

## 進捗報告

### 1 今週やったこと

- NAS の実装

### 2 NAS

#### 2.1 設定

図 1 には実験で用いた探索中のセルの構造を、表 1 には実験設定を示した。入力・出力ノードの数は、ともに 1 に設定した。また出力ノードへの接続はチャンネルの concat であり、今回は 3 つのノードを使ってチャンネル数を 3 倍にした。ノードは 7 にしたため、探索する辺は 15 となった。表 2 のように、畳み込み層、プーリング層、恒等写像、零写像の 6 つの演算子を用意した。またセルの入力は、チャンネル数の前処理として ReLU-Conv-BN を用いた。

このセルを 4 つ重ねたものを用いて、Cifar10 の 10 クラス分類器を構築した。モデルの Optimizer は SDG で、アーキテクチャを表す。

#### 2.2 実験

実験ではまず (a)30 epoch 学習し、その後 (b)60 epoch 訓練した。得られた、重みを (c)90 epoch で再学習した。(Accuracy のグラフを載せたかったのですが、時間が足りませんでした...) (a) で 50%, (b) で 66.8%, (c) で最大 66.8% となった。訓練時間は全体でおよそ 2~3 時間程度であった。

図 2 に得られたセルを示した。このセルの場合モデル全体では、前処理も含めて 10 層に相当する。使用された演算子は Conv5x5 と MaxPool となった。画像識別にしばしばみられる妥当な構成と思われる。

### 3 考察

アーキテクチャを決定するアルゴリズム

1. 辺ごとに最尤の演算子 1 つを決定  
零写像を対等に扱ったため、グラフが切断される場合があり識別できなくなった。

表 1: 実験の設定

Cell	4
Node	7(input=1, output=1)
Optim(model)	SDG(lr=5e-3, momentum=0.9)
Optim( $\theta$ )	Adam(lr=5e-4, $\beta=(0.5, 0.999)$ )
Loss	Cross Entropy Loss
batch size	64
train data	8000
epoch	30+60+90

表 2: 演算子候補

conv_3x3
conv_5x5
avg_pool_3x3
max_pool_3x3
skip_connect
none

2. ノードごとに (零写像を除く) 最尤の演算子を持つ辺に決定

ノードが必ず親を持つため連結が保証された。今回は 1 入力であるため、全ての中間ノードは 1 つの親ノードを持つように設定した。

初期段階で 1. のアルゴリズムを実装したが、うまくいかなかったため論文 [1] のコードを参考に 2. に変更した。しかしノードの親の数が固定されることになった。元論文のように入力ノードを 2 つにすることで、より複雑なアーキテクチャを表現することを試したい。

今回は実装できなかった、Reduction Cell と呼ぶ stride=2 のセルを導入して精度の改善を目指したい。

### 4 今後の予定

- 複数入力のセルの実装
- Reduction セルの実装

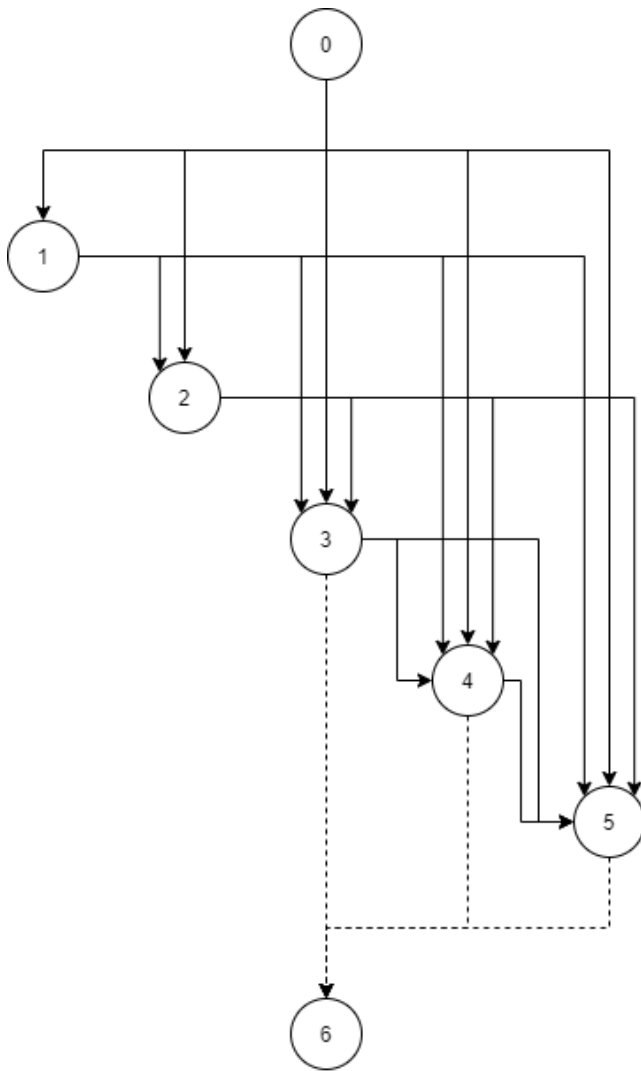


図 1: セルの全体構造

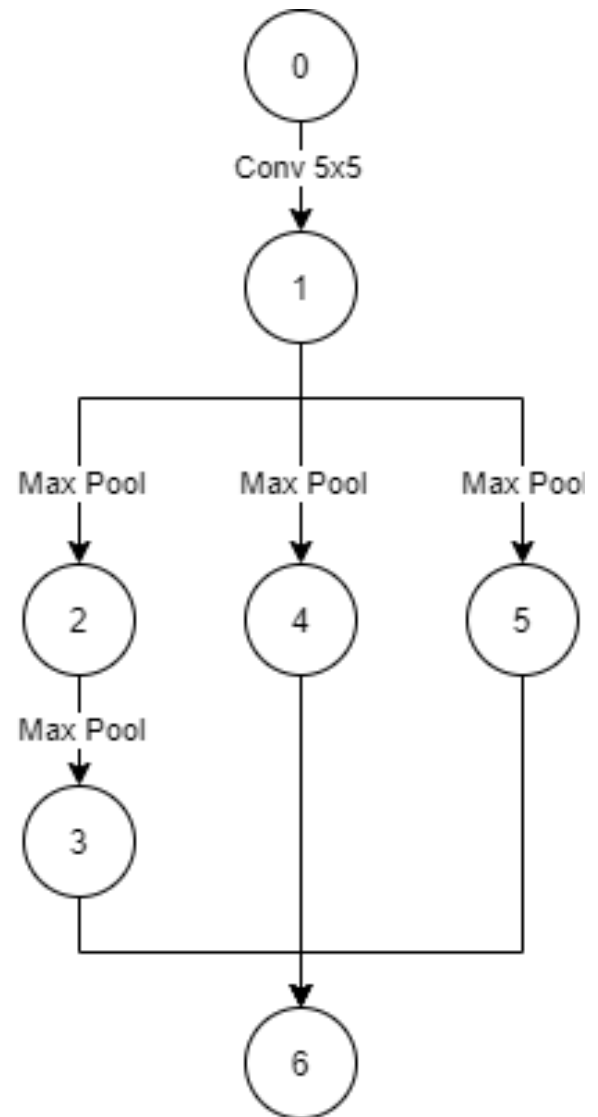


図 2: 探索したセル

## 5 ソースコード

Github の同階層の `NAS_test.ipynb` を参照してください。

abs/1806.09055, 2018.

## 6 付録

表 3 に  $\theta$  の結果を示した。初期値 0 から学習し、辺ごとに SoftMax で確率分布にする。この結果からアーキテクチャを構築した。

## 参考文献

- [1] Hanxiao Liu, Karen Simonyan, and Yiming Yang. DARTS: differentiable architecture search. CoRR,

表 3: (付録) $\theta$  の結果  
縦軸が  $(0, 1), (0, 2), \dots$  などの辺, 横軸が演算子.

conv_3x3	conv_5x5	avg_pool_3x3	max_pool_3x3	skip_connect	none
0.0183	0.0447	-0.0951	-0.0092	0.016	-0.0878
-0.0608	0.0019	-0.0622	0.0613	0.0152	0.0838
-0.0071	0.0016	-0.0772	0.0199	0.0493	0.0382
0.0321	0.0254	-0.0595	-0.0185	-0.0134	0.0269
0.0043	0.0371	-0.0482	-0.0454	-0.0018	0.0304
-0.0868	0.0845	-0.4144	0.4559	-0.3905	-0.1644
0.0053	0.0941	-0.3314	0.2671	-0.2094	-0.0193
-0.0009	0.053	-0.3054	0.2834	-0.2829	-0.016
0.0286	0.1113	-0.2692	0.1651	-0.2161	0.0021
-0.0434	0.008	-0.2832	0.3248	-0.1618	-0.0383
0.0012	0.0817	-0.2243	0.1887	-0.214	-0.0307
0.0144	0.0216	-0.2078	0.1623	-0.1393	0.0263
0.0239	0.0498	-0.1619	0.1491	-0.1734	-0.0266
0.0325	0.0618	-0.1066	-0.0367	-0.0554	0.0913
0.0211	0.1379	-0.1649	-0.0872	-0.129	0.0195