

The title of paper

# AutoAugment: Learning Augmentation Policies from Data

<https://arxiv.org/pdf/1805.09501.pdf>

One sentence described about the paper

## Summary

By Noritsugu Yamada

2019/02/6



# AutoAugment: Learning Augmentation Policies from Data

Ekin D. Cubuk\*<sup>†</sup>, Barret Zoph<sup>†</sup>, Dandelion Mané, Vijay Vasudevan, Quoc V. Le Google Brain

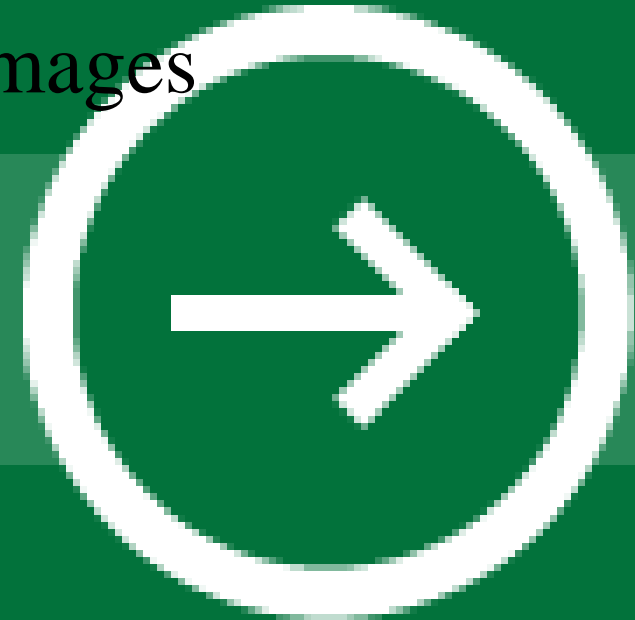
- 1, Summary
- 2, What is  $\sim$  ...??
- 3, Experiments, conclusion, and discussion

<https://arxiv.org/pdf/1811.04533.pdf>

Method of improving the quality of synthetic images

## Summary

By Noritsugu Yamada  
2019/02/6



## Conclusion:

データ増強と汎化性能の向上に寄与するDataAugmentationの自動化の達成とAugmentationの変更のみで大規模データセットにおける分類タスクでState-Of-The-Art達成!!

### What is this thesis for?

DataAugmentationの自動化に関する論文

### Where is an important point compared to previous researches?

専門知識なしでも人間の前処理より精度をあげ、さらに他のデータセットにも転移することができる

### Where are the key points of technology and method?

最適なDataAugmentationを選ぶ探索のタスクとして捉え、強化学習を使用した

### How to verified whether it is valid?

大規模データセットにおける分類のエラー率

### Is there discussions?

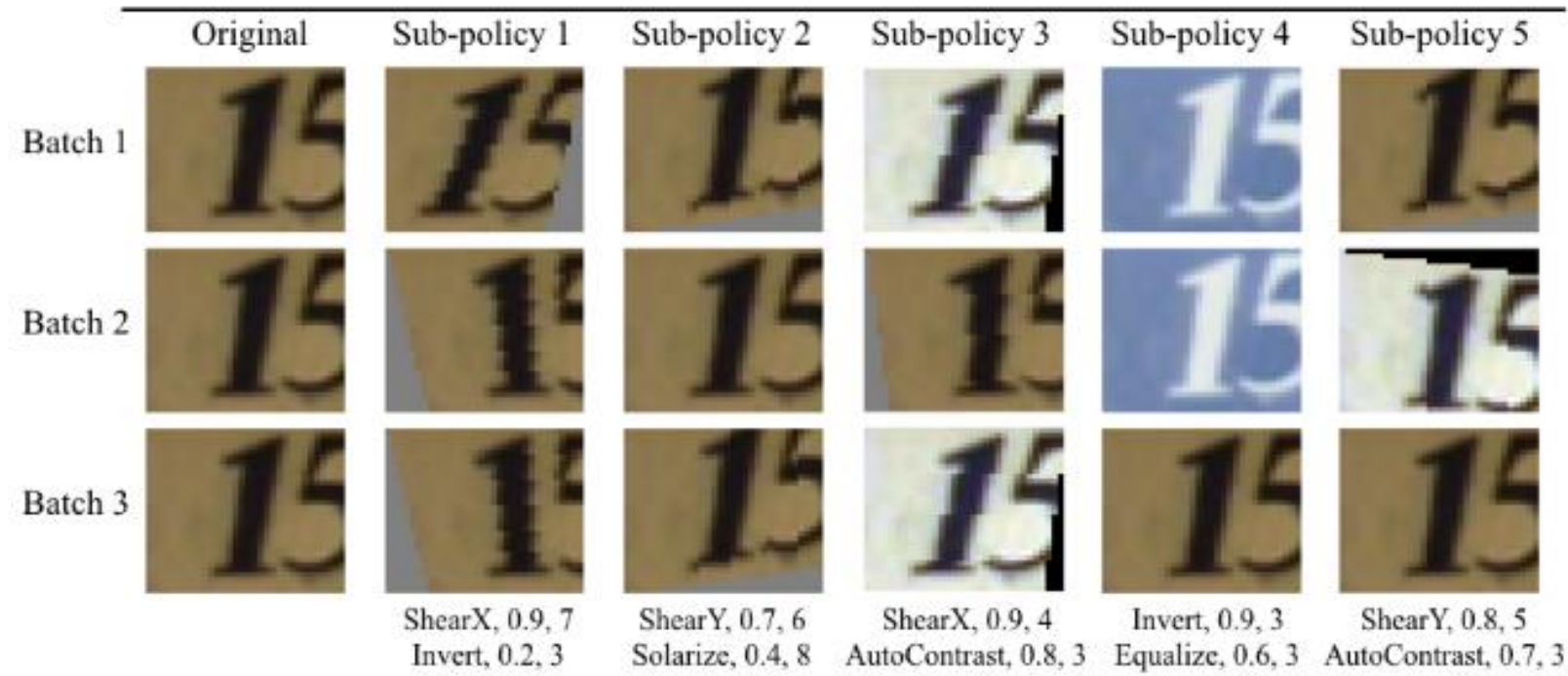
結果を改善するために、遺伝的プログラミング[21]あるいはランダムサーチ[24]のような異なる離散的検索アルゴリズムの使用可能性

### Which reserches should I read next?

Barret Zoph, Vijay Vasudevan, Jonathon Shlens, and Quoc V Le. Learning transferable architectures for scalable image Recognition.In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.

What is ~...??:

## Data Augmentation



Data augmentationとは

ランダムにデータを「拡張」することによって、データの量と多様性の両方を増強する戦略→不変性をハードコード

幾何学的変換

水平、垂直の平行移動や回転、反転

色ベースの変換

自動コントラスト、色、輝度などを変更する

What is ~...??:

## Reinforcement Learning

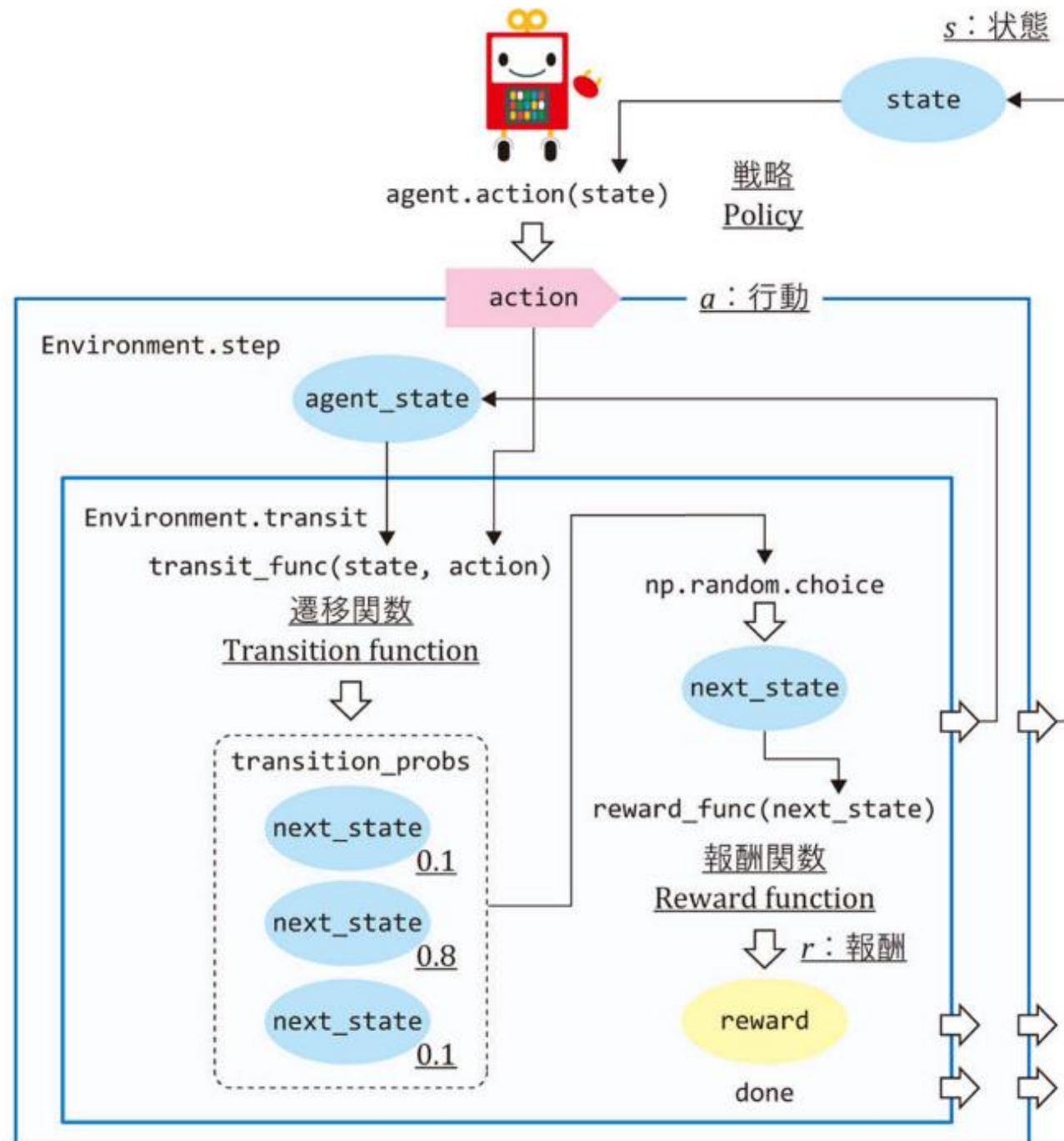


図 1-12 実装コードと対応づけた、マルコフ決定過程の図

**State:**  
 状態  
**Action:**  
 行動  
**Transition function:**  
 状態遷移の確率  
**Reward function:**  
 即時報酬 状態と遷移先を引数に  
 報酬を出力する関数  
**Policy:**  
 戦略 状態を受け取り行動を出力する 関数  
**Agent:**  
 Policyに従って動く主体

Pythonで学ぶ強化学習より

What is ~~...??:

## Introduciton

### 問題

特定のデータセットに対して拡張機能の向上が見られたとしても、他のデータセットに効果的に転用できない

(MNISTでは、歪み、スケール、平行移動、および回転、CIFAR-10やImageNetなどの自然画像データセットは、ランダムクロッピング、画像のミラーリング、カラーシフト/ホワイトニング)

有効な方法をとるためには専門的な知識と時間が必要であり、汎用性のある方法はなかった



What is ~~...??:

## Related work (自動化の試み)

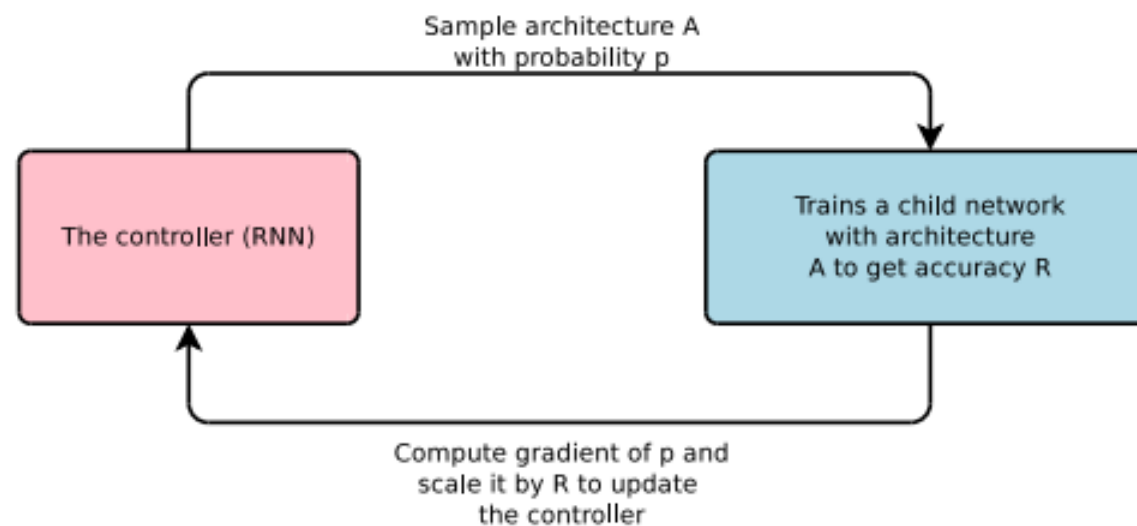


Figure 1: An overview of Neural Architecture Search.

Controller RNNでChild Networkの構造を探索し、タスクに最適なChild Networkを生成

アーキテクチャを自動で検索するNAS(Neural Architecture Search)を応用  
強化学習を用いて機械学習の専門家でなくても高品質な画像分類モデルを生成  
できる

人間が設計したアーキテクチャを改良したがCIFAR-10の2%のエラー率の壁  
を越えることは不可能だった

What is ~...??:

## Related work (Augmentationの試み)

### Smart Augmentation

同じクラスからの2つ以上のサンプルを合併することによって増強されたデータを自動的に生成するネットワーク

### A bayesian data augmentation approach for learning deep models

トレーニングセットから学んだ分布に基づいてデータを生成するためにベイズアプローチを使用した[43]

### Dataset augmentation in feature space

学習した特徴空間の単純な変換を使ってデータを増強

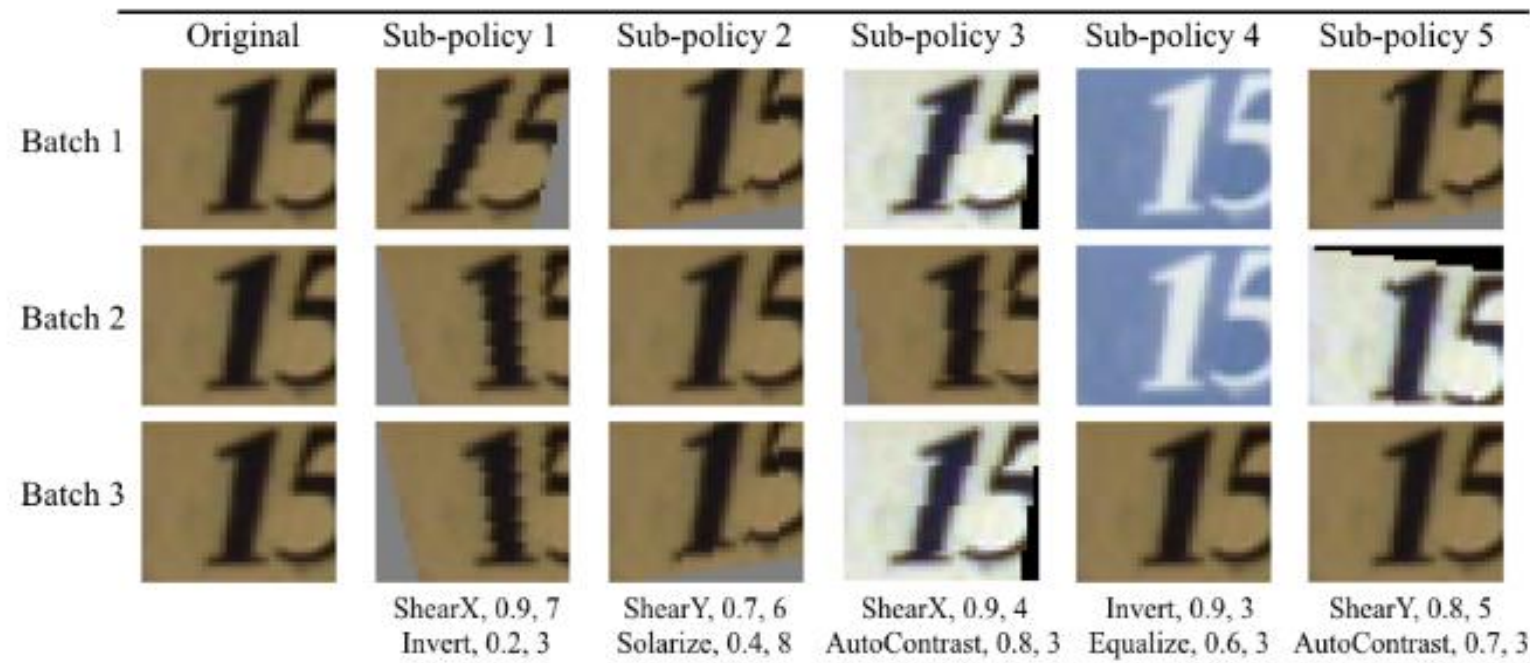
### Generative adversarial networks

追加のデータを生成する目的ではGANも使用されてきた



What is ~?...??:

## AutoAugment



### AutoAugment

最良の拡大政策を見つけるという問題を離散探索問題

ポリシーは5つのサブポリシーで構成、各サブポリシーは順番に適用される2つの画像操作で構成、各操作は2つのハイパーパラメーターをもつ。

サブポリシーが実行される確率とその程度(どれくらい強く作用させるか)

5個のサブポリシーの探索空間は $(16 \times 10 \times 11)^5$

What is ~...??:

## AutoAugment

Operation Name	Description	Range of magnitudes
<b>ShearX(Y)</b>	Shear the image along the horizontal (vertical) axis with rate <i>magnitude</i> .	[-0.3,0.3]
<b>TranslateX(Y)</b>	Translate the image in the horizontal (vertical) direction by <i>magnitude</i> number of pixels.	[-150,150]
<b>Rotate</b>	Rotate the image <i>magnitude</i> degrees.	[-30,30]
<b>AutoContrast</b>	Maximize the the image contrast, by making the darkest pixel black and lightest pixel white.	
<b>Invert</b>	Invert the pixels of the image.	
<b>Equalize</b>	Equalize the image histogram.	
<b>Solarize</b>	Invert all pixels above a threshold value of <i>magnitude</i> .	[0,256]
<b>Posterize</b>	Reduce the number of bits for each pixel to <i>magnitude</i> bits.	[4,8]
<b>Contrast</b>	Control the contrast of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a gray image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Color</b>	Adjust the color balance of the image, in a manner similar to the controls on a colour TV set. A <i>magnitude</i> =0 gives a black & white image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Brightness</b>	Adjust the brightness of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a black image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Sharpness</b>	Adjust the sharpness of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a blurred image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Cutout [25, 72]</b>	Set a random square patch of side-length <i>magnitude</i> pixels to gray.	[0,60]
<b>Sample Pairing [50, 73]</b>	Linearly add the image with another image (selected at random from the same mini-batch) with weight <i>magnitude</i> , without changing the label.	[0, 0.4]

ShearX(Y)

画像を水平（垂直）軸に沿ってずらす [-0.3、0.3]

Translate

画像を水平（垂直）方向に平行移動 [-150,150]

Rotate

画像の大きさを回転[-30,30]

AutoContrast

最も暗いピクセルを黒に、最も明るいピクセルを白にすることで、画像のコントラストを最大にする

Invert

画像のピクセルを反転

What is ~...??:

## AutoAugment

Operation Name	Description	Range of magnitudes
<b>ShearX(Y)</b>	Shear the image along the horizontal (vertical) axis with rate <i>magnitude</i> .	[-0.3,0.3]
<b>TranslateX(Y)</b>	Translate the image in the horizontal (vertical) direction by <i>magnitude</i> number of pixels.	[-150,150]
<b>Rotate</b>	Rotate the image <i>magnitude</i> degrees.	[-30,30]
<b>AutoContrast</b>	Maximize the the image contrast, by making the darkest pixel black and lightest pixel white.	
<b>Invert</b>	Invert the pixels of the image.	
<b>Equalize</b>	Equalize the image histogram.	
<b>Solarize</b>	Invert all pixels above a threshold value of <i>magnitude</i> .	[0,256]
<b>Posterize</b>	Reduce the number of bits for each pixel to <i>magnitude</i> bits.	[4,8]
<b>Contrast</b>	Control the contrast of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a gray image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Color</b>	Adjust the color balance of the image, in a manner similar to the controls on a colour TV set. A <i>magnitude</i> =0 gives a black & white image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Brightness</b>	Adjust the brightness of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a black image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Sharpness</b>	Adjust the sharpness of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a blurred image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Cutout [25, 72]</b>	Set a random square patch of side-length <i>magnitude</i> pixels to gray.	[0,60]
<b>Sample Pairing [50, 73]</b>	Linearly add the image with another image (selected at random from the same mini-batch) with weight <i>magnitude</i> , without changing the label.	[0, 0.4]

Equalize

画像ヒストグラムを均等化

Solarize

すべてのピクセルをしきい値を超えて反転 [0,256]

Posterize

各ピクセルのビット数を絶対値ビットに減らす [4,8]

Contrast

マグニチュード= 0はグレースケール  
マグニチュード= 1は元のイメージ [0.1、 1.9]

Color Adjust

画像のカラーバランス。 大きき = 0は白黒画像を与え、大きき = 1は元の画像を与える [0.1、 1.9]

What is ~...??:

## AutoAugment

Operation Name	Description	Range of magnitudes
<b>ShearX(Y)</b>	Shear the image along the horizontal (vertical) axis with rate <i>magnitude</i> .	[-0.3,0.3]
<b>TranslateX(Y)</b>	Translate the image in the horizontal (vertical) direction by <i>magnitude</i> number of pixels.	[-150,150]
<b>Rotate</b>	Rotate the image <i>magnitude</i> degrees.	[-30,30]
<b>AutoContrast</b>	Maximize the the image contrast, by making the darkest pixel black and lightest pixel white.	
<b>Invert</b>	Invert the pixels of the image.	
<b>Equalize</b>	Equalize the image histogram.	
<b>Solarize</b>	Invert all pixels above a threshold value of <i>magnitude</i> .	[0,256]
<b>Posterize</b>	Reduce the number of bits for each pixel to <i>magnitude</i> bits.	[4,8]
<b>Contrast</b>	Control the contrast of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a gray image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Color</b>	Adjust the color balance of the image, in a manner similar to the controls on a colour TV set. A <i>magnitude</i> =0 gives a black & white image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Brightness</b>	Adjust the brightness of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a black image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Sharpness</b>	Adjust the sharpness of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a blurred image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Cutout [25, 72]</b>	Set a random square patch of side-length <i>magnitude</i> pixels to gray.	[0,60]
<b>Sample Pairing [50, 73]</b>	Linearly add the image with another image (selected at random from the same mini-batch) with weight <i>magnitude</i> , without changing the label.	[0, 0.4]

### Brightness

画像の明るさを調整

マグニチュード= 0は黒のイメージ、マグニチュード= 1は元のイメージ [0.1、 1.9]

### Sharpness

画像の鮮明度を調整します。

大きさ= 0はぼやけた画像を与え、大きさ= 1は元の画像を与える。 [0.1、 1.9]

What is ~...??:

## AutoAugment

Operation Name	Description	Range of magnitudes
<b>ShearX(Y)</b>	Shear the image along the horizontal (vertical) axis with rate <i>magnitude</i> .	[-0.3,0.3]
<b>TranslateX(Y)</b>	Translate the image in the horizontal (vertical) direction by <i>magnitude</i> number of pixels.	[-150,150]
<b>Rotate</b>	Rotate the image <i>magnitude</i> degrees.	[-30,30]
<b>AutoContrast</b>	Maximize the the image contrast, by making the darkest pixel black and lightest pixel white.	
<b>Invert</b>	Invert the pixels of the image.	
<b>Equalize</b>	Equalize the image histogram.	
<b>Solarize</b>	Invert all pixels above a threshold value of <i>magnitude</i> .	[0,256]
<b>Posterize</b>	Reduce the number of bits for each pixel to <i>magnitude</i> bits.	[4,8]
<b>Contrast</b>	Control the contrast of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a gray image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Color</b>	Adjust the color balance of the image, in a manner similar to the controls on a colour TV set. A <i>magnitude</i> =0 gives a black & white image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Brightness</b>	Adjust the brightness of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a black image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Sharpness</b>	Adjust the sharpness of the image. A <i>magnitude</i> =0 gives a blurred image, whereas <i>magnitude</i> =1 gives the original image.	[0.1,1.9]
<b>Cutout [25, 72]</b>	Set a random square patch of side-length <i>magnitude</i> pixels to gray.	[0,60]
<b>Sample Pairing [50, 73]</b>	Linearly add the image with another image (selected at random from the same mini-batch) with weight <i>magnitude</i> , without changing the label.	[0, 0.4]

### Cutout

横の長さのピクセルのランダムな入力画像をランダムなマスクで欠落[0、60]



















### Sample Pairing [51, 74]

ラベルを変更せずに、同じ大きさの別の画像（同じミニバッチからランダムに選択されたもの）とその画像を線形的に追加（mixup）



What is ~...??:

## AutoAugment

	Original	Sub-policy 1	Sub-policy 2	Sub-policy 3	Sub-policy 4	Sub-policy 5
Batch 1						
Batch 2						
Batch 3						
		ShearX, 0.9, 7 Invert, 0.2, 3	ShearY, 0.7, 6 Solarize, 0.4, 8	ShearX, 0.9, 4 AutoContrast, 0.8, 3	Invert, 0.9, 3 Equalize, 0.6, 3	ShearY, 0.8, 5 AutoContrast, 0.7, 3

5つのサブポリシーを含むあるポリシーの例

最初のサブポリシーは、ShearXとそれに続くInvertの順次適用を指定

ShearXを適用する確率は0.9で適用すると、その度合いは10段階の内7.

その後、0.8の確率でInvertを適用する.Invertでは情報自体はInvertされない

SVHNでは、自動変換によって幾何学的変換が頻繁に採用される

What is ~...??:

## Method

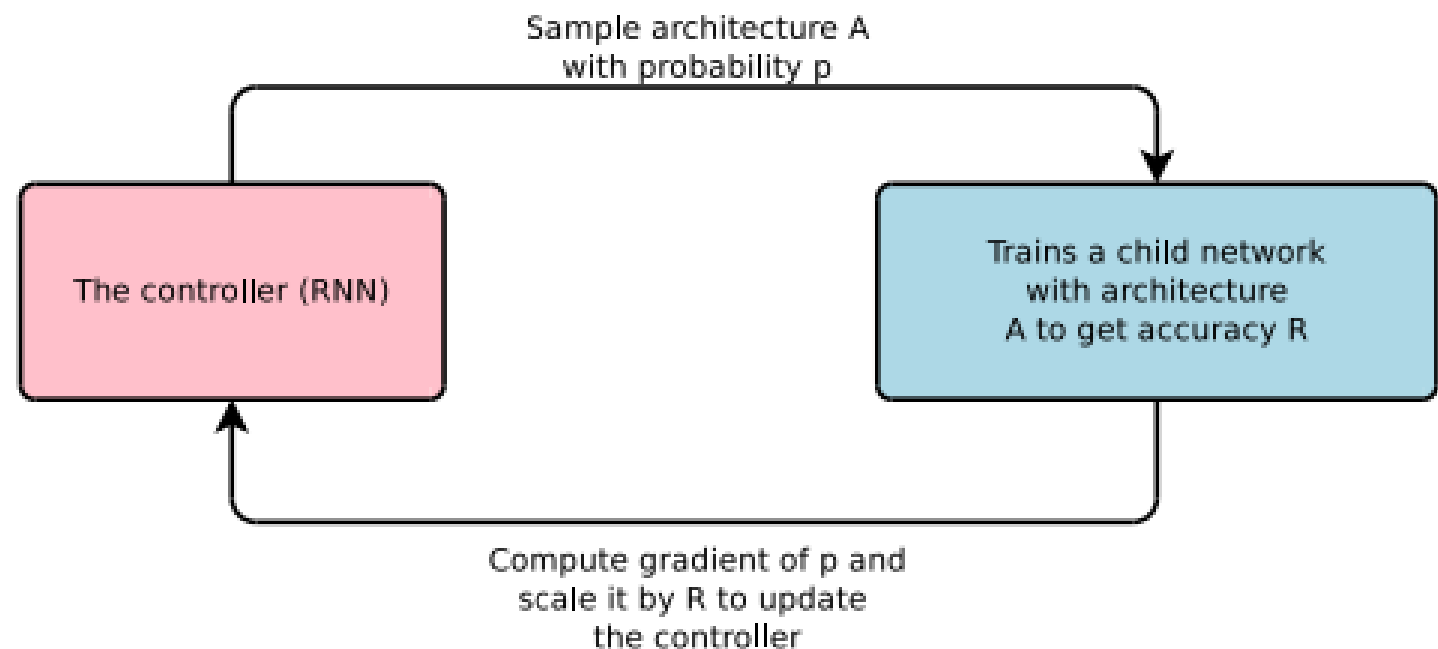


Figure 1: An overview of Neural Architecture Search.

training

コントローラーは報酬シグナルでトレーニングされる

子モデルは、トレーニングセットに5つのサブポリシーを適用することによって生成された拡張データでトレーニングされる。ミニバッチの各例では、5つのサブポリシーのうちの1つがランダムに選択され増強する、子モデルを検証セットで評価して精度を測定し、リカレントネットワークコントローラをトレーニングするための報酬信号として使用。各データセットで、コントローラーは約15,000のポリシーをサンプリング。検索の最後に、ベスト5のポリシーからのサブポリシーを1つのポリシー（25個のサブポリシーを含む）に連結します。25個のサブポリシーを含むこの最終ポリシーは、各データセットのモデルをトレーニングするために使用される



What is ~~...??:

## Discussion

トレーニングステップとサブポリシーの数の関係

トレーニング中にサブポリシーを確率的に適用

各ミニバッチで利用可能な多数のサブポリシーのうちの1つによってのみ増強される

AutoAugmentが効果的であるためにサブポリシーごとに一定数のエポックを必要とする

子モデルはそれぞれ5つのサブポリシーでトレーニングされるため、モデルがすべてのサブポリシーから完全に恩恵を受けるには、80~100エポック以上のトレーニングを受ける必要

モデルが報酬を受ける前に、各サブポリシーを一定の回数適用する必要がある

What is ~...??:

## Experiments and Results

Model	Baseline	Cutout [25]	AutoAugment
Wide-ResNet-28-10 [57]	3.87	3.08	2.68
Shake-Shake (26 2x32d) [59]	3.55	3.02	2.47
Shake-Shake (26 2x96d) [59]	2.86	2.56	1.99
Shake-Shake (26 2x112d) [59]	2.82	2.57	1.89
AmoebaNet-B (6,128) [21]	2.98	2.13	1.75
PyramidNet+ShakeDrop [60]	2.67	2.31	<b>1.48</b>

4,000のランダムに選択された縮小CIFAR-10を使用

Wide-ResNet-40-2

120エポックのトレーニング

AutoAugment実験に使用される25個のサブポリシーを持つ単一のポリシーを形成するために、ベスト5個のポリシーからサブポリシーを連結

CIFAR-10のテストセットのエラー率 (%)

ShakeDrop [60]モデルでは1.48%のエラー率を達成しています。これはSOTA[21]よりも0.65%優れる

What is ~...??:

## Experiments and Results

Model	Baseline	Cutout [25]	AutoAugment
Wide-ResNet-28-10 [57]	18.80	18.41	17.09
Shake-Shake (26 2x96d) [59]	17.05	16.00	14.28
PyramidNet+ShakeDrop [60]	13.99	12.19	<b>10.67</b>

CIFAR-100のテストセットのエラー率 (%)

ShakeDrop正則化による以前の12.19%のエラー率の記録を上回る最先端の結果が得られた[60]

What is ~~...??:

## Experiments and Results

Model	Baseline	Cutout [25]	AutoAugment
Wide-ResNet-28-10 [57]	18.84	16.50	14.13
Shake-Shake (26 2x96d) [59]	17.05	13.40	<b>10.04</b>

縮小CIFAR-10でテストセットのエラー率 (%)

AutoAugmentによる精度の向上は、フルデータセットと比較して縮小データセットのほうがより顕著

トレーニングセットのサイズが大きくなるにつれて、データ拡張の効果が減少することが予想される。

逆に少ないサンプルだとAugmentationは強力に働く

What is  $\sim\sim\ldots??$ :

## Experiments and Results

	Operation 1	Operation 2
Sub-policy 0	(Invert,0.1,7)	(Contrast,0.2,6)
Sub-policy 1	(Rotate,0.7,2)	(TranslateX,0.3,9)
Sub-policy 2	(Sharpness,0.8,1)	(Sharpness,0.9,3)
Sub-policy 3	(ShearY,0.5,8)	(TranslateY,0.7,9)
Sub-policy 4	(AutoContrast,0.5,8)	(Equalize,0.9,2)
Sub-policy 5	(ShearY,0.2,7)	(Posterize,0.3,7)
Sub-policy 6	(Color,0.4,3)	(Brightness,0.6,7)
Sub-policy 7	(Sharpness,0.3,9)	(Brightness,0.7,9)
Sub-policy 8	(Equalize,0.6,5)	(Equalize,0.5,1)
Sub-policy 9	(Contrast,0.6,7)	(Sharpness,0.6,5)
Sub-policy 10	(Color,0.7,7)	(TranslateX,0.5,8)
Sub-policy 11	(Equalize,0.3,7)	(AutoContrast,0.4,8)
Sub-policy 12	(TranslateY,0.4,3)	(Sharpness,0.2,6)
Sub-policy 13	(Brightness,0.9,6)	(Color,0.2,8)
Sub-policy 14	(Solarize,0.5,2)	(Invert,0.0,3)
Sub-policy 15	(Equalize,0.2,0)	(AutoContrast,0.6,0)
Sub-policy 16	(Equalize,0.2,8)	(Equalize,0.6,4)
Sub-policy 17	(Color,0.9,9)	(Equalize,0.6,6)
Sub-policy 18	(AutoContrast,0.8,4)	(Solarize,0.2,8)
Sub-policy 19	(Brightness,0.1,3)	(Color,0.7,0)
Sub-policy 20	(Solarize,0.4,5)	(AutoContrast,0.9,3)
Sub-policy 21	(TranslateY,0.9,9)	(TranslateY,0.7,9)
Sub-policy 22	(AutoContrast,0.9,2)	(Solarize,0.8,3)
Sub-policy 23	(Equalize,0.8,8)	(Invert,0.1,3)
Sub-policy 24	(TranslateY,0.7,9)	(AutoContrast,0.9,1)

Table 8: AutoAugment policy found on reduced CIFAR-10.

CIFAR-10

Equalize:

均等化、

AutoContrast:

自動コントラスト、

Color:

色

Brightness:

輝度

What is ~...??:

## Experiments and Results

Model	Reduced SVHN Dataset			SVHN Dataset		
	Baseline	Cutout [25]	AA	Baseline	Cutout	AA
Wide-ResNet-28-10 [57]	13.21	32.5	8.15	1.50	1.30	1.07
Shake-Shake (26 2x96d) [59]	12.32	24.22	<b>5.92</b>	1.40	1.20	<b>1.02</b>

SVHNデータセット

73,257のトレーニングと531,131の追加のトレーニングテスト26,032のコアトレーニングセットから無作為に抽出された1,000例のSVHNデータセット

5.42%から3.86%の範囲である、有力な半教師付き手法に匹敵  
完全版のデータセットよりも縮小版のデータセットの方が大幅に改善



What is  $\sim\sim\ldots??$ :

## Experiments and Results

	Operation 1	Operation 2
Sub-policy 0	(ShearX,0.9,4)	(Invert,0.2,3)
Sub-policy 1	(ShearY,0.9,8)	(Invert,0.7,5)
Sub-policy 2	(Equalize,0.6,5)	(Solarize,0.6,6)
Sub-policy 3	(Invert,0.9,3)	(Equalize,0.6,3)
Sub-policy 4	(Equalize,0.6,1)	(Rotate,0.9,3)
Sub-policy 5	(ShearX,0.9,4)	(AutoContrast,0.8,3)
Sub-policy 6	(ShearY,0.9,8)	(Invert,0.4,5)
Sub-policy 7	(ShearY,0.9,5)	(Solarize,0.2,6)
Sub-policy 8	(Invert,0.9,6)	(AutoContrast,0.8,1)
Sub-policy 9	(Equalize,0.6,3)	(Rotate,0.9,3)
Sub-policy 10	(ShearX,0.9,4)	(Solarize,0.3,3)
Sub-policy 11	(ShearY,0.8,8)	(Invert,0.7,4)
Sub-policy 12	(Equalize,0.9,5)	(TranslateY,0.6,6)
Sub-policy 13	(Invert,0.9,4)	(Equalize,0.6,7)
Sub-policy 14	(Contrast,0.3,3)	(Rotate,0.8,4)
Sub-policy 15	(Invert,0.8,5)	(TranslateY,0.0,2)
Sub-policy 16	(ShearY,0.7,6)	(Solarize,0.4,8)
Sub-policy 17	(Invert,0.6,4)	(Rotate,0.8,4)
Sub-policy 18	(ShearY,0.3,7)	(TranslateX,0.9,3)
Sub-policy 19	(ShearX,0.1,6)	(Invert,0.6,5)
Sub-policy 20	(Solarize,0.7,2)	(TranslateY,0.6,7)
Sub-policy 21	(ShearY,0.8,4)	(Invert,0.8,8)
Sub-policy 22	(ShearX,0.7,9)	(TranslateY,0.8,3)
Sub-policy 23	(ShearY,0.8,5)	(AutoContrast,0.7,3)
Sub-policy 24	(ShearX,0.7,2)	(Invert,0.1,5)

Table 9: AutoAugment policy found on reduced SVHN.

SVHN

Invert,  
反転

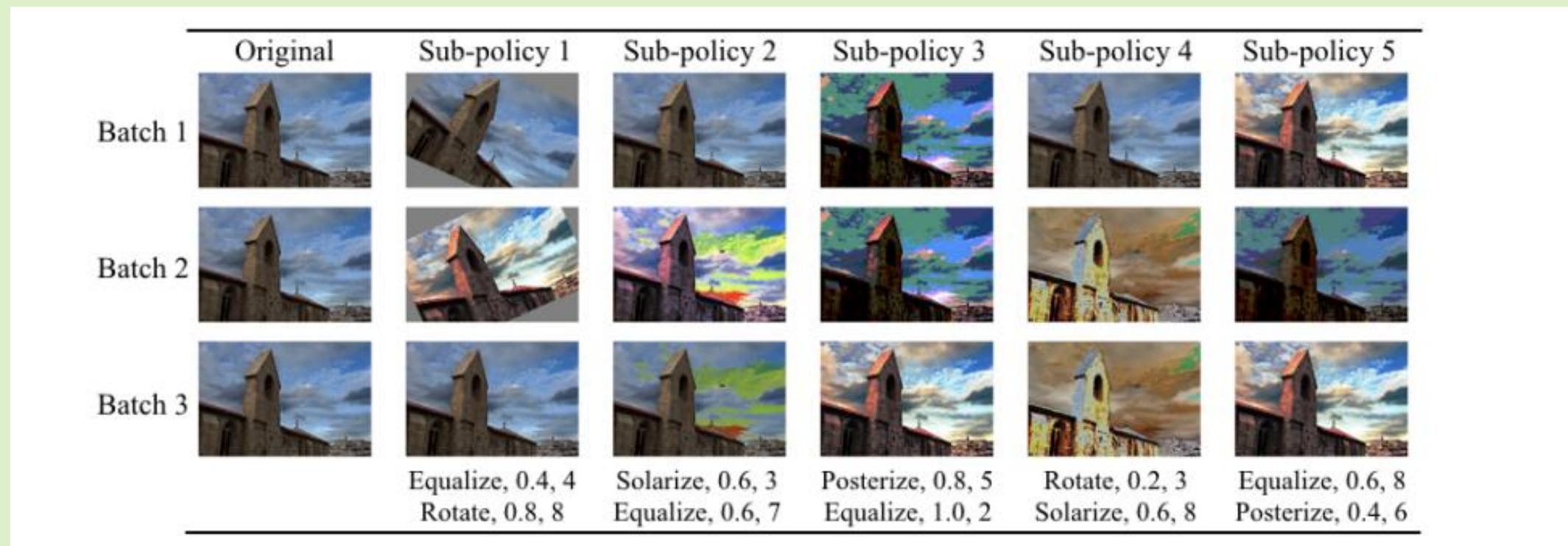
Equalize,  
均等化

ShearX/Y  
平行移動



What is ~...??:

## Experiments and Results



120のクラス（ランダムに選択された）と6,000のサンプルを含む、ImageNetトレーニングセットの縮小されたサブセットを使用  
 ImageNetで見つけられる最もよい方針は色ベースの変換に焦点を合わせて、CIFAR-10で見つけられるそれに類似しているが幾何学的変換Rotateがよく採用される点で異なる

What is ~...??:

## Experiments and Results

Model	Baseline	Inception Pre-processing [14]	AutoAugment
ResNet-50 [15]	24.70 / 7.80	23.69 / 6.92	22.37 / 6.18
ResNet-200 [15]	-	21.52 / 5.85	20.00 / 4.99
AmoebaNet-B (6,190) [21]	-	17.80 / 3.97	17.25 / 3.78
AmoebaNet-C (6,228) [21]	-	16.90 / 3.90	<b>16.46 / 3.52</b>

ImageNetでの検証セットトップ1 / トップ5エラー率 (%)

ほぼ同等の結果

論文では14.6%のTop-1エラー率[68]というより良い結果が存在しますが、彼らの方法は、大量の弱くラベル付けされた追加データを利用している

What is ~...??:

## Experiments and Results

	Operation 1	Operation 2
Sub-policy 0	(Posterize,0.4,8)	(Rotate,0.6,9)
Sub-policy 1	(Solarize,0.6,5)	(AutoContrast,0.6,5)
Sub-policy 2	(Equalize,0.8,8)	(Equalize,0.6,3)
Sub-policy 3	(Posterize,0.6,7)	(Posterize,0.6,6)
Sub-policy 4	(Equalize,0.4,7)	(Solarize,0.2,4)
Sub-policy 5	(Equalize,0.4,4)	(Rotate,0.8,8)
Sub-policy 6	(Solarize,0.6,3)	(Equalize,0.6,7)
Sub-policy 7	(Posterize,0.8,5)	(Equalize,1.0,2)
Sub-policy 8	(Rotate,0.2,3)	(Solarize,0.6,8)
Sub-policy 9	(Equalize,0.6,8)	(Posterize,0.4,6)
Sub-policy 10	(Rotate,0.8,8)	(Color,0.4,0)
Sub-policy 11	(Rotate,0.4,9)	(Equalize,0.6,2)
Sub-policy 12	(Equalize,0.0,7)	(Equalize,0.8,8)
Sub-policy 13	(Invert,0.6,4)	(Equalize,1.0,8)
Sub-policy 14	(Color,0.6,4)	(Contrast,1.0,8)
Sub-policy 15	(Rotate,0.8,8)	(Color,1.0,2)
Sub-policy 16	(Color,0.8,8)	(Solarize,0.8,7)
Sub-policy 17	(Sharpness,0.4,7)	(Invert,0.6,8)
Sub-policy 18	(ShearX,0.6,5)	(Equalize,1.0,9)
Sub-policy 19	(Color,0.4,0)	(Equalize,0.6,3)
Sub-policy 20	(Equalize,0.4,7)	(Solarize,0.2,4)
Sub-policy 21	(Solarize,0.6,5)	(AutoContrast,0.6,5)
Sub-policy 22	(Invert,0.6,4)	(Equalize,1.0,8)
Sub-policy 23	(Color,0.6,4)	(Contrast,1.0,8)
Sub-policy 24	(Equalize,0.8,8)	(Equalize,0.6,3)

Table 10: AutoAugment policy found on reduced ImageNet.

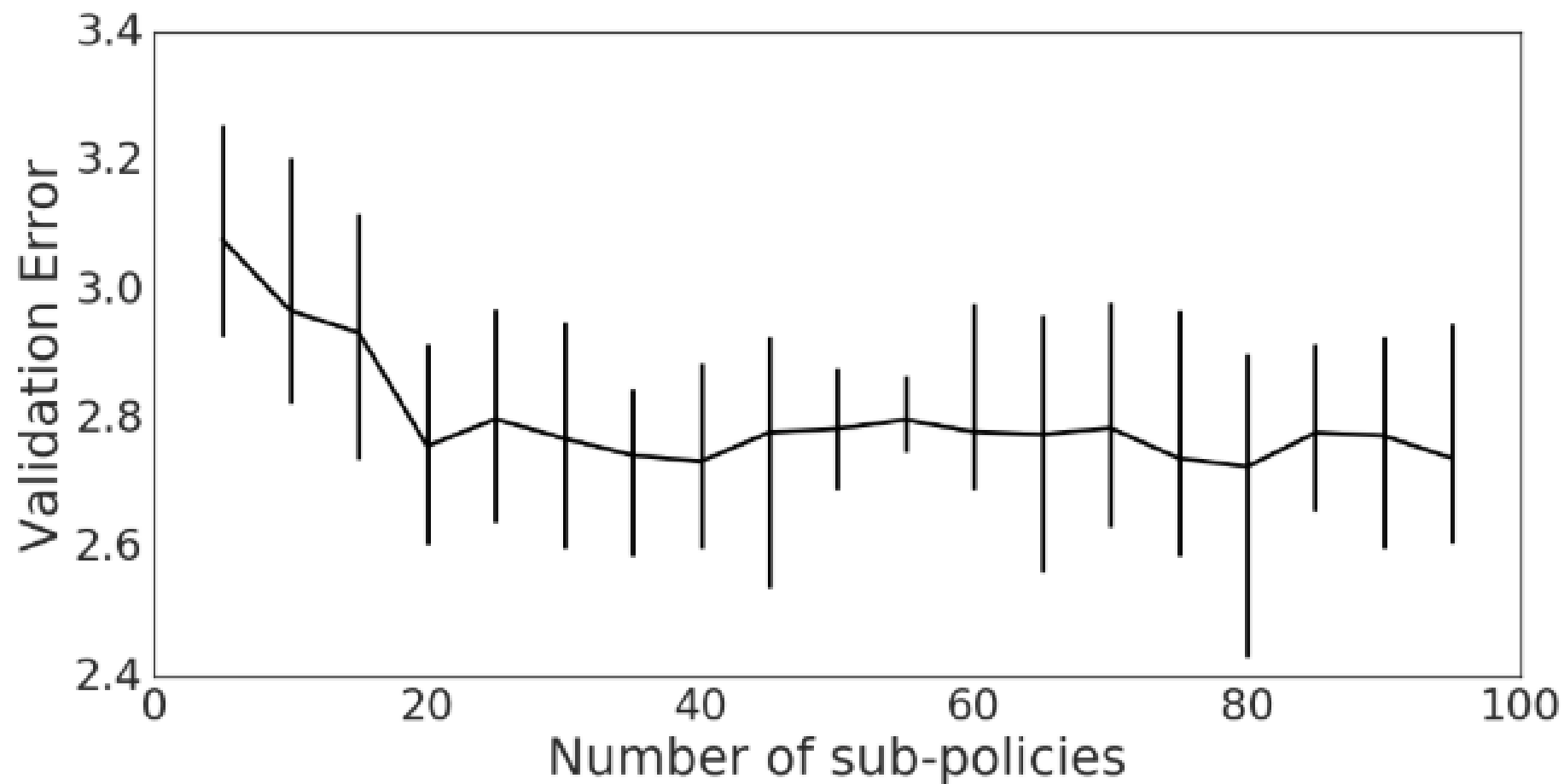
ImageNet

色ベースの変換と

幾何学的変換のRotate

What is  $\sim \dots ??$ :

## Discussion



検証精度は、約20個までのサブポリシーではサブポリシーの数が増えることで向上する

What is ~...??:

## Experiments and Results

Dataset	Train Size	Classes	Inception Pre-processing [14]	AutoAugment
Oxford 102 Flowers [69]	2,040	102	6.69	4.64
Caltech-101 [70]	3,060	102	19.35	13.07
Oxford-IIIT Pets [71]	3,680	37	13.46	11.02
FGVC Aircraft [29]	6,667	100	9.09	7.33
Stanford Cars [28]	8,144	196	6.35	5.19

### ポリシーの転移性

ImageNetと同様の画像サイズを持つ5つのFGVCデータセットについて、ImageNetで学習された（表5の結果に使用された）同じポリシーを使用5.9%のエラー率を達成



What is ~...??:

## Discussion

譲渡性データセットとアーキテクチャ

ポリシーは、多くのモデルアーキテクチャやデータセットに適切に適用される

Wide-ResNet-40-2および縮小CIFAR-10で学習されたポリシーは、フルCIFAR-10およびCIFAR-100でトレーニングされた他のすべてのモデルアーキテクチャで改善し、

Wide-ResNet-40-2と圧縮されたImageNetについて学んだポリシーにより、データとクラスの分布が異なるFGVCデータセットをトレーニングしたInception v4が大幅に改善した

モデルが異なるデータセットで学習されたとしても、AutoAugmentポリシーがモデルのパフォーマンスを損なうことは基本的でない

画像分類課題に関して汎化精度を改善するのを助ける

汎化した転移性を持つが目標に最も近いデータ分布について学んだポリシーが最高のパフォーマンスをもたらす