

N

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは

目的関数

実装

学習

生成画像

改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

結論

# 主専攻実験 最終報告会

## ヒューマンセンシング

情報科学類 201611353  
荻野夏樹

August 1, 2018

N

# 使用したデータセット:CelebA

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは

目的関数

実装

学習

生成画像

改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

結論

Sample Images

Eyeglasses



Wearing Hat



Bangs



Wavy Hair



Pointy Nose



Mustache



Oval Face



Smiling



- ① 10,177 人の異なる人物
- ② 202,599 枚の画像
- ③ 5 つ(目鼻口とか)の位置情報
- ④ その他眼鏡など 40 属性

# 実験の目的

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

実装

学習

生成画像

改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

結論

GAN(敵対的生成ネットワーク)  
を用いて顔画像の生成モデルを推論し、  
精度 (inception score) を高める

- ① Generator: 亂数から本物の画像に似せた画像を生成
- ② Discriminator:  $G$  の出力と本物の画像を判別する

対立する 2 つの NN を交互に学習することで、切磋琢磨  
してくれることを期待する

N

# なぜ GAN に興味を持ったか

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用的なデータセット  
実験の目的  
なぜ GAN  
inception score とは  
目的関数

実装

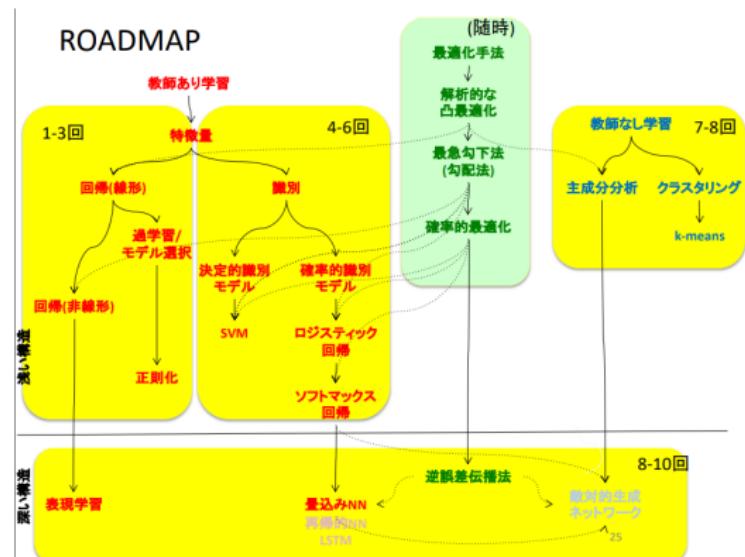
学習  
生成画像

改善

spectral  
normalization

学習  
生成画像

結論



画像認識工学と機械学習

# inception score とは

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用的データセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは

目的関数

実装

学習

生成画像

改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

結論

## Inception score

Inception scoreは、Inceptionモデルで識別しやすい画像であるほど、かつ、識別されるラベルのバリエーションが豊富であるほどスコアが高くなるように設計されたスコアです。

スコアは次のように計算します。 $x_i$ を*i*番目の画像データ、 $y$ をラベル、 $i$ 番目の画像データをInceptionモデルに入力して得られるラベル $y$ の確率を $p(y|x_i)$ とします。スコアを計算するためには使用する全ての画像データを $X$ とすると、周辺確率は、

$$p(y) = \frac{1}{|X|} \sum_{x_i \in X} p(y|x_i)$$

と計算できます。 $p(y|x_i)$ と $p(y)$ とのKL divergence [4]は

$$D_{\text{KL}}(p(y|x_i) || p(y)) = \sum_{y \in Y} p(y|x_i) \log \frac{p(y|x_i)}{p(y)}$$

です。これを全ての $x_i \in X$ について平均して、expをとると、Inception scoreになります。具体的には、

$$\exp \left( \frac{1}{|X|} \sum_{x_i \in X} D_{\text{KL}}(p(y|x_i) || p(y)) \right)$$

# 目的関数とミニバッチ学習

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは

目的関数

実装

学習

生成画像

改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

結論

In other words,  $D$  and  $G$  play the following two-player minimax game with value function  $V(G, D)$ :

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}(\mathbf{x})} [\log D(\mathbf{x})] + \mathbb{E}_{\mathbf{z} \sim p_{\mathbf{z}}(\mathbf{z})} [\log(1 - D(G(\mathbf{z})))]. \quad (1)$$

---

**Algorithm 1** Minibatch stochastic gradient descent training of generative adversarial nets. The number of steps to apply to the discriminator,  $k$ , is a hyperparameter. We used  $k = 1$ , the least expensive option, in our experiments.

**for** number of training iterations **do**

**for**  $k$  steps **do**

- Sample minibatch of  $m$  noise samples  $\{\mathbf{z}^{(1)}, \dots, \mathbf{z}^{(m)}\}$  from noise prior  $p_g(\mathbf{z})$ .
- Sample minibatch of  $m$  examples  $\{\mathbf{x}^{(1)}, \dots, \mathbf{x}^{(m)}\}$  from data generating distribution  $p_{\text{data}}(\mathbf{x})$ .
- Update the discriminator by ascending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_d} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left[ \log D(\mathbf{x}^{(i)}) + \log(1 - D(G(\mathbf{z}^{(i)}))) \right].$$

**end for**

- Sample minibatch of  $m$  noise samples  $\{\mathbf{z}^{(1)}, \dots, \mathbf{z}^{(m)}\}$  from noise prior  $p_g(\mathbf{z})$ .
- Update the generator by descending its stochastic gradient:

$$\nabla_{\theta_g} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \log(1 - D(G(\mathbf{z}^{(i)}))).$$

**end for**



N

# 学習に 3 時間かかった

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用的データセット  
実験の目的  
なぜ GAN  
inception score とは  
目的関数

実装

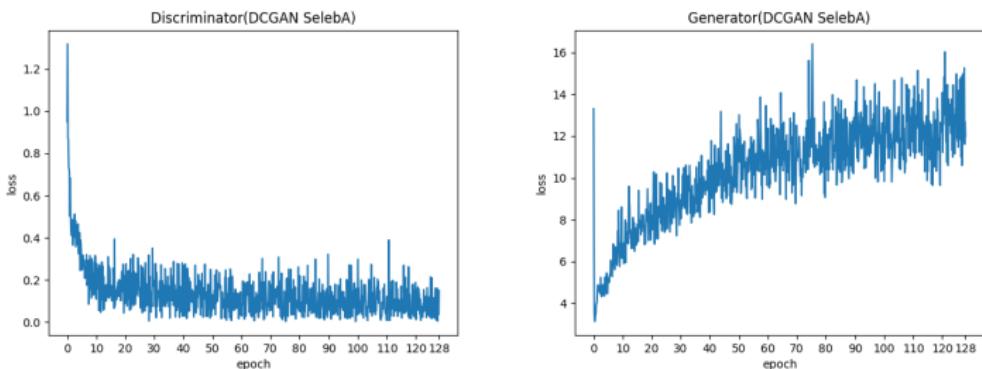
学習  
生成画像

改善

spectral  
normalization

学習  
生成画像

結論



dcgan inception score : 1.5774693

N

10%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

20%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

30%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

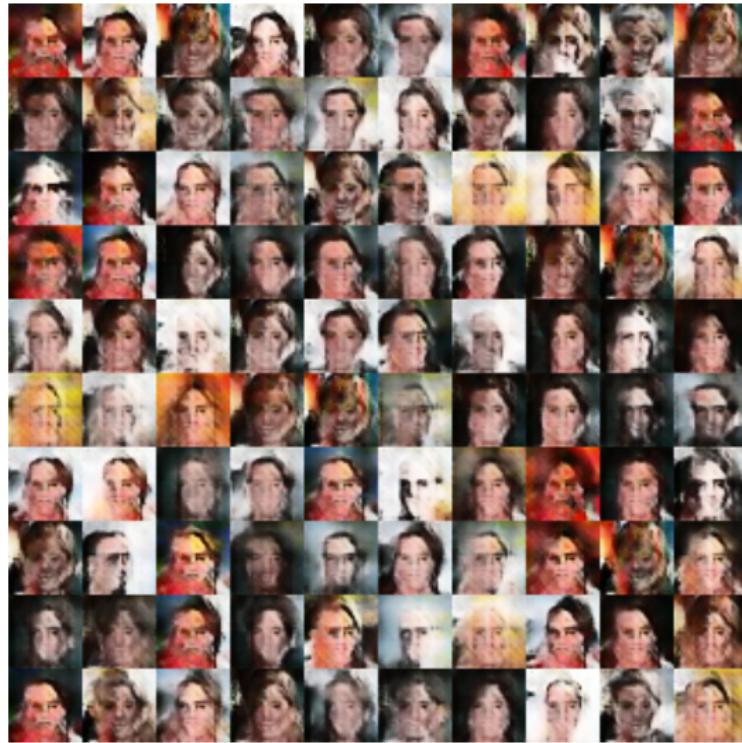
### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

40%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

50%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

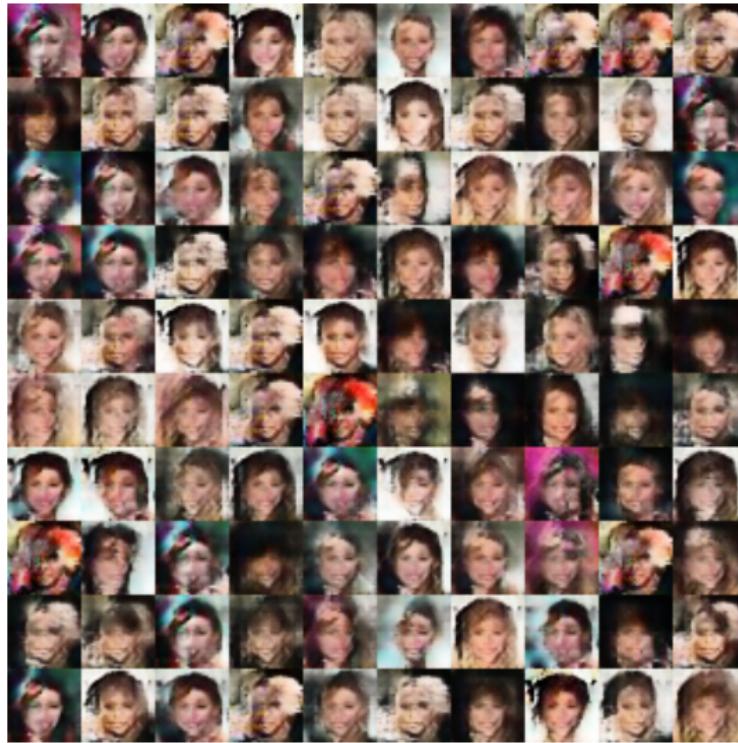
### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

60%

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

実装

学習

生成画像

改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

結論



N

70%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

80%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

90%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

100%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

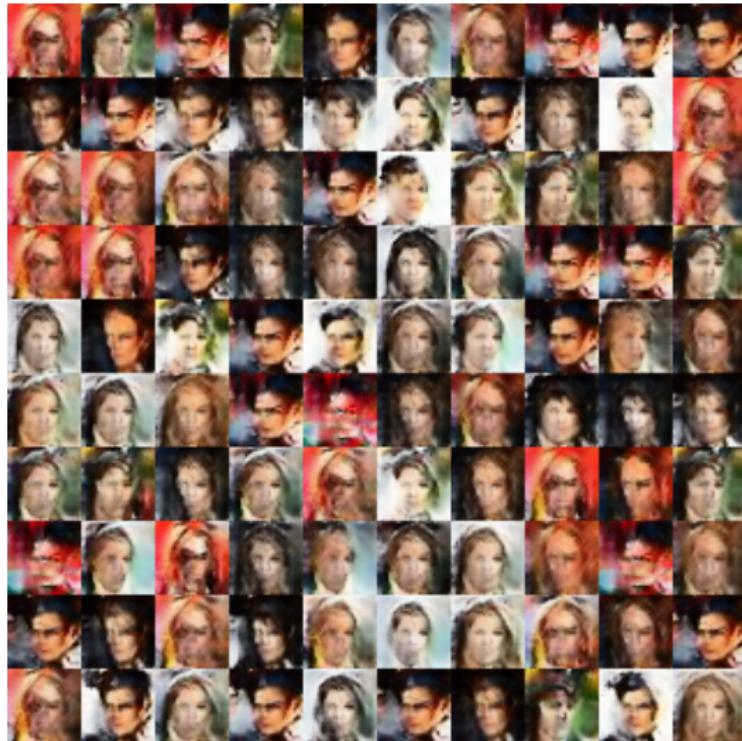
### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



# spectral normalization

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは

目的関数

実装

学習

生成画像

改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

結論

## スペクトルノルム

- 行列がある空間のベクトルに対して作用したときの行き先でのノルムと前の空間でのノルムの比の上限
- 行列Wの最大特異値と一致!

$$x \mapsto Wx \quad \sup_x \frac{\|Wx\|}{\|x\|} = \sup_{\|x\|=1} \|Wx\|$$

$$\begin{aligned}\|Wx\| &= \sqrt{x^T W^T W x} \\ &= \sqrt{x^T V \Sigma U^T U \Sigma V^T x} \\ &= \sqrt{x^T V \Sigma V^T x} \quad x = \sum_i^n \alpha_i v_i\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}&= \sum_i^n \alpha_i^2 \sigma_i^2 \quad \alpha_i^2 \quad \sum \alpha_i^2 = 1 \quad \alpha_1 = 1, \quad 0 \\ &\sigma_1\end{aligned}$$

N

# 学習に 4 時間かかった

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用的データセット  
実験の目的  
なぜ GAN  
inception score とは  
目的関数

実装

学習  
生成画像

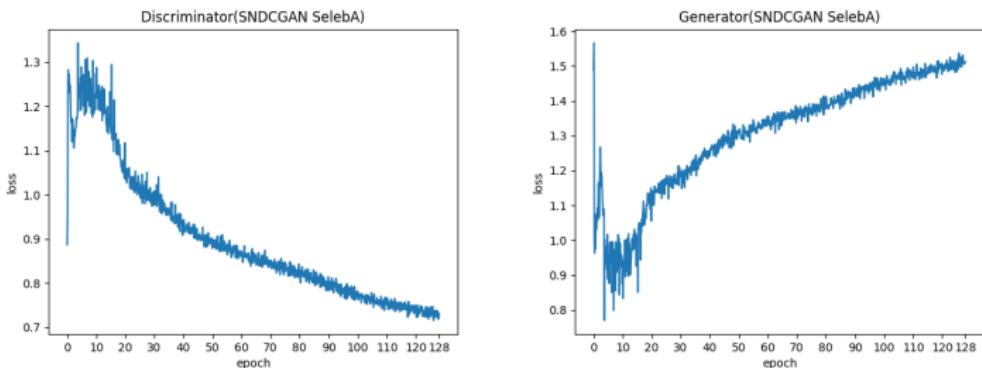
改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

結論



sndcgan inception score : 1.5909373

N

10%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

20%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

30%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

40%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

50%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

60%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

70%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは

目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

80%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

90%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは  
目的関数

### 実装

学習

生成画像

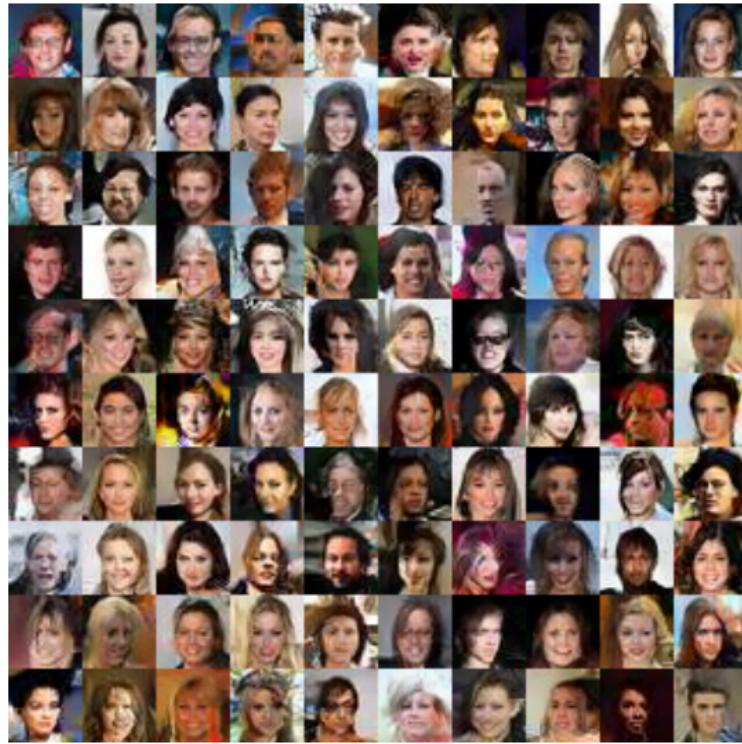
### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



N

100%

## ヒューマンセンシング

荻野夏樹

### 目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは

目的関数

### 実装

学習

生成画像

### 改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

### 結論



# 結論

ヒューマンセンシング

荻野夏樹

目的

使用したデータセット

実験の目的

なぜ GAN

inception score とは

目的関数

実装

学習

生成画像

改善

spectral  
normalization

学習

生成画像

結論

spectral normalization で inception score を上げることに成功した。

学習が安定し、画像の多様性も増したように見える。

github: [nat-chan/my-chainer-gan](https://github.com/nat-chan/my-chainer-gan)

nat-chan/HumanSensing 参考文献