とレイヤー数. 赤い点線は提案手法の初期の精度を表す. 提案手法はレイヤーを削除しても精度を維持しやすいことがわかる.

表1 レイヤー削除前と後の各ステージに残存するレイヤー数の比較. ステージ1のレイヤー数が最も少なくなることがわかる.

データセット	層数	精度 (%)	ステージ1の	ステージ2の	ステージ3の	ステージ4の
			層数	層数	層数	層数
CIFAR10	56	92.88	18	18	18	-
	32	93.05	3	15	12	-
CIFAR100	56	71.83	18	18	18	-
	35	71.99	3	12	18	-
ImageNet	50	75.89	9	12	18	9
	38	76.12	6	6	15	9

40 エポック目に 0.1 倍した. 再学習のエポック数 n はオリジナルの学習エポック数と同様の値を設定することを推奨するが, 本研究では n をオリジナルの学習エポック数より小さく設定しても精度をある程度維持できることを 5.4 節で確認する.

5.2 精 度

本章ではレイヤー数を変化させたときのテストデータに対する画像分類の精度を評価する. ただし, ImageNet ではテストデータが存在しないため, コンピュータビジョン分野での標準的な評価方法に倣い, バリデーションデータの精度を評価する. 比較手法は通常の ResNet と teacher-student 学習を用いた ResNet である. CIFAR10/100 ではレイヤー数を 56 層から 11 層まで変化させる. このとき, 1 ステージにつき 18, 15, 12, 9, 6, 3 層を有する 6 つの ResNet を用いた. ImageNet においては提案手法は 50 層から 17 層まで変化させ, 通常の ResNet と teacher-student 学習ではベンチマークで広く用いられる 50 層, 34 層, 18 層のモデルを比較対象として学習させた.

図3にレイヤー数と画像分類の精度のグラフを実験結果として示す. 青の破線はレイヤー数の異なる各 ResNet の精度を, 緑の鎖線は teacher-student 学習によって学習された異なるレイヤー数の生徒モデルの ResNet の精度を示す. 黒線は提案手法によってレイヤーを削除していった際の各 ResNet の精度を, 赤の点線は提案手法の初期

の精度を示す. 提案手法はレイヤーを削除しつつ, 赤の点線で表される初期の精度を維持していることがわかる. 最終的に, 提案手法は CIFAR10/100 と ImageNet においてそれぞれ 32, 35, 38 層まで精度を維持しながら層数を削減できた. これらは黒線と赤の点線の交差点に相当する層数である. つまり, CIFAR10/100 と ImageNet においてそれぞれ 42.86%, 37.50%, 24.00% のレイヤーを削除できたことになる. 青の破線と黒線と比較すると, 通常の ResNet のレイヤー数を変化させて学習した場合よりも, 徐々にレイヤーを削除して学習した ResNet の方が精度が高いことがわかる. 緑の鎖線と黒線と比較すると, CIFAR10 においては teacher-student 学習は提案手法とほぼ同様の精度を達成しているが, CIFAR10/ImageNet においては精度を維持できていない. 一方で, 提案手法は CIFAR100 と ImageNet においてもレイヤー数を削減しながら精度を維持できていることがわかる.

表1は精度劣化が起きていない最小の ResNet について, 各ステージで残ったレイヤー数を示したものである. 表1によると, 提案手法は各ステージで異なるレイヤー数のアーキテクチャを発見できていることがわかる. 既存の ResNet の設定では各ステージで同じレイヤー数を設定するケースが多いため, これは提案手法の一つの利点と言える. 本結果によると, 1 番目のステージ, つまり入力に最も近いステージのレイヤー数が最も少なくなっていることがわかる. [Greff 16] によると, 1 番目のス

表 2 推論時における計算コスト. 提案手法によって得られた精度劣化を起こさない最小の ResNet で比較. 提案手法は精度劣化を起こさずに全ての計算コストの指標を改善した.

データセット	層数	精度 (%)	MAC の回数	順伝播 (msec)	逆伝播 (msec)	パラメータ数
CIFAR10	56	92.88	8.19×10^7	6.584	12.93	585.9K
	32	93.05	4.99×10^7	3.970	7.721	409.1K
CIFAR100	56	71.83	8.65×10^7	6.203	13.36	613.6K
	35	71.99	5.44×10^7	4.350	8.075	555.3K
ImageNet	50	75.89	4.11×10^9	29.95	59.51	25.55M
	38	76.12	3.23×10^9	22.97	46.53	23.80M

ページの最初の Residual Unit は単純な中間表現を出力し、かつそれはそのステージの最終的な中間表現と類似した中間表現となる。したがって、1 番目のステージは Residual Unit を少なくしたとしても精度への影響は少ないと言える。1 番目のステージの Residual Unit を積極的に削除するという表 1 の結果は [Greff 16] の主張を支持するものである。

5.3 計算コスト

本章では提案手法によって学習される、精度を維持できる最小の ResNet の計算コストの評価を行う。評価指標として積和演算の回数を表す MAC (multiply-accumulate)、推論計算で用いられる順伝播の実行時間、逆伝播の実行時間、モデルのパラメータ数を用いる。MAC は畳み込み層と全結合層における主要な計算である。実行時間は 100 回の実行時間の平均を評価する。学習における実験設定は前の章と同様とした。提案手法は CIFAR10/100 と ImageNet においてそれぞれ 32, 35, 38 層まで精度を維持しながら層数を削減できたため、これらのモデルを前述の評価指標で評価した。

表 2 に評価結果を示す。MAC の回数に関しては CIFAR10/100 と ImageNet においてそれぞれ 60.93%, 62.89%, 78.59% まで削減できていることがわかる。順伝播の実行時間はそれぞれ 60.23%, 70.13%, 76.69% まで削減できた。逆伝播の実行時間はそれぞれ 59.71%, 60.44%, 78.19% まで削減できた。パラメータ数に関しては精度劣化なしでそれぞれ 69.82%, 90.50%, 93.15% まで削減できた。これらの実験結果は、提案手法がメモリ消費量を増加させることなく、精度劣化なしに推論計算を高速化していることを示している。関連研究の章にて、動的なレイヤスキップの手法群では精度は維持しやすいがメモリ消費量が増加し、静的なレイヤー削除の手法群ではメモリ消費量は削減できるが精度は劣化することを述べた。このため、本実験結果から提案手法は両者の長所を持つ手法となっていることがわかる。

5.4 ハイパーパラメータへの依存性

本章では提案手法のハイパーパラメータである再学習のエポック数と一度に削除する Residual Unit 数の精度との関係を調べる。

図 4 CIFAR10 で学習された 56 層の ResNet に提案手法を適用し、再学習のエポック数を 30, 60, 120 としたときの精度とレイヤー数の関係。エポック数が多いと精度を維持しやすいが、エポック数が小さい場合でもある程度精度を維持できることがわかる。

図 5 CIFAR10 で学習された 56 層の ResNet に提案手法を適用し、一度に削除する Residual Unit 数 k を 1, 2, 4 としたときの精度とレイヤー数の関係。 k が小さいほどトレードオフが改善できているが、 k が大きい場合も初期精度をある程度維持できることがわかる。

CIFAR10 で学習された 56 層の ResNet について、再学習のエポック数を 30, 60, 120 としたときの精度とレイヤー数の関係を図 4 に示す。それぞれのエポック数で初期の精度を維持できた最小の ResNet は 30 エポックで 35 層、60 エポックで 32 層、120 エポックで 20 層であった。エポック数が多いほど精度とレイヤー数のトレードオフを改善できることがわかる。本手法では 30 エポック

図6 CIFAR10で学習された56層ResNetの各ステージの重要度 w_l の絶対値とスケールされた出力 $w_l F(\mathbf{x}_l)$ の大きさ(L2ノルム)の平均の散布図. 重要度が小さいほど出力のシグナルは小さくなることわかる.

で再学習した場合でも精度をある程度維持しながらレイヤーを削除できている. これは, 前の再学習で得られたパラメータを次のレイヤー削除後のモデルの再学習の初期値として使うため, 最初からある程度高い精度を持ったモデルから再学習を開始できるためであると考えられる.

図5は再学習のエポック数を60で固定し, 一度に削除するResidual Unit数 k を1, 2, 4としたときの精度とレイヤー数の関係を示したものである. それぞれの k の設定で得られるResNetのレイヤー数は $k=1$ で56, 53, 50, 47, 44, 41, 38, 35, 32, 29, 26, 23, 20, 17, 14, 11, $k=2$ で56, 50, 44, 38, 32, 26, 20, 14, $k=4$ で56, 44, 32, 20であることに注意する. 図より k が小さいほど再学習による精度の向上幅が大きいことがわかる. これは [Veit 16] らが示したように, 一度に削除するResidual Unit数が少ないほど精度劣化が小さくなり, その結果 k が小さい場合は最初からある程度高い精度から再学習を開始できるためであると考えられる. また, 初期の精度が維持できた最小のResNetは $k=1$ で32層, $k=2$ で32層, $k=4$ で44層となった. $k=4$ のときのみ32層まで精度を維持できなかったが, この32層のResNetの精度は92.84%であり, 初期の精度92.88%とほぼ同等の精度を達成している.

5.5 重要度によるスケールアップの効果

提案手法ではResidual Unitの重要度の指標として w_l の絶対値を用いている. つまり, w_l の絶対値が小さいと $F(\mathbf{x}_l)$ の出力が小さくスケールされ, その結果 $w_l F(\mathbf{x}_l)$ が小さくなり, 全体の出力に与える影響が少なくなるという考えが背景にある. これを確認するため, CIFAR10で学習した56層のResNetの w_l の絶対値とバリデーションデータ上での $w_l F(\mathbf{x}_l)$ の大きさ(L2ノルム)の平均の関係をステージ毎に可視化した. 図6にその結果を示す. この図より, w_l の絶対値が小さいほど $w_l F(\mathbf{x}_l)$ のL2ノルムが小さくなっていることがわかる. したがって, w_l によって $F(\mathbf{x}_l)$ が小さくスケールさ

図7 CIFAR10で学習された1001層ResNetのResidual Unitの重要度のヒストグラム.

れていると言えるため, w_l の絶対値は経験的にResidual Unitの重要度の指標として使えると言える.

5.6 重要度の分布

本章では提案手法に導入した重要度 w_l の性質を調べるため, 1001層のResNetをCIFAR10のデータセットで学習し, そのResidual Unitの重要度 w_l の分布を可視化した. 図7はCIFAR10で学習された1001層ResNetのResidual Unitの重要度 w_l の値のヒストグラムである. 提案手法は w_l を $[-1, 1]$ の1様乱数で初期化するが, 学習を行うことでこれらが2つのガウス分布を混合したような形状となることがわかる. 要素レベルのパラメータ削除では, 学習済みの個々のパラメータのヒストグラムは平均0付近をとる単峰の正規分布となることが知られている [Han 15]. 要素レベルのパラメータ削除においてはこのパラメータの絶対値を重要度として用いるため, 0付近が最頻値となり, 多くのパラメータが重要でないと判断される. 0に近いパラメータは削除しても出力に与える影響が少ないと考えられ, [Han 15] らのように小さな学習率で再学習を行えば精度を維持できる. これに

対し、レイヤーレベルのパラメータ削除の w_l のヒストグラムは図 7 に示したとおり、0 付近で対称な 2 つの正規分布のような形状となる。重要度として用いる絶対値をとるとその最頻値は 0 ではなく 0.7 付近となる。つまり、提案手法でレイヤーを削除する場合、ある程度大きな重要度を持つレイヤーも削除対象としなければならないケースが発生する。この場合、精度を維持するためにモデルを大きく修正する必要があるため、レイヤーレベルのパラメータ削除では本論文で用いているような大きな学習率を再学習にて設定する必要があると考えられる。

6. 結 論

本論文では推論の計算コストを削減するため、精度劣化を抑えつつ ResNet のレイヤー数を削減する手法を提案した。提案手法は重要でない Residual Unit を特定するためのスカラーのパラメータを持っており、これに従い Residual Unit が選択・削除される。削除後は大きな学習率で再学習を行うことで劣化した精度を補う。CIFAR10/100, ImageNet を用いた画像分類タスクでは、既存手法と比して精度を維持しつつ大幅にレイヤー数を削減することができた。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Akiba 17] Akiba, T., Suzuki, S., and Fukuda, K.: Extremely Large Minibatch SGD: Training Resnet-50 on ImageNet in 15 Minutes, *arXiv preprint arXiv:1711.04325* (2017)
- [Ba 14] Ba, J. and Caruana, R.: Do Deep Nets Really Need to be Deep?, in *NeurIPS*, pp. 2654–2662 (2014)
- [Bianco 18] Bianco, S., Cadene, R., Celona, L., and Napolitano, P.: Benchmark Analysis of Representative Deep Neural Network Architectures, *IEEE Access*, Vol. 6, pp. 64270–64277 (2018)
- [Canziani 16] Canziani, A., Paszke, A., and Culurciello, E.: An Analysis of Deep Neural Network Models for Practical Applications, *arXiv preprint arXiv:1605.07678* (2016)
- [Chen 17] Chen, G., Choi, W., Yu, X., Han, T. X., and Chandraker, M.: Learning Efficient Object Detection Models with Knowledge Distillation, in *NeurIPS*, pp. 742–751 (2017)
- [Cheng 18] Cheng, J., Wang, P., Li, G., Hu, Q., and Lu, H.: Recent Advances in Efficient Computation of Deep Convolutional Neural Networks, *Frontiers of IT & EE*, Vol. 19, No. 1, pp. 64–77 (2018)
- [Fujiwara 16a] Fujiwara, Y., Ida, Y., Arai, J., Nishimura, M., and Iwamura, S.: Fast Algorithm for the Lasso based L1-Graph Construction, *PVLDB*, Vol. 10, No. 3, pp. 229–240 (2016)
- [Fujiwara 16b] Fujiwara, Y., Ida, Y., Shiokawa, H., and Iwamura, S.: Fast Lasso Algorithm via Selective Coordinate Descent, in *AAAI*, pp. 1561–1567 (2016)
- [Greff 16] Greff, K., Srivastava, R. K., and Schmidhuber, J.: Highway and residual networks learn unrolled iterative estimation, *arXiv preprint arXiv:1612.07771* (2016)
- [Han 15] Han, S., Pool, J., Tran, J., and Dally, W. J.: Learning both Weights and Connections for Efficient Neural Network, in *NeurIPS*, pp. 1135–1143 (2015)
- [He 15] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J.: Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification, in *ICCV*, pp. 1026–1034 (2015)
- [He 16a] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J.: Deep Residual Learning for Image Recognition, in *CVPR*, pp. 770–778 (2016)
- [He 16b] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J.: Identity Mappings in Deep Residual Networks, in *ECCV*, pp. 630–645 (2016)
- [He 17] He, Y., Zhang, X., and Sun, J.: Channel Pruning for Accelerating Very Deep Neural Networks, in *ICCV*, pp. 1398–1406 (2017)
- [He 18] He, Y., Kang, G., Dong, X., Fu, Y., and Yang, Y.: Soft Filter Pruning for Accelerating Deep Convolutional Neural Networks, in *IJCAI*, pp. 2234–2240 (2018)
- [Hinton 15] Hinton, G., Vinyals, O., and Dean, J.: Distilling the Knowledge in a Neural Network, *arXiv preprint arXiv:1503.02531* (2015)
- [Huang 18] Huang, Z. and Wang, N.: Data-Driven Sparse Structure Selection for Deep Neural Networks, in *ECCV* (2018)
- [Ida 17] Ida, Y., Fujiwara, Y., and Iwamura, S.: Adaptive Learning Rate via Covariance Matrix Based Preconditioning for Deep Neural Networks, in *IJCAI*, pp. 1923–1929 (2017)
- [Ida 19] Ida, Y., Fujiwara, Y., and Kashima, H.: Fast Sparse Group Lasso, in *NeurIPS*, pp. 1700–1708 (2019)
- [Ioffe 15] Ioffe, S. and Szegedy, C.: Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift, in *ICML*, pp. 448–456 (2015)
- [Kingma 14] Kingma, D. P. and Ba, J.: Adam: A Method for Stochastic Optimization, *arXiv preprint arXiv:1412.6980* (2014)
- [Krizhevsky 09] Krizhevsky, A. and Hinton, G.: Learning Multiple Layers of Features from Tiny Images (2009)
- [Krizhevsky 12] Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G. E.: ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, in *NeurIPS*, pp. 1097–1105 (2012)
- [LeCun 98] LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., and Haffner, P.: Gradient-based Learning Applied to Document Recognition, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 86, No. 11, pp. 2278–2324 (1998)
- [Li 16] Li, H., Kadav, A., Durdanovic, I., Samet, H., and Graf, H. P.: Pruning Filters for Efficient Convnets, *arXiv preprint arXiv:1608.08710* (2016)
- [Liu 17] Liu, Z., Li, J., Shen, Z., Huang, G., Yan, S., and Zhang, C.: Learning Efficient Convolutional Networks through Network Slimming, in *ICCV*, pp. 2755–2763 (2017)
- [Liu 19] Liu, Z., Mu, H., Zhang, X., Guo, Z., Yang, X., Cheng, K. T., and Sun, J.: MetaPruning: Meta Learning for Automatic Neural Network Channel Pruning, in *ICCV*, pp. 3295–3304 (2019)
- [Luo 17] Luo, J., Wu, J., and Lin, W.: ThiNet: A Filter Level Pruning Method for Deep Neural Network Compression, in *ICCV*, pp. 5068–5076 (2017)
- [Mishra 17] Mishra, A. and Marr, D.: Apprentice: Using Knowledge Distillation Techniques to Improve Low-precision Network Accuracy, *arXiv preprint arXiv:1711.05852* (2017)
- [Peng 19] Peng, H., Wu, J., Chen, S., and Huang, J.: Collaborative Channel Pruning for Deep Networks, in *ICML*, pp. 5113–5122 (2019)
- [Robbins 51] Robbins, H. and Monro, S.: A Stochastic Approximation Method, *Ann. Math. Stat.*, pp. 400–407 (1951)
- [Russakovsky 15] Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M. S., Berg, A. C., and Li, F.: ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge, *IJCV*, Vol. 115, No. 3, pp. 211–252 (2015)
- [Schuster 10] Schuster, M.: Speech Recognition for Mobile Devices at Google, in *PRICAI*, pp. 8–10 (2010)
- [Simonyan 14] Simonyan, K. and Zisserman, A.: Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, *arXiv preprint arXiv:1409.1556* (2014)
- [Szegedy 15] Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S. E., Anguelov, D., Erhan, D., Vanhoucke, V., and Rabinovich, A.: Going Deeper with Convolutions, in *CVPR*, pp. 1–9 (2015)
- [Veit 16] Veit, A., Wilber, M. J., and Belongie, S. J.: Residual Networks Behave Like Ensembles of Relatively Shallow Networks, in *NeurIPS*, pp. 550–558 (2016)
- [Veit 18] Veit, A. and Belongie, S. J.: Convolutional Networks with Adaptive Computation Graphs, in *ECCV*, pp. 3–18 (2018)
- [Wu 16] Wu, J., Leng, C., Wang, Y., Hu, Q., and Cheng, J.: Quantized Convolutional Neural Networks for Mobile Devices, in *CVPR*, pp. 4820–4828 (2016)
- [Wu 18] Wu, Z., Nagarajan, T., Kumar, A., Rennie, S., Davis, L. S., Grauman, K., and Feris, R. S.: BlockDrop: Dynamic Inference Paths in Residual Networks, in *CVPR*, pp. 8817–8826 (2018)

図 A.1 1001 層の ResNet における精度とレイヤー数. 提案手法は 1001 層の ResNet の精度を 497 層まで維持できた.

表 A.1 1001 層の ResNet と精度劣化していない 497 層の ResNet の推論 (順伝播) の計算時間及びモデルサイズ.

データセット	手法	順伝播 (sec)	モデルサイズ (MB)
Cifar-10	ResNet	0.239	85.6
	提案	0.137	42.6
Cifar-100	ResNet	0.287	85.9
	提案	0.181	42.8

[Xiao 17] Xiao, X., Jin, L., Yang, Y., Yang, W., Sun, J., and Chang, T.: Building Fast and Compact Convolutional Neural Networks for Offline Handwritten Chinese Character Recognition, *Pattern Recognition*, Vol. 72, pp. 72–81 (2017)

[Yang 18] Yang, T., Howard, A. G., Chen, B., Zhang, X., Go, A., Sandler, M., Sze, V., and Adam, H.: NetAdapt: Platform-Aware Neural Network Adaptation for Mobile Applications, in *ECCV*, pp. 289–304 (2018)

[Yu 18] Yu, X., Yu, Z., and Ramalingam, S.: Learning Strict Identity Mappings in Deep Residual Networks, in *CVPR*, pp. 4432–4440 (2018)

〔担当委員：内田 祐介〕

2019 年 10 月 8 日 受理

◇ 付 録 ◇

本付録においては主に本文の実験を補う実験結果を記載する.

A. ResNet-1001

本文の CIFAR10/100 を用いた実験では 56 層の ResNet を用いているが, [He 16b] によると 1001 層の ResNet を用いることでさらに高い精度を達成できる. 本実験ではこの 1001 層の ResNet に対し, どこまで精度を維持しながらレイヤーを削除できるかを確認した. 提案手法における一度に削除する Residual Unit の数 k の値は, $k = 42$ とした. その他の実験設定は [He 16b] に従った.

図 A.1 はレイヤー数は 1001 層から 119 層までのレイヤー数と精度の関係を示す. 赤い点線は提案手法の 1001 層の ResNet の精度である. 青い破線は [He 16b] で報告されている精度である. 提案手法は精度劣化なしで CIFAR10/100 共に 497 層までレイヤーを削減することができた. これは 1001 層の 49.65 % であり, 半分以上のレイヤーを削除できたことになる.

表 A.1 は 1001 層 ResNet と, 上記の精度劣化を起こしていない 497 層の ResNet の推論時間とモデルサイズを比較した結果である. 提案手法により CIFAR10/100 でそれぞれ 48.68%, 47.57% の推論時間を削減できた. また, モデルサイズに関してはそれぞれ 50.30%, 50.26% 削減できた.

図 A.2 Tiny-ImageNet における精度とレイヤー数.

B. Tiny-ImageNet

本実験では参考値として本論文では用いられていないデータセットである Tiny-ImageNet のレイヤー削除の実験を行った. Tiny-ImageNet は ImageNet のデータセットから画像データをサンプリングし, その画像スケールを変更したデータセットである *2. 本論文では 10, 100, 1000 クラスの画像分類の結果を掲載したが, Tiny-ImageNet は 200 クラスの画像分類問題となる. 画像サイズは $64 \times 64 \times 3$ となり, それぞれのクラスには 500 の画像が含まれる. その他の実験設定は本論文の実験設定と同様である.

図 A.2 にレイヤー削除の結果を示す. 青い破線はベースラインとなる ResNet を, 黒い線は提案手法を, 赤い直線は提案手法の初期の精度を表す. 提案手法は 56 層の ResNet を 20 層まで精度劣化なしに圧縮できており, タスク・モデル・データセットによっては大幅にレイヤーを削除できることを示している.

C. 追加実験の結論

本論文の実験では画像認識分野での標準的なデータセットとモデルでの結果を見せた. 追加実験では 1001 層のモデルや Tiny-ImageNet のデータセットで実験を行い, これらの設定ではレイヤー数を精度劣化なしで 50 % 以上削減できることを示した. したがって, 実際のサービスなどにおいても元のモデルやデータセットによっては半数以上のレイヤーを削除することも期待できると考えられる.

—— 著 者 紹 介 ——

井田 安俊 (正会員)

2014 年早稲田大学大学院先進理工学研究科電気・情報生命専攻修士課程修了. 同年, 日本電信電話株式会社入社. 現在, 日本電信電話株式会社 NTT ソフトウェアイノベーションセンター研究員及び京都大学大学院情報科学研究科知能情報学専攻博士課程に在学中. 機械学習, データマイニングの研究開発に従事.

藤原 靖宏

2003 年早稲田大学大学院理工学研究科電気工学専攻修士課程修了. 同年, 日本電信電話株式会社入社. 2011 年東京大学大学院情報理工学系研究科電子情報学専攻博士課程修了. 2014 年ニューヨーク大学客員研究員. 現在, 日本電信電話株式会社 NTT コミュニケーション科学基礎研究所主任研究員. 博士 (情報理工学). データマイニング, 人工知能などの研究開発に従事. 情報処理学会 2015 年度長尾真記念特別賞などを受賞.

*2 <https://tiny-imagenet.herokuapp.com/>