

2021/02/12 卒業論文発表会

3次元モデルの超解像に おける敵対学習の有効性

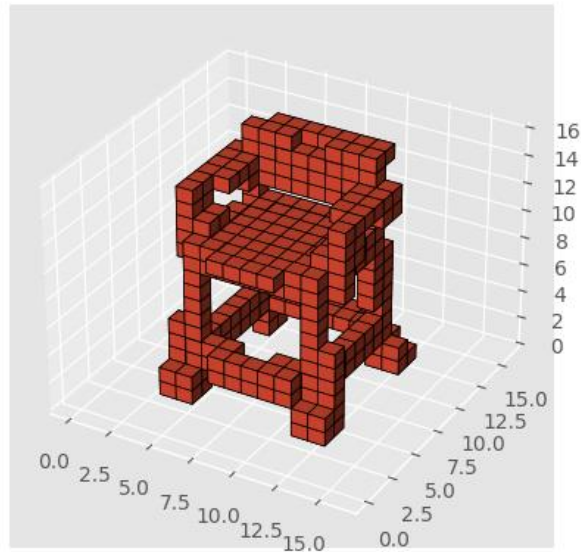
宮崎大学 工学部 情報システム工学科

67170130 金田健太郎

指導教員：椋木雅之

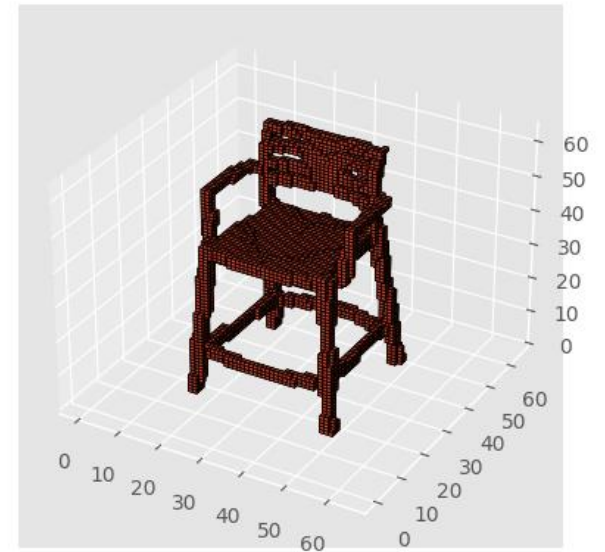
研究の動機・背景

ボクセル表現3次元モデルの超解像



低解像度3次元モデル

3D-SRGANによる超解像



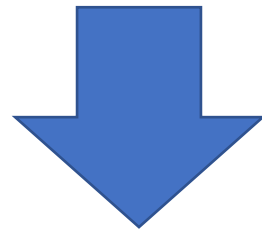
高解像度3次元モデル

研究の動機・背景

3D-SRGANの特徴
敵対学習を使用

3D-SRGANの問題点

1. 敵対学習の有効性の未検証
2. 敵対学習を用いた学習の不安定さ



敵対学習は必要？

研究の目的

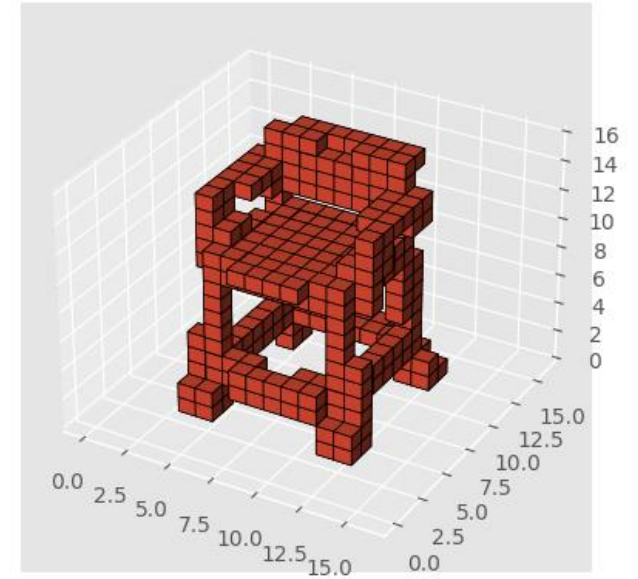
3D-SRGANにおいて敵対学習の有効性を調査

- 敵対学習あり・なしの超解像結果比較
- 定性評価・定量評価



敵対学習の必要性について考察する

ボクセル表現



- 3次元形状を立方体(ボクセル)の集まりで表現
- 形状の内外(0か1)の情報を保持している

超解像

○	欠	○
欠	欠	欠
○	欠	○

様々なパターン



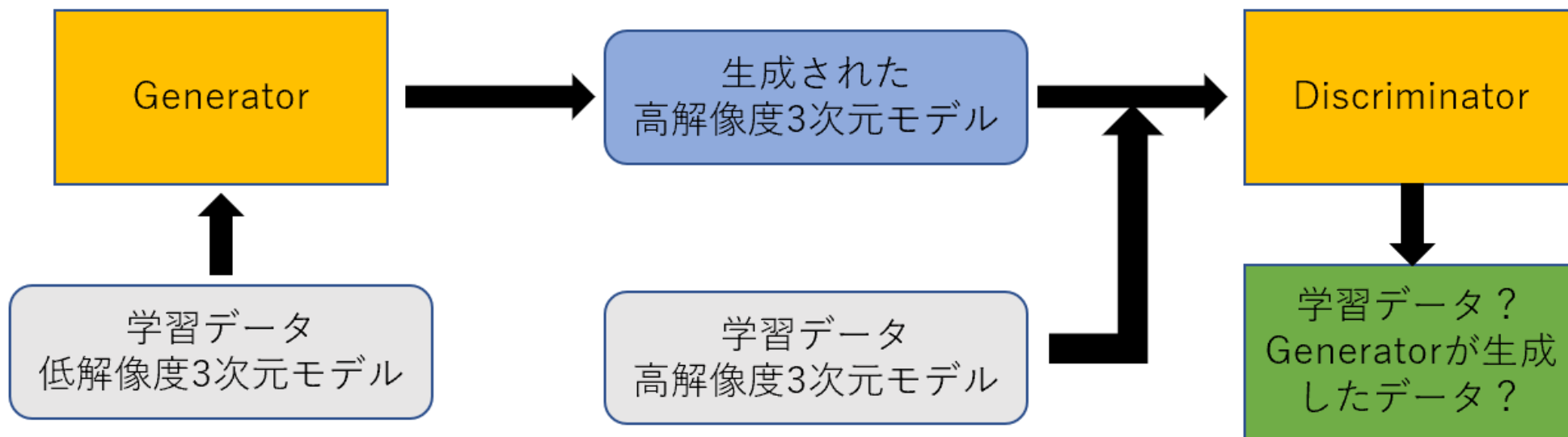
超解像データ

○	△	○
□	◇	○
○	△	○
○	□	○
□	×	△
○	○	○
○	◇	○
△	○	×
○	◇	○

低解像度には存在しないデータ

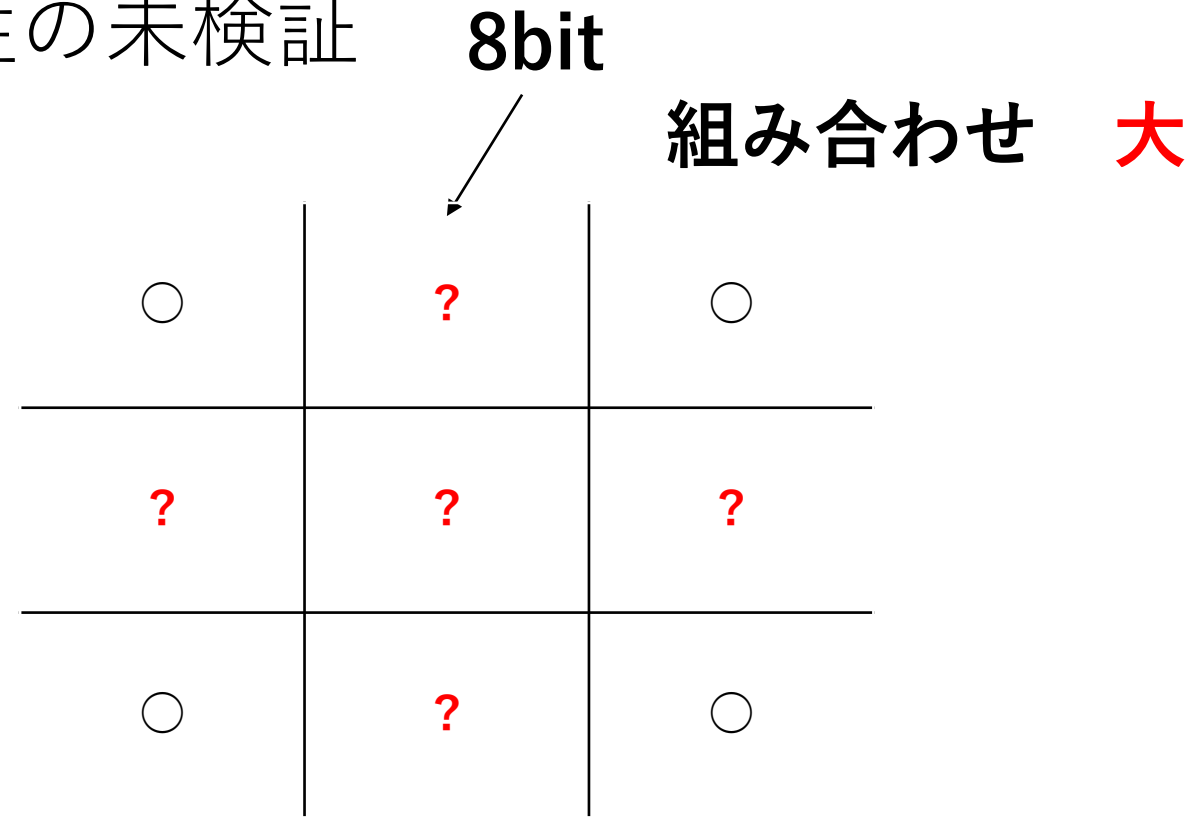
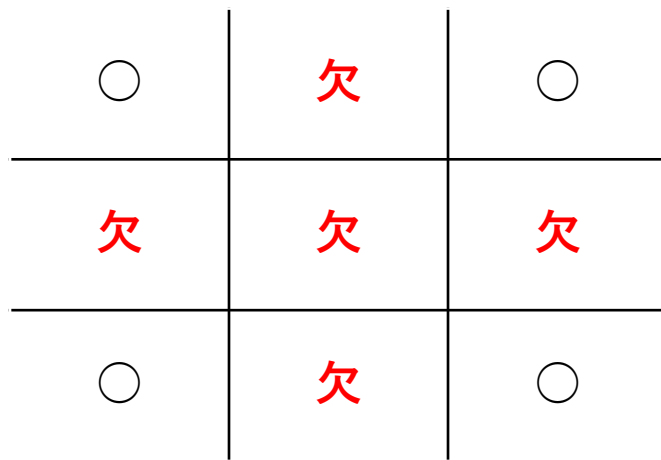
3D-SRGAN

- SRGANから拡張
- GeneratorとDiscriminatorから構成



3D-SRGANの問題点

1. 視覚的品質に対する有効性の未検証
2次元画像の超解像

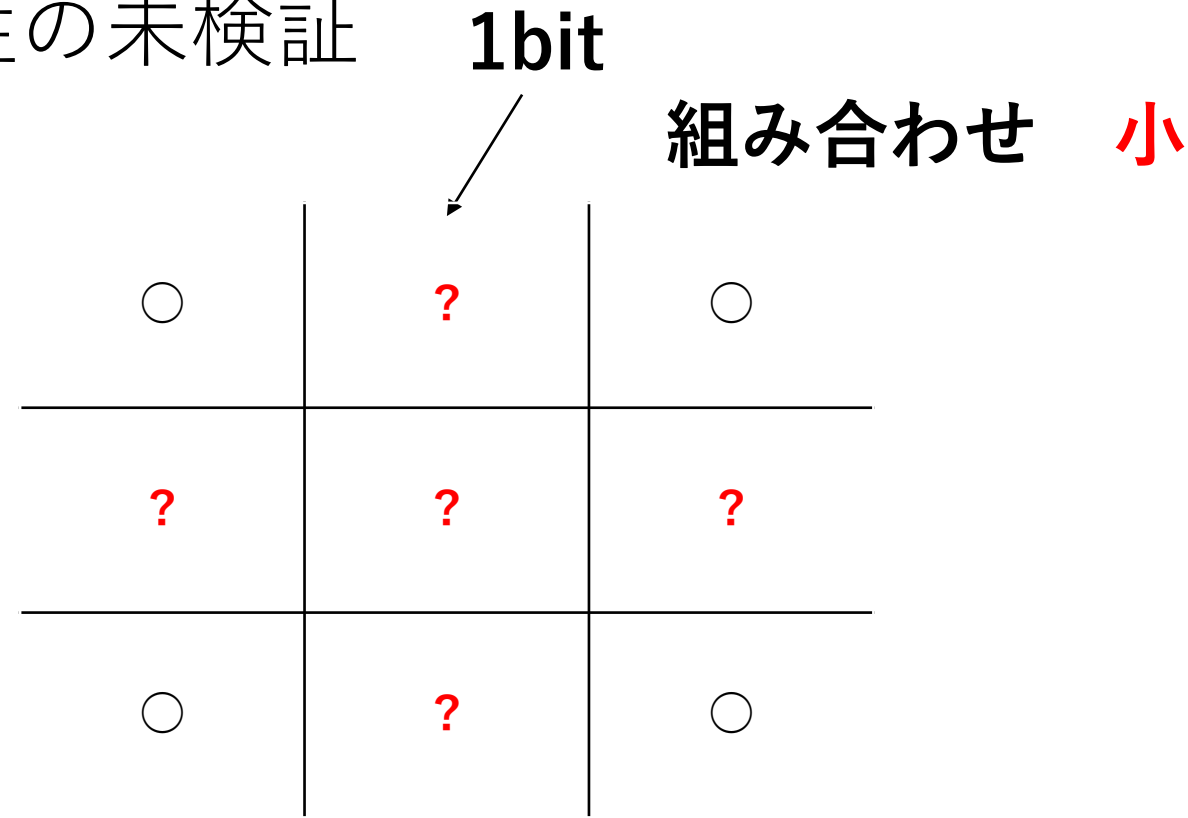
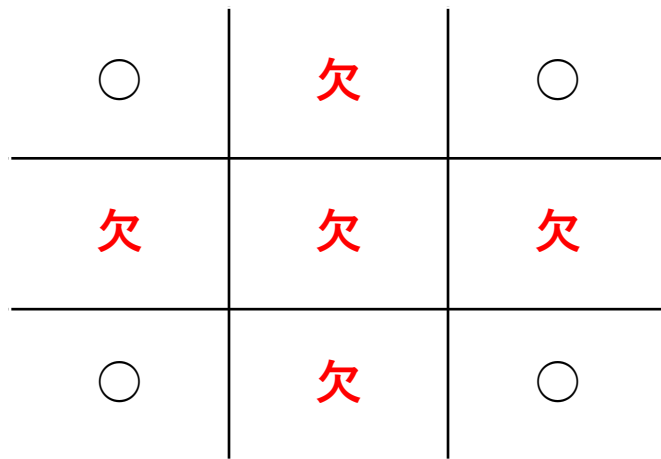


低解像度には存在しないデータ

高解像度(超解像)

3D-SRGANの問題点

1. 視覚的品質に対する有効性の未検証
3次元モデルの超解像



低解像度には存在しないデータ

高解像度(超解像)

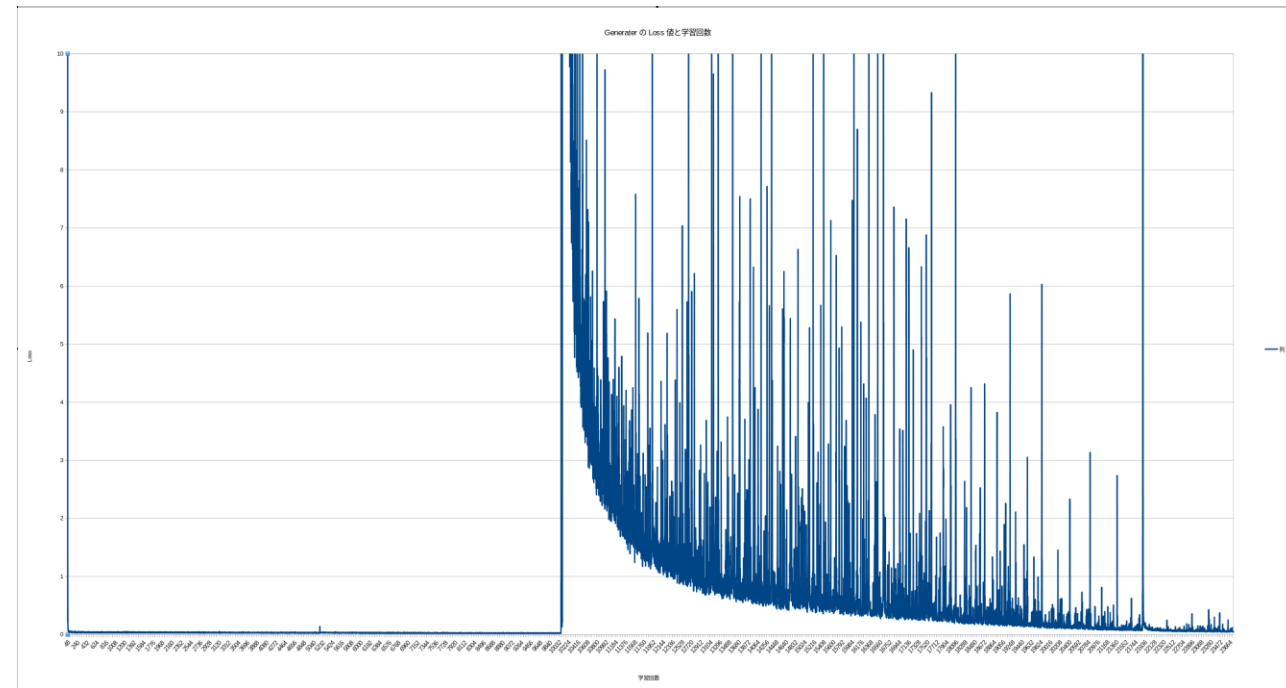
3D-SRGANの問題点

2. GANを用いた敵対学習の不安定さ

生成器の収束計算が破綻



よい結果が得られない



有効性の検証方法

Generatorの学習更新

$$l_G = l_{con} + \lambda l_{Gen}$$

Content Loss(l_{con}):

低解像度データに存在しない部分のデータを生成しようとする

Adversarial Loss(l_{Gen}):

Discriminatorを騙せるようなデータを生成しようとする

有効性の検証方法

- Generatorの学習更新

$$l_G = l_{con} + \lambda l_{Gen}$$

係数 λ を変更することでDiscriminatorの結果をどのくらい反映するかを調整可能

例) $\lambda = 0$ の場合、敵対学習なし

実験

敵対学習の有効性調査

実験手法

1. GeneratorのLoss関数の係数 λ を変更しそれぞれ学習
2. 学習済の生成モデルで超解像
3. 敵対学習なしとその他の超解像結果の比較

実験

係数 λ の値：

敵対学習なし	$\lambda = 0$
敵対学習あり	$\lambda = 10^{-3}$
	$\lambda = 10^{-2}$
	$\lambda = 10^{-1}$

学習回数：50epoch

実験データ

ModelNet10のイスのクラス

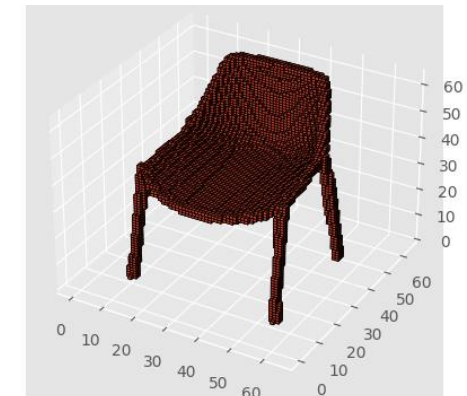
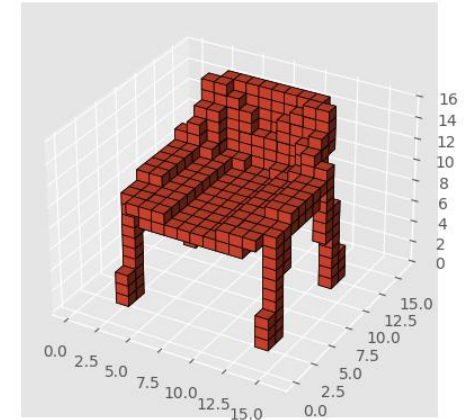
- ・ 学習用データ 889個
- ・ テスト(評価)用データ . . 100個



変換

低解像度3次元モデル : $16 \times 16 \times 16$

高解像度3次元モデル : $64 \times 64 \times 64$



実験(比較方法)

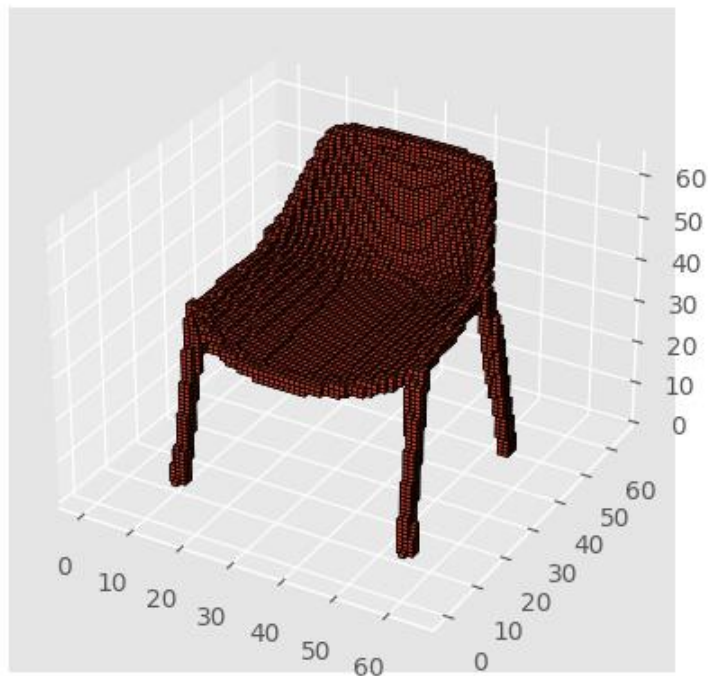
定性評価・・視覚的品質の評価のため

- ① 3次元モデルの輪郭の滑らかさ
- ② 3次元モデルの形状の滑らかさ
- ③ 3次元モデルの部分の連結性
- ④ 3次元モデルの形状の連結性

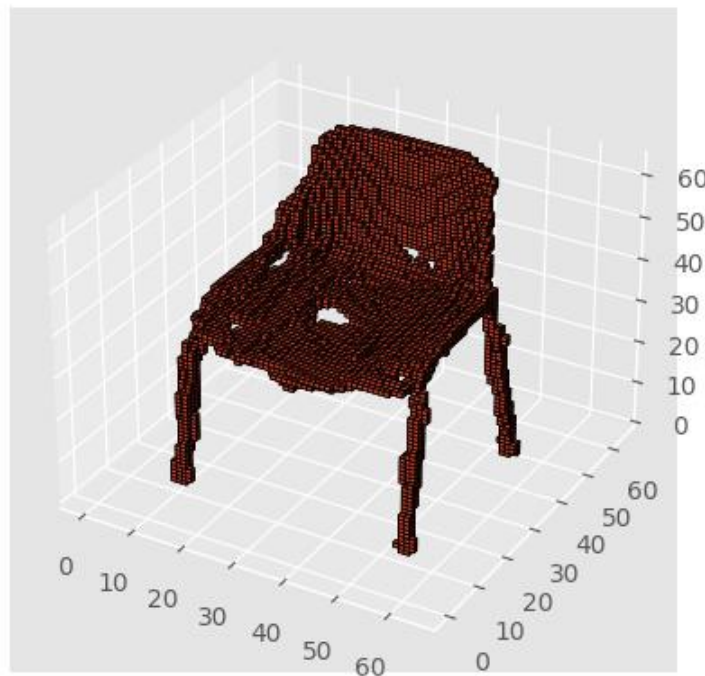
定量評価・・高解像度と超解像の同じ位置にあるボクセル
同士の保持する値が異なるものの数を用いる

実験結果 $\lambda = 0$ (敵対学習なし)と $\lambda = 10^{-3}$

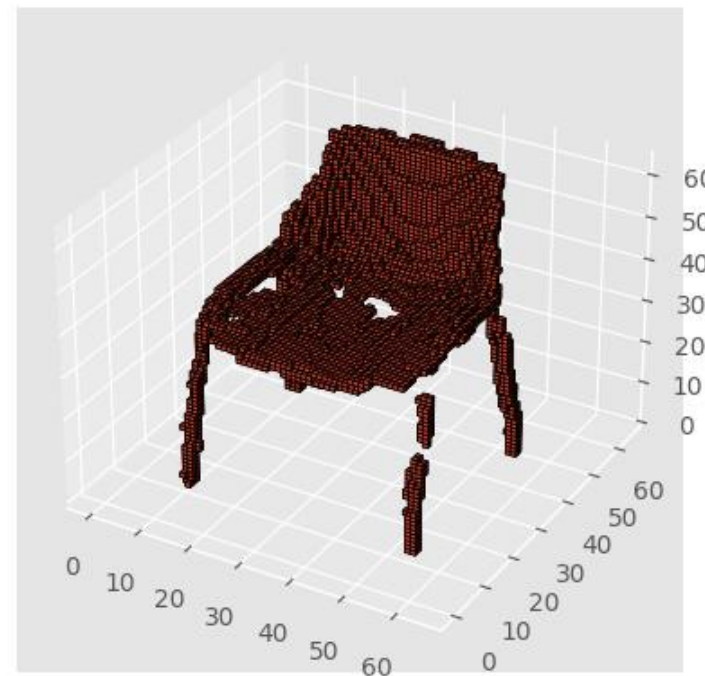
高解像度



$\lambda = 0$ (敵対学習なし)



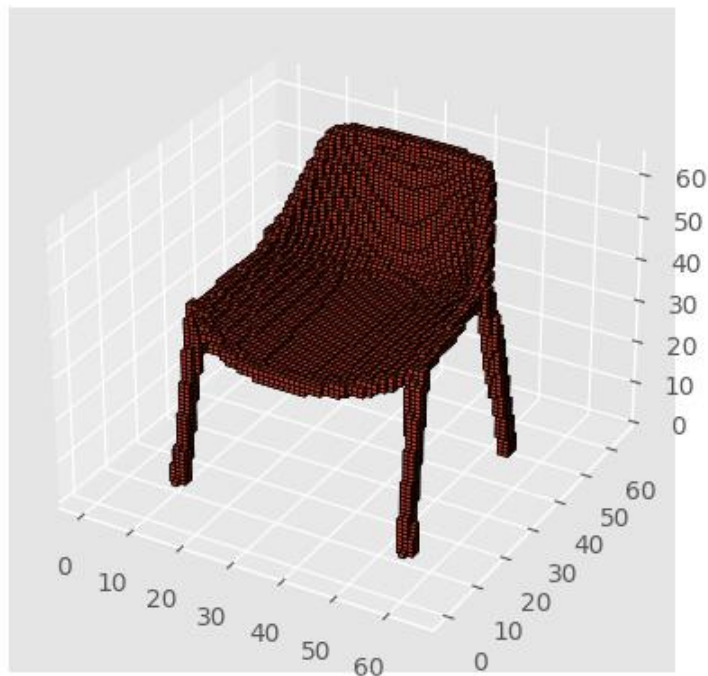
$\lambda = 10^{-3}$



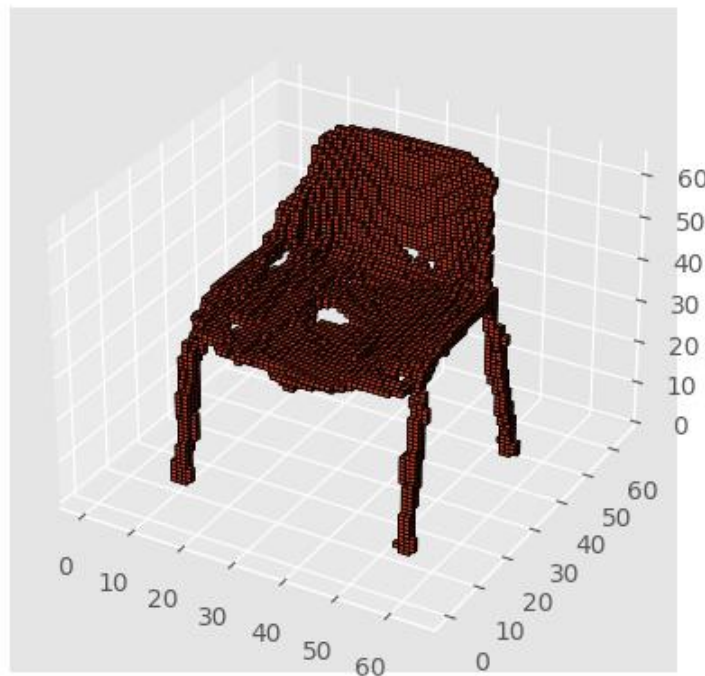
モデル1

実験結果 $\lambda = 0$ (敵対学習なし) と $\lambda = 10^{-2}$

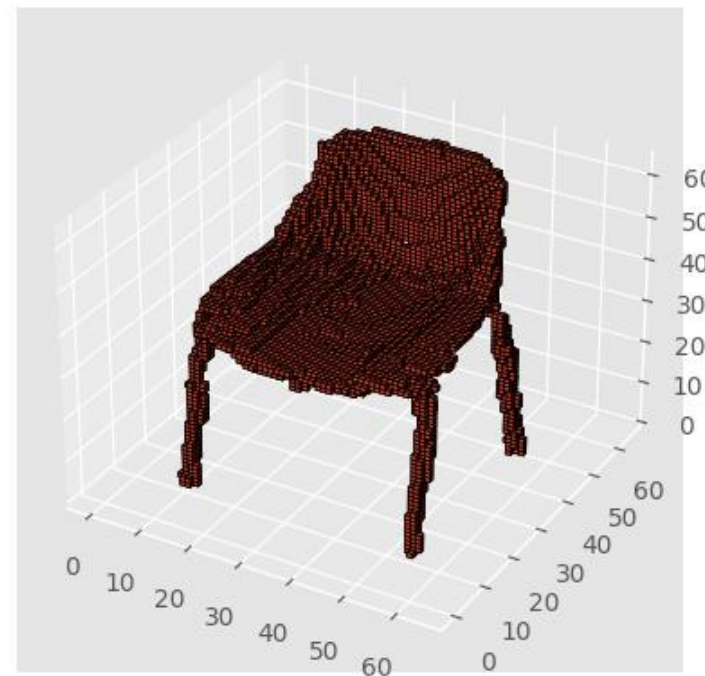
高解像度



$\lambda = 0$ (敵対学習なし)



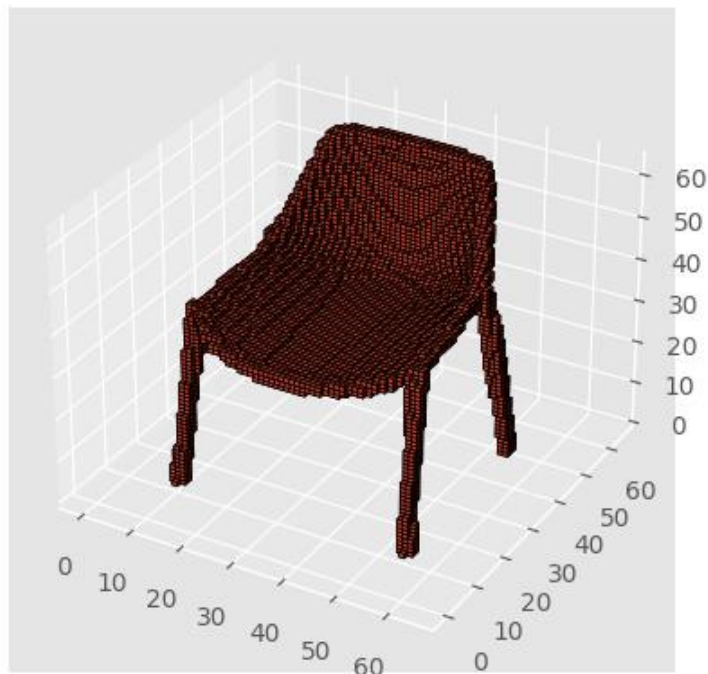
$\lambda = 10^{-2}$



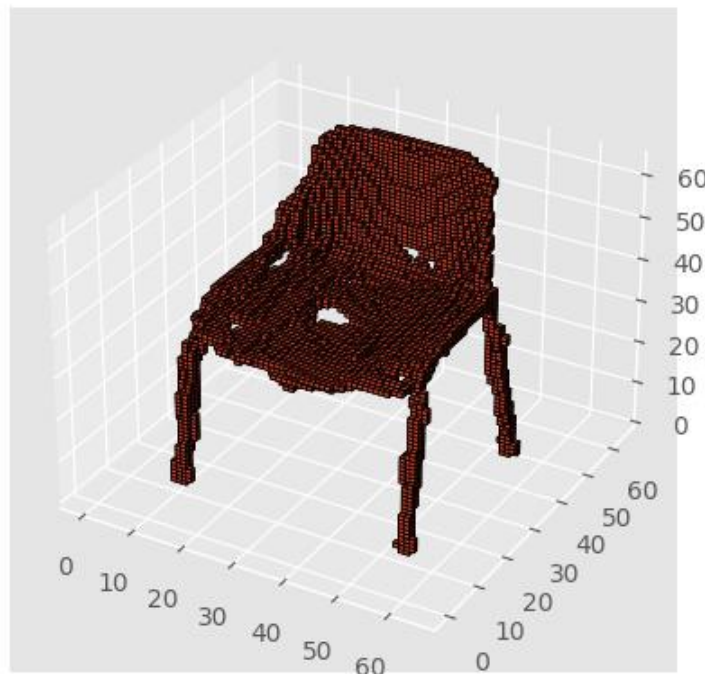
モデル1

実験結果 $\lambda = 0$ (敵対学習なし)と $\lambda = 10^{-1}$

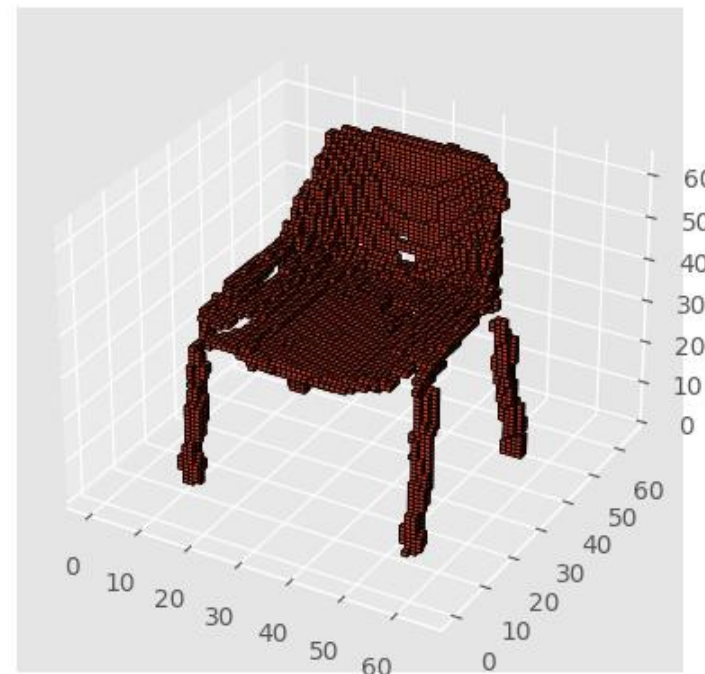
高解像度



$\lambda = 0$ (敵対学習なし)



$\lambda = 10^{-1}$



モデル1

実験結果 その他のモデル

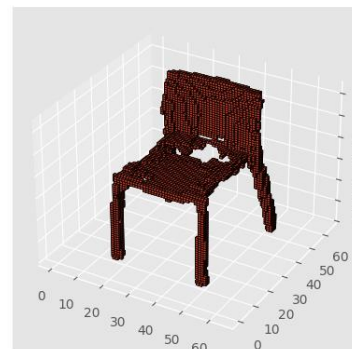
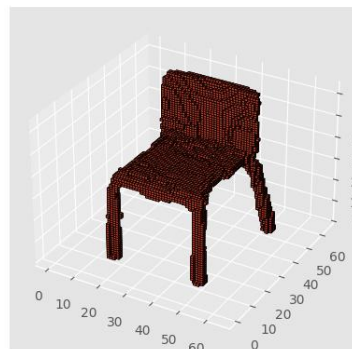
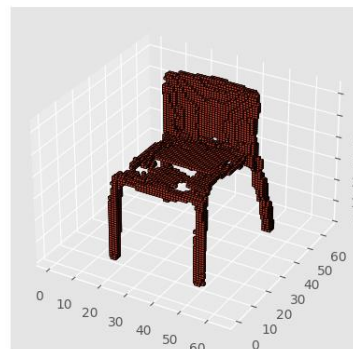
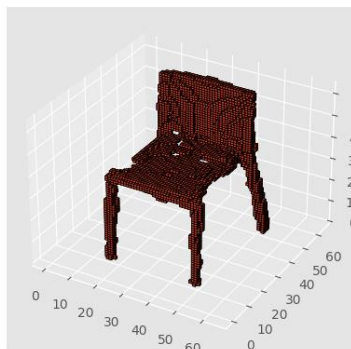
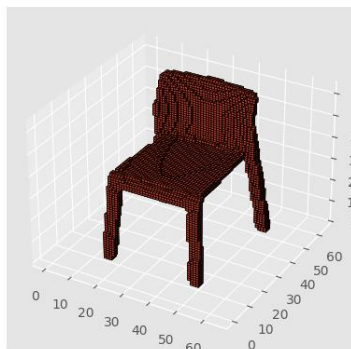
高解像度

$\lambda = 0$ (敵対学習なし)

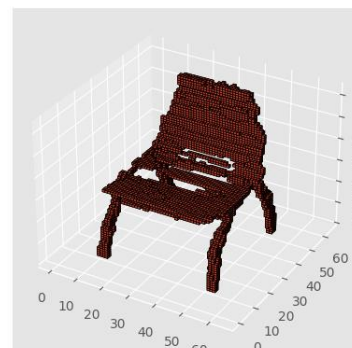
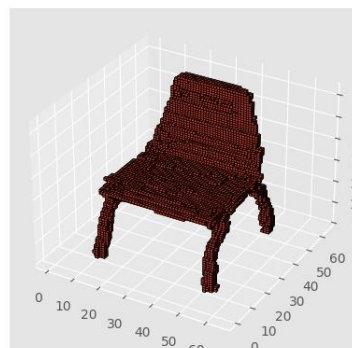
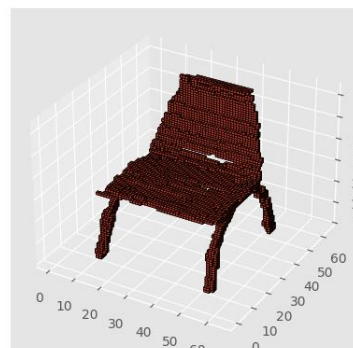
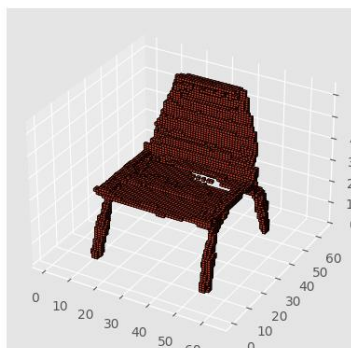
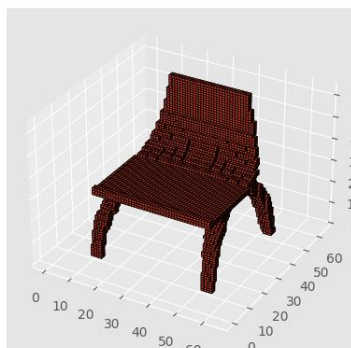
$\lambda = 10^{-3}$

$\lambda = 10^{-2}$

$\lambda = 10^{-1}$



モデル2



モデル3

実験結果 定量評価

モデル3個に対する定量評価：

係数	モデル 1	モデル2	モデル3
$\lambda = 0$	3081	3542	6514
$\lambda = 10^{-3}$	2721	4194	5892
$\lambda = 10^{-2}$	3060	3453	5917
$\lambda = 10^{-1}$	2855	3501	6009

100個の3次元モデルに対する定量評価：

76個の定量評価では敵対学習ありが最良の結果

実験結果 定性評価・定量評価

定性評価：

$\lambda = 10^{-2}$ が一番優れていた

定量評価：

敵対学習ありの評価が高い

視覚的品質と必ずしも一致しない



適切な重み付けの敵対学習は有効

まとめ

敵対学習のあり・なしの超解像結果比較



敵対学習は視覚的品質の向上に**有効**
定量評価は視覚的品質と**必ずしも一致しない**

今後の課題：

- パラメータの最適化
- 学習の安定化
- 視覚的品質と一致する定量評価法