

今回行ったこと
学習条件
従来型ブルーニング手法
ベースライン版
ターミナルアトラクタ+ブルーニング
L1 正則化付き学習
今後の流れ

進捗報告

佐藤 力

富山県立大学
u220029@st.pu-toyama.ac.jp

October 10, 2025

今回行ったこと

2/8

今回行ったこと
学習条件

従来型プルーニング手法

ベースライン版

ターミナルアトラクタ+プルーニング

L1 正則化付き学習

今後の流れ

今回は研究対象のターミナルアトラクタ+プルーニングの制作とその他との比較を行った。

比較対象

- (1) ベースライン：通常学習
- (2) L1 正則化付き学習
- (3) ターミナルアトラクタ+プルーニング
- (4) 従来型プルーニング (magnitude pruning)

→ 4 手法で結果を比較。閾値でのプルーニングと割合でのプルーニングでのそれぞれの手法で検証した。

共通の学習条件

モデルは GPT-2、データは Wikitext-2 を使用。
バッチサイズ 2、学習率 $1e-5$ 、1 エポック、勾配蓄積 4 で条件を統一
対象：全結合層（Linear 層）の weight パラメータ
方式：magnitude pruning（小さい重みを優先的に 0 化）

割合でのプルーニング対象と方法

各層ごとに 30 %をゼロ化、再学習可能なマスク方式。

閾値でのプルーニング対象と方法

閾値を用いてそれを下回る重みをゼロ化。

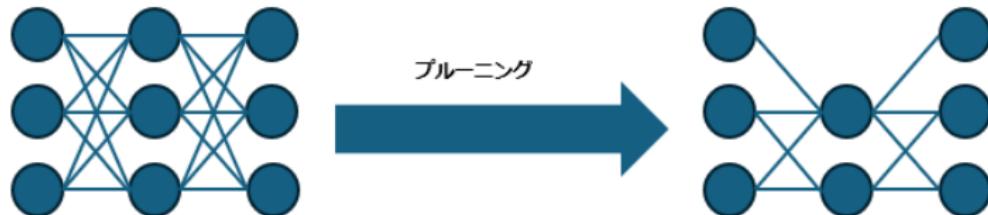


図 1: プルーニング

今回行ったこと

学習条件

従来型プルーニング手法

ベースライン版

ターミナルアトラクタ+プルーニング

L1 正則化付き学習

今後の流れ

閾値を用いたプルーニング

小さい絶対値の重みを削除する。各層で閾値 π_l を設定し、

$$M_{l,ij} = \begin{cases} 0 & \text{if } |W_{l,ij}| < \pi_l \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

更新式（学習中）は次のように表される：

$$W_l^{(t+1)} = M_l \odot \left(W_l^{(t)} - \eta \frac{\partial L}{\partial W_l^{(t)}} \right)$$

今回行ったこと

学習条件

従来型プルーニング手法

ベースライン版

ターミナルアトラクタ+プルーニング

L1 正則化付き学習

今後の流れ

ベースライン型

今回行ったこと
学習条件
従来型ブルーニング手法
ベースライン版
ターミナルアトラクタ+ブルーニング
L1 正則化付き
学習
今後の流れ

4200	1.256000	1.293363
4250	1.301300	1.293366
4300	1.490900	1.293388
4350	1.386600	1.293384
4400	1.202400	1.293331
4450	1.297500	1.293285
4500	1.268700	1.293242
4550	1.184900	1.293242

図 2: ブルーニング

ターミナルアトラクタ+プルーニング

6/8

今回行ったこと
学習条件
従来型プルーニング手法
ベースライン版
ターミナルアトラクタ+プルーニング
L1 正則化付き学習
今後の流れ

[2971/2971 33:37, Epoch 1/1]		
Step	Training Loss	Validation Loss
250	3.761500	3.658601
500	3.618100	3.567765
750	3.594300	3.532842
1000	3.597100	3.520256
1250	3.624100	3.506276
1500	3.642000	3.501387
1750	3.624800	3.512091
2000	3.551900	3.577973
2250	3.666100	3.556004
2500	3.586900	3.548949
2750	3.623400	3.545111

図 3: ターミナルアトラクタ適応

L1 正則化付き学習

今回行ったこと

学習条件

従来型ブルーニング手法

ベースライン版

ターミナルアトラクタ+ブルーニング

L1 正則化付き学習

今後の流れ



(2294/2294 36:47, Epoch 0/1)

Step	Training Loss	Validation Loss
500	126.096900	125.876297
1000	124.222300	124.031036
1500	122.886000	122.820610
2000	122.274100	122.215546

図 4: L1 正則化

今後の流れ

8/8

今後の流れ

現在割合でのプルーニングを行っているため、閾値を用いたプルーニングを行えるようにしたい

今回行ったこと

学習条件

従来型プルーニング手法

ベースライン版

ターミナルアトラクタ+プルーニング

L1 正則化付き
学習

今後の流れ