

## 進捗報告

表 1: モデルの設定

base model	VGG19
Optim( $w$ )	SGD(lr=0.001, momentum=0.9)
Optim( $\alpha$ )	Adam(lr=0.001, $\beta=(0.5, 0.999)$ )
Loss	Cross Entropy Loss
dataset	cifar10
pretrain	true
batch size	64
train size	25000
valid size	25000

表 2: GA の設定

個体数	10
世代数	150
選択	TD 選択
温度	1 $\rightarrow$ 0.001
交叉	一様交叉
交叉率	0.5 (0.5)
変異	ガウス分布
変異率	0.2 (0.2)

表 3: 結果

世代	accuracy(%)	edges	params(M)
50	93.92	22	22.74
100	93.82	25	22.78
150	93.97	23	22.38
GA なし A	94.02	18.2	21.50
GA なし B	93.93	9.8	20.73

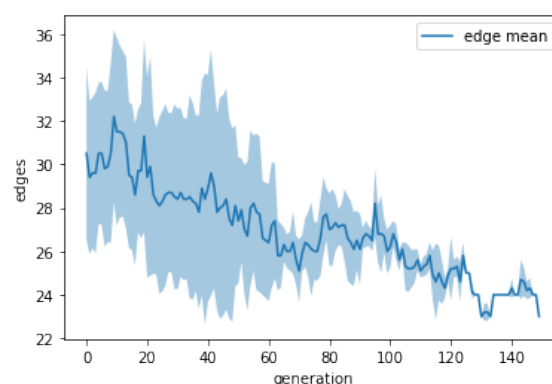


図 1: 世代ごとのショートカット数

## 1 今週やったこと

- TDGA の実験

## 2 実験

表 1, 2 にモデルと GA の設定を示した。

データ数や世代数を先週よりも大規模な設定にした。この設定は GA なしのとときと同じ条件なので, GA ありなしでの比較ができる。また温度設定は高すぎたため, 低い温度設定に変更した。

## 3 結果

図 1 はショートカット数の平均。温度が 1  $\sim$  0.01 までは多様性があったが, 0.001 に近づくにつれ全ての個

体が同じものに収束した。温度の設定は 1  $\rightarrow$  0.01 が適切だと思われる。

図 6 はテスト accuracy の平均を示す。データ数を増やしたことで, GA なしの 89% と同程度の水準まで学習できた。

表 3 は, 各世代の最良個体の性能 (1 回試行) を示した表。ほとんど学習できていなかった前回に比べると, GA なしの結果に迫る性能となった。 $\alpha$  をサンプリングする閾値 (現在 0.5) をもう少し工夫すれば, さらに伸びる可能性がある。閾値を 0.0  $\sim$  1.0 まで動かす実験をしたい。

## 4 今後の予定

- 最適な閾値の確認実験
- 卒論

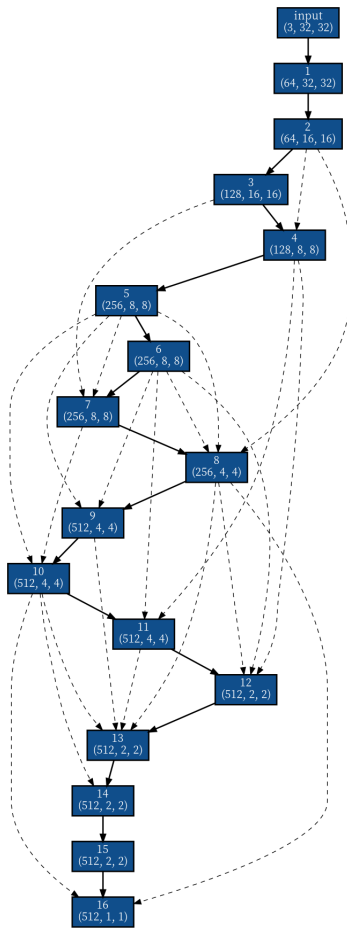


図 2: 50 世代目の最良個体

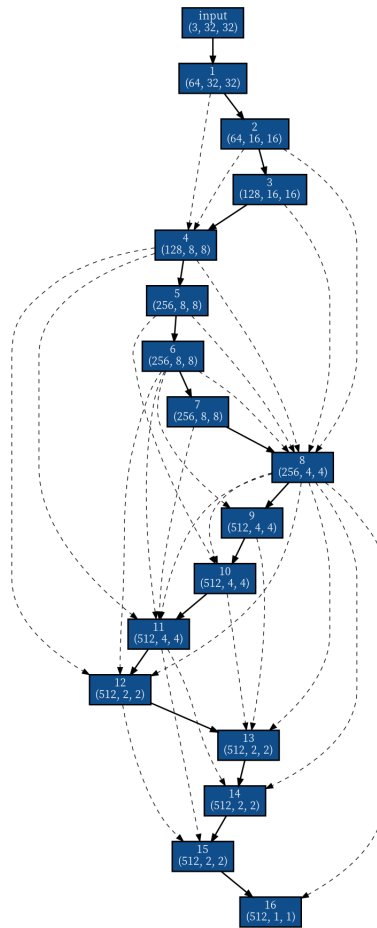


図 3: 100 世代目の最良個体

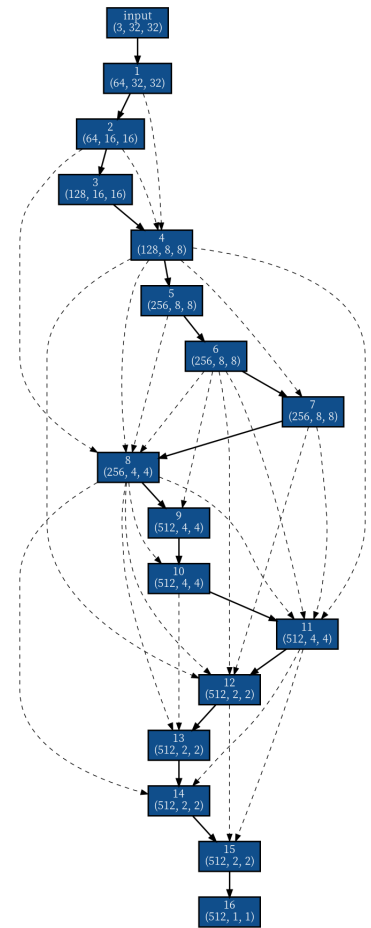


図 4: 150 世代目の最良個体

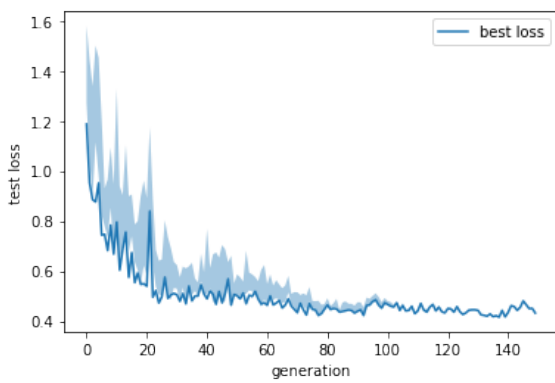


図 5: 世代ごとの fitness

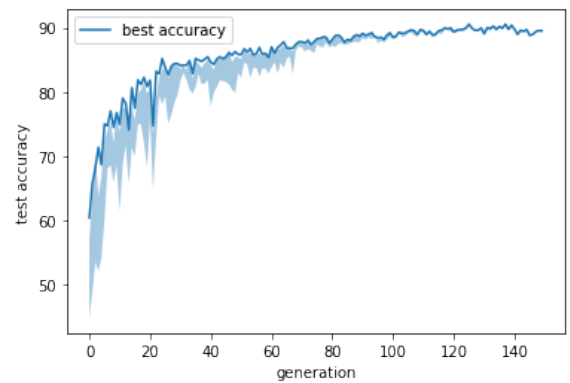


図 6: 世代ごとの test accuracy