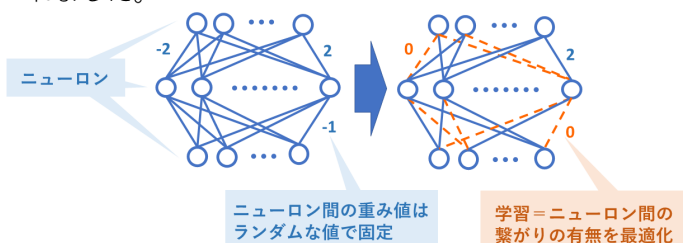


どんな研究	深層学習の新たな学習メカニズムとして枝刈り最適化が注目されています。枝刈り最適化で学習されたニューラルネットはスパース&軽量である一方、学習時に従来より大きなネットワークが必要なことが課題でした。本研究ではこの課題を解決する新たな原理を考案しました。
どこが凄い	枝刈り最適化が従来に比べて大きなネットワークを必要とすることは理論的にも証明されており、実用上の課題となっていました。本研究ではパラメータの反復ランダム化によりこの課題が解決されることを理論的に証明し、また画像・テキスト分類において実験的にも有効性を確認しました。
めざす未来	近年の深層学習の大規模化に伴い、その運用コストやエネルギー消費量は無視できないものとなっています。本研究を進展させることで、ニューラルネットを更に軽量・高速化できる学習技術を実現し、AIの運用コスト削減や省エネルギー化に貢献することをめざします。

背景：ニューラルネットの枝刈り最適化

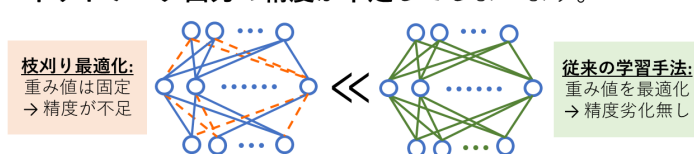
- 近年のニューラルネット研究 [Ramanujan+,2020] により、**ニューロン間の繋がりの有無のみを最適化(枝刈り最適化)**することでニューラルネットを訓練できることが発見されました。



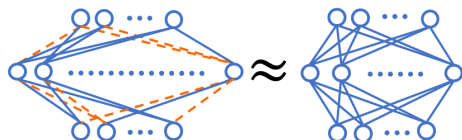
- ニューロン間の重み値を二値化・量子化したまま訓練可能で、訓練後のネットワークはスパース構造を持つため、**訓練と同時に軽量・高速化を実現可能**です。

課題：大きなネットワークサイズが必要

- **枝刈り最適化**では重み値を固定したまま学習が進むため、重み値を連続的に最適化する**従来の学習手法**に比べて、**ネットワーク出力の精度が不足**してしまいます。



- そのため従来と同程度の精度を達成するためには**ネットワークサイズを大きくする必要があり、訓練時のメモリ・計算効率**が課題となります。

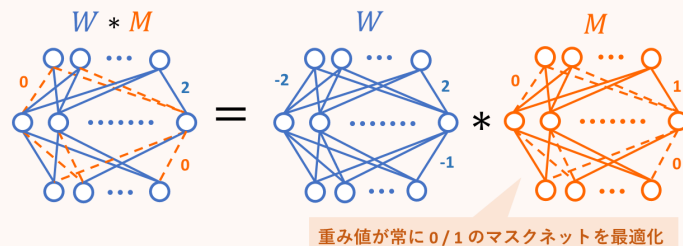


提案手法：重み値の反復ランダム化

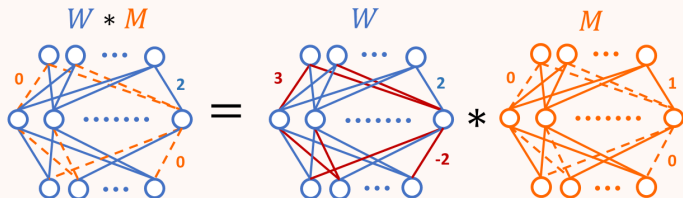
アイデア 枝刈り最適化の過程で**不要となった重み値をランダム化**し、より高精度な解を探索します。

アルゴリズムの概略

- ① ニューラルネット W の枝刈りを表す **マスクネット M** を最適化します。



- ② 対応する M の重み値が 0 となっている W の重み値を、**ランダムな値で置き換えます**。



- ③ ①に戻り、再び M を最適化します。(繰り返し)

- 一度不要とみなされたニューロン間の繋がりに対してランダムな重み値で復活できるようにすることで、**枝刈り最適化の精度を高めることに成功しました**。
- 本手法を用いることで、ネットワークサイズを大きくする必要性が無くなることを**理論的にも証明しました**。従って本手法により**枝刈り最適化のメモリ・計算効率の課題が解決**されました。
- GPU 環境では**追加の計算コストもほとんど不要**です。

関連文献

- [1] D. Chijiwa, S. Yamaguchi, Y. Ida, K. Umakoshi, T. Inoue, "Pruning randomly initialized neural networks with iterative randomization," *Advances in Neural Information Processing Systems* 34, 2021.
- [2] V. Ramanujan, M. Wortsman, A. Kembhavi, A. Farhadi, M. Rastegari, "What's hidden in a randomly weighted neural network?," in *Proc. of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 11893–11902, 2020.

連絡先

千々和 大輝 (Daiki Chijiwa) コンピュータ&データサイエンス研究所
Email: cs-openhouse-ml@hco.ntt.co.jp