

大規模 3 次元モデルデータセット ShapeNetを用いた 3 D-SRCGANの評価

宮崎大学 工学部 工学科 情報通信工学プログラム

指導教員 椋木雅之

60211374 七種唯斗

2025/02/13

背景

ボクセル表現の3次元モデリング 例 Minecraft



引用: <https://mine-craftlife.com/entry/minecraft-tips-for-building>

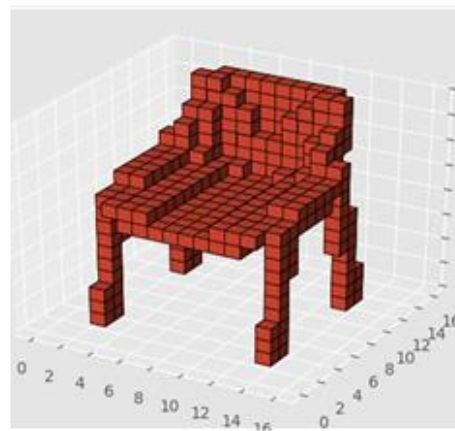


引用: <https://www.autodesk.co.jp/redshift/minecraft-architecture/>

3D-SRCGAN[1]

- 3D-SRGANを拡張した手法
- 二つのネットワークが相互に敵対的に学習

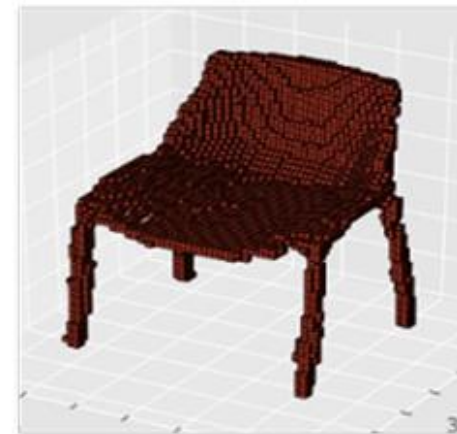
入力：低解像度3次元モデル



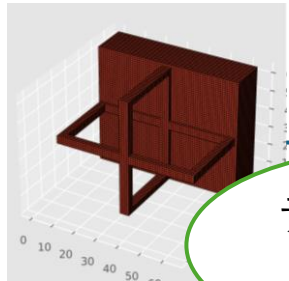
超解像



出力：超解像3次元モデル

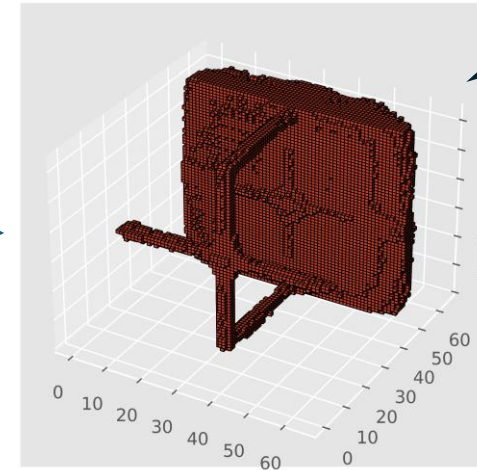


3D-SRGANの問題点

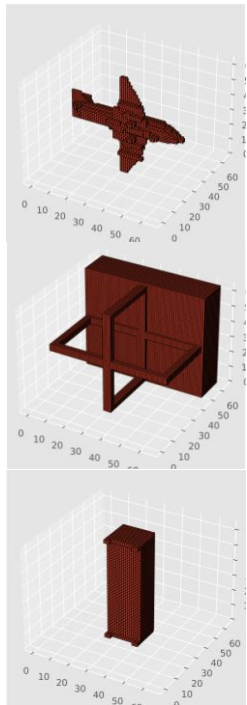


データ数が
少ない

3D-SRGAN

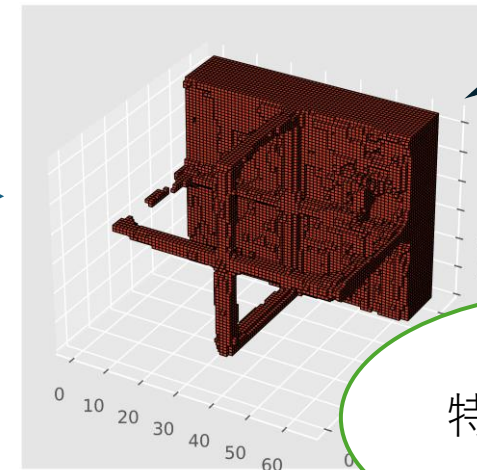


精度が低い



→

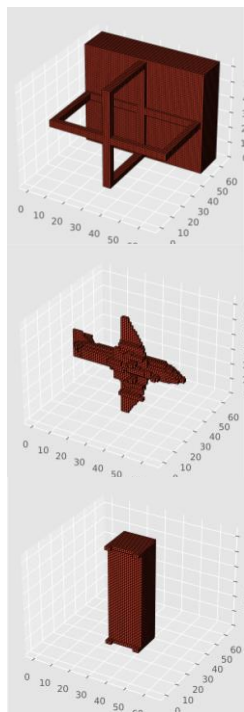
3D-SRGAN



精度が低い

特徴が混ざる

3D-SRCGANへの拡張



+

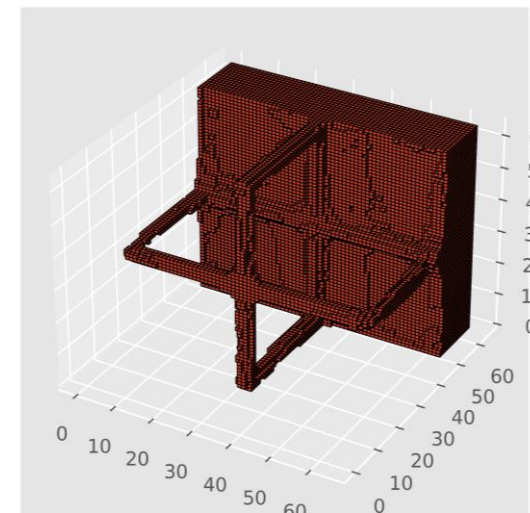
“table”

“airplane”

“bench”



3D-SRCGAN



精度が高い

クラス識別情報の導入により超解像精度が向上

本研究の目的

大規模データセットShapeNetを用いて3D-SRCGAN の評価

- 学習データ数の違いによる超解像精度の評価
- クラス数の違いによる超解像精度の評価
- クラス識別情報の有無による超解像精度の評価



定性評価・定量評価し、結果について考察

1.学習データ数の違いによる精度の評価

1クラスでも学習データが十分あれば超解像精度は高くなるのか

3D-SRGANの問題点

- 1クラスでデータ数が不十分な場合、精度が低い
- 複数クラスで学習する場合、特徴が混ざり精度が低い

3D-SRCGAN

- クラス識別情報の導入により複数クラスで高精度

1クラスで十分な学習データ数があれば3D-SRCGANは不要？

2. クラス数の違いによる精度の評価

十分なデータ数がある場合、多クラスで学習する必要があるのか

- 1クラスだと特徴が混ざらない
- 複数クラスだと形状の多様性が高い

どちらの方が良いのか？

3. クラス識別情報の有無による精度の評価

十分なデータがある場合にクラス識別情報は必要なのか

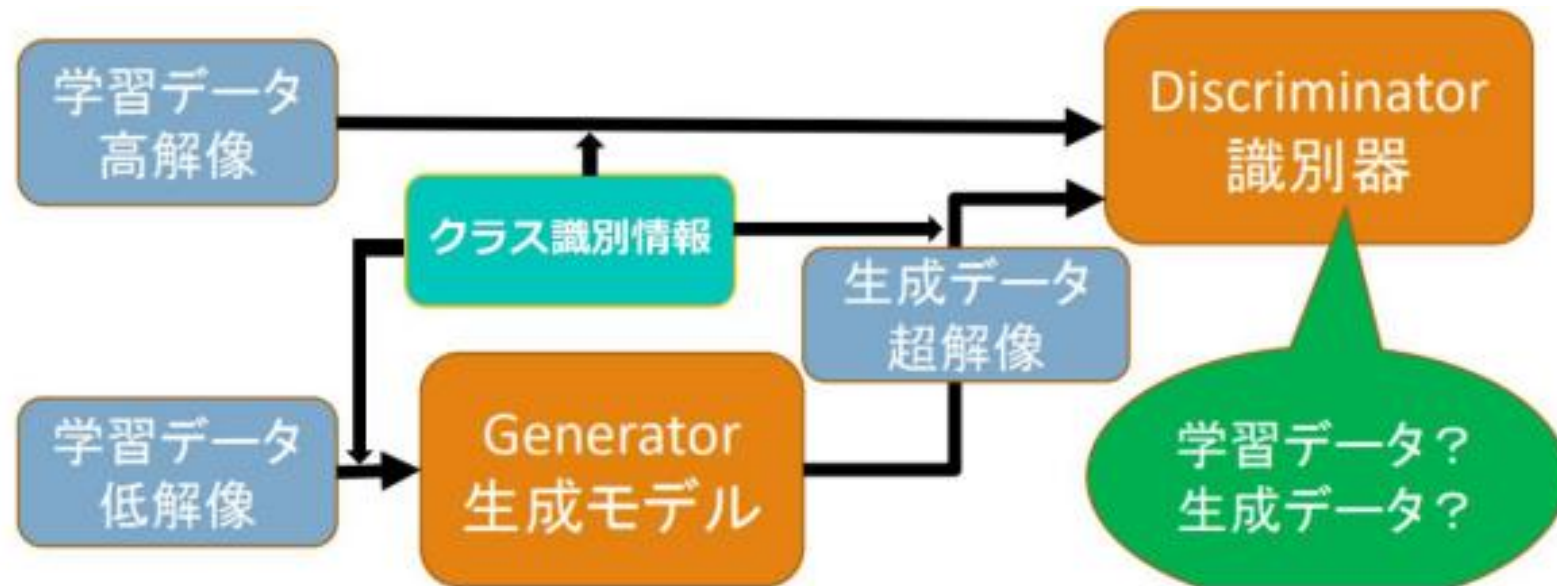
本研究では大規模データセットを用いる

- 十分な学習データがある

⇒ クラス識別情報を付加しなくても超解像できる可能性がある

3D-SRCGAN

- 3D-SRGANの問題点を改善するために拡張した手法
- クラス識別情報を付加して各クラスの特徴が混ざるのを防止
- Generatorが学習データに近い形状を生成するために敵対的学習を行う



データセット ShapeNetについて

大規模かつ多様な3次元モデルのデータセット

- データ総数:57448個
- クラス総数:57種類
- データ数が最も多いクラス table:8509個



本研究では、1クラス当たりのデータ数が多い20クラスを使用

実験設定

ShapeNetの3次元モデルを学習データとテストデータに分割

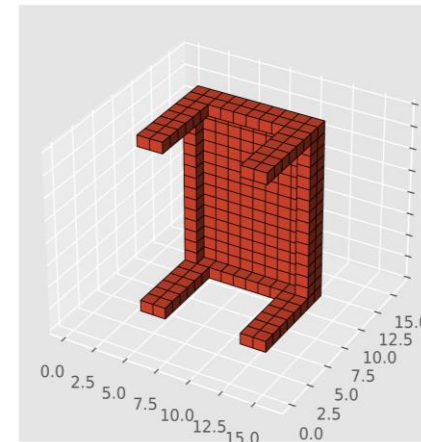
- 学習データ : 実験ごとにデータ数、クラス数を変更し選択
- テストデータ: tableクラスの学習に使用していない849個のデータ



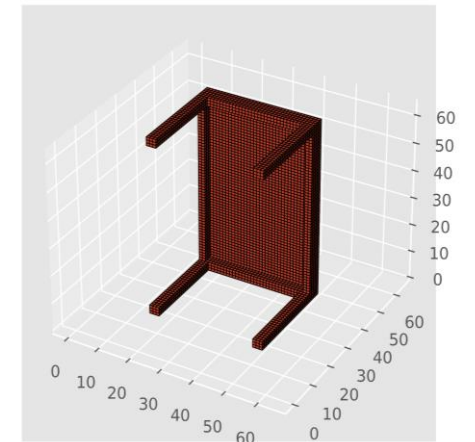
変換

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: $64 \times 64 \times 64$



低解像度3次元モデル



高解像度3次元モデル

学習・超解像の流れ

学習用低解像度3次元モデルと高解像度3次元モデルをペアで学習



学習モデルを用いてテスト用3次元モデルを超解像



生成された超解像3次元モデルを評価

評価項目

- 定性評価：

それぞれの超解像 3 次元モデルを同じ角度から見た画像を見比べる

- 定量評価：

- ① 高解像度モデルと超解像モデルの連結成分数の差（連）
- ② 高解像度モデルと超解像モデルの穴の総数の差（穴）
- ③ 高解像度モデルと超解像モデルの空洞の総数の差（空）
- ④ 高解像度モデルと超解像モデルの同じ座標間でのボクセルの保持する値(ボクセル値)が異なるものの数（値）

※各評価項目は値が小さいほど良い

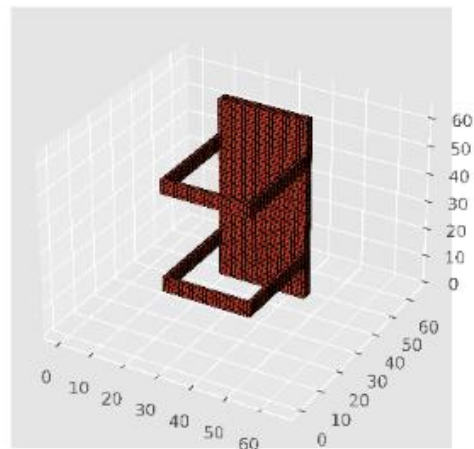
実験1

1クラスでの学習データ数の違いによる精度の評価

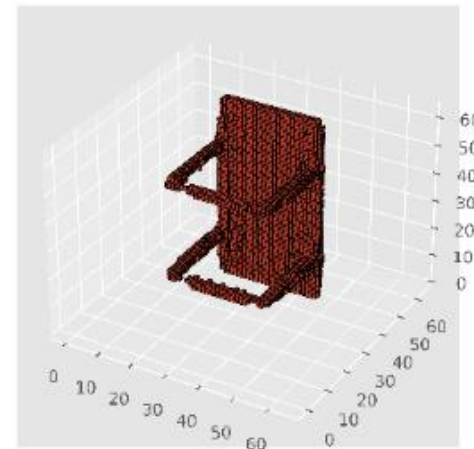
- tableクラスの1クラス
- データ数800、3500、7660で学習

実験1:定性評価(table1)

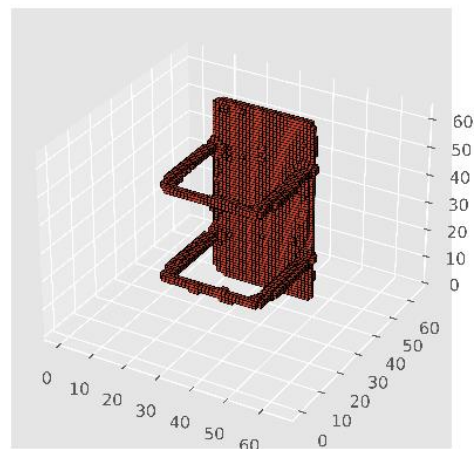
高解像度
3次元
モデル



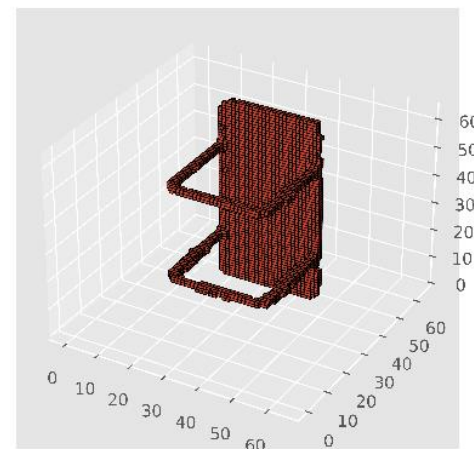
データ数
800



データ数
3500

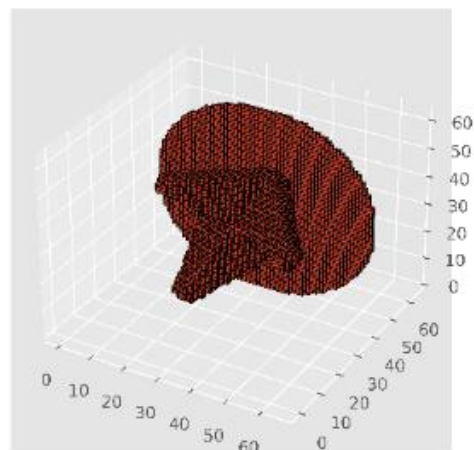


データ数
7660

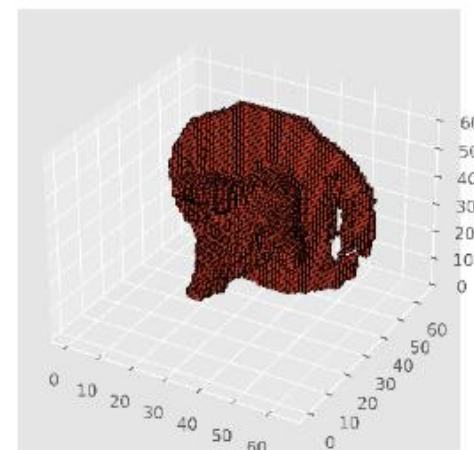


実験1:定性評価(table2)

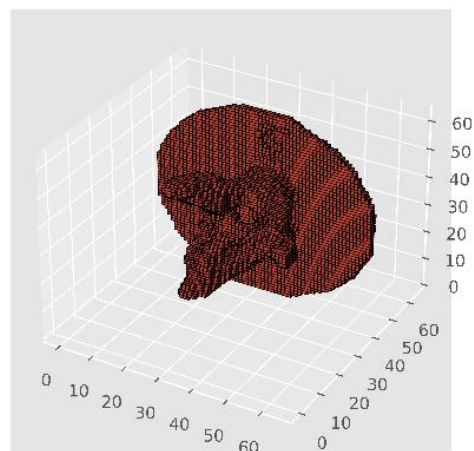
高解像度
3次元
モデル



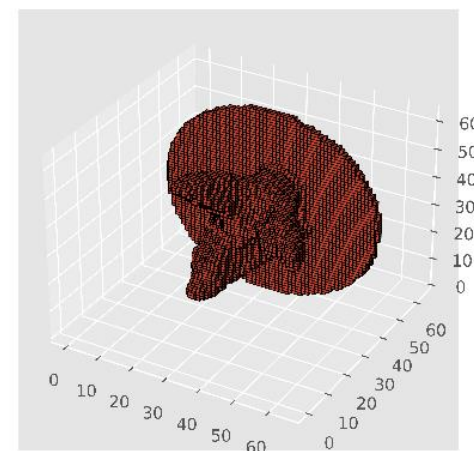
データ数
800



データ数
3500



データ数
7660



実験1: 定量評価

- 連結成分はデータ数3500が一番優れている
- 空洞はデータ数800とデータ数3500に差は無い
- 全体的にデータ数が増加するにつれて超解像精度が向上している

学習データ数 (個)	連	穴	空	値
800	4.1	7.4	2.5	22048.0
3500	2.8	6.4	2.5	21933.1
7660	3.1	5.6	2.1	21723.7

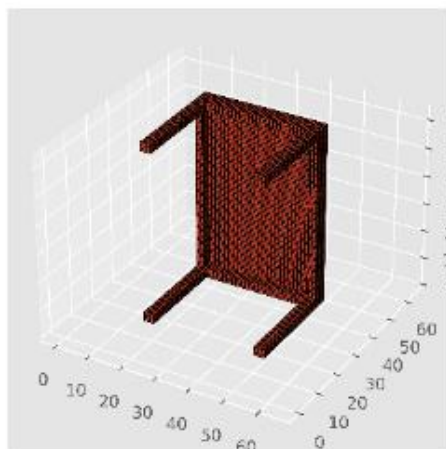
1クラスのデータ数を増やすことで、超解像精度が向上した

実験2

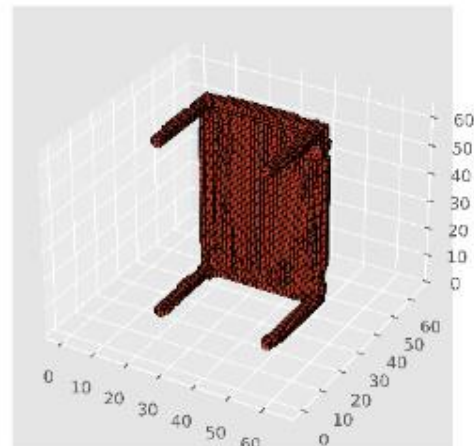
クラス数の違いによる精度の評価

- 学習に用いる総データ数を約7500個に統一
- クラス数1、10、15、20の4通りで学習

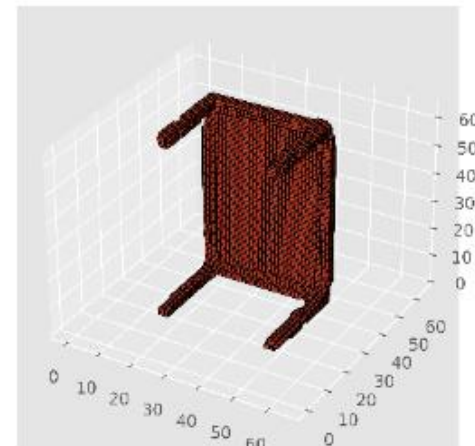
実験2:定性評価(table1)



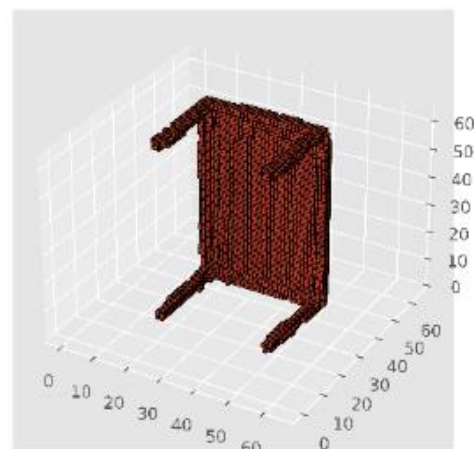
高解像度3次元モデル



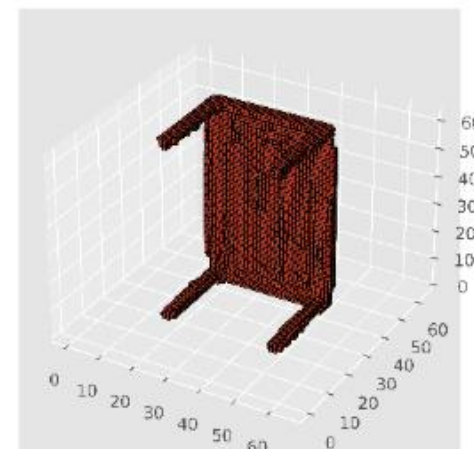
クラス数1



クラス数10

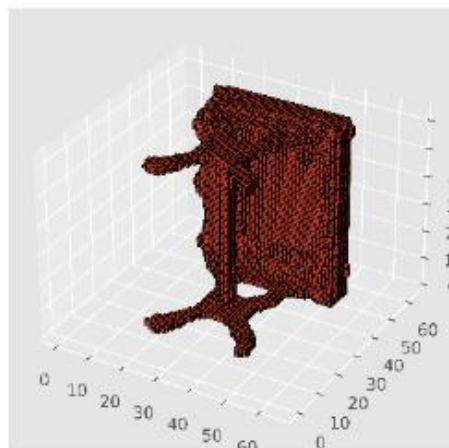


クラス数15

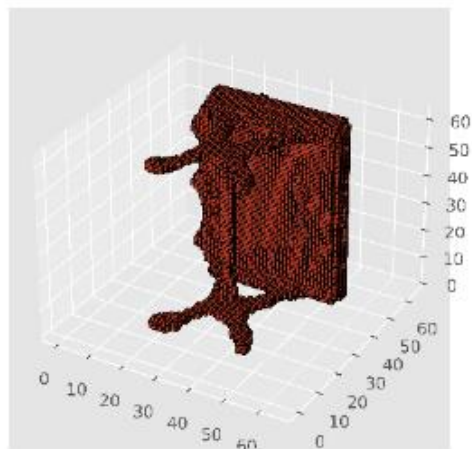


クラス数20

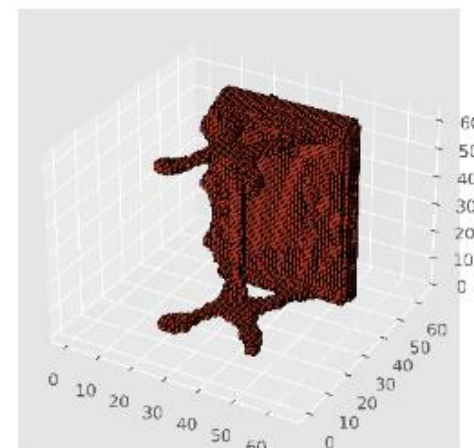
実験2:定性評価(table2)



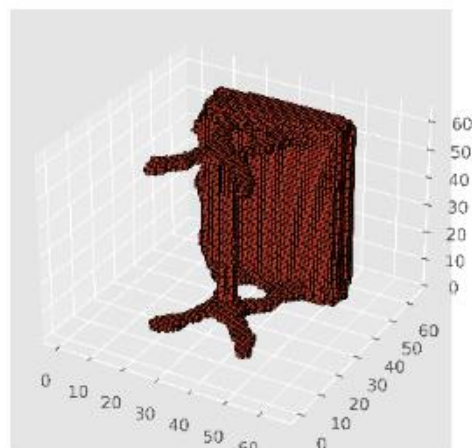
高解像度3次元モデル



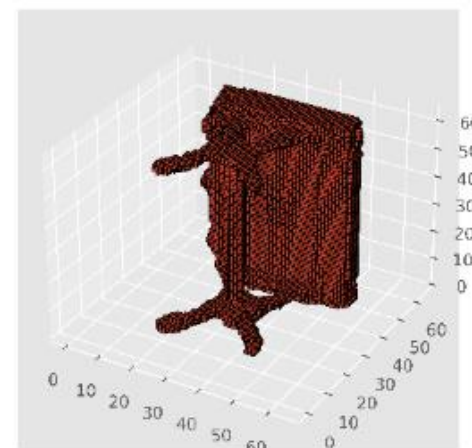
クラス数1



クラス数10



クラス数15



クラス数20

実験2: 定量評価

- 穴と空洞は、クラス数1がクラス数10や15を上回っている
- ボクセル値はクラス数10が優れているが、数値は上下している
- 全体的にクラス数が増加するにつれて超解像精度が向上している

	連	穴	空	値
クラス数1	3.1	5.6	2.1	21723.7
クラス数10	2.5	6.7	3.8	21713.1
クラス数15	2.3	5.6	2.6	22197.6
クラス数20	2.1	3.6	1.2	23439.1

クラス数を増やすことは超解像精度向上に有効である

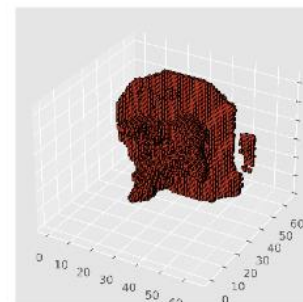
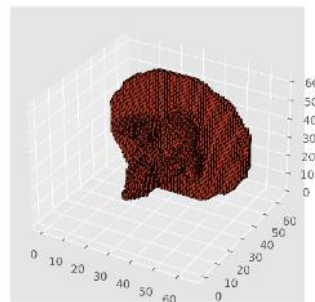
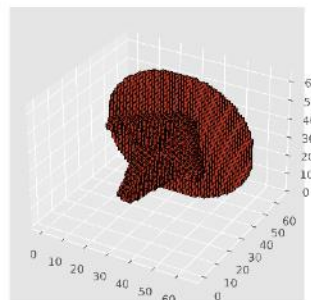
実験3

クラス識別情報の有無による精度の評価

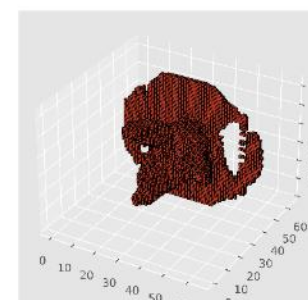
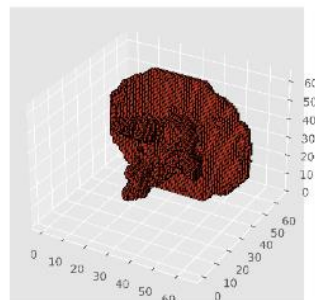
- クラス数10、15、20
- クラス識別情報「あり」と「なし」の超解像精度を比較
- クラス識別情報なしでは異なるクラスを区別せず、1クラスとして学習

実験3:定性評価

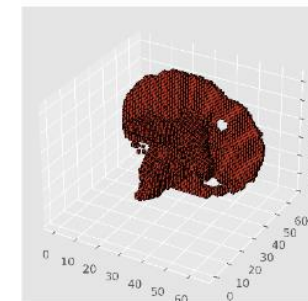
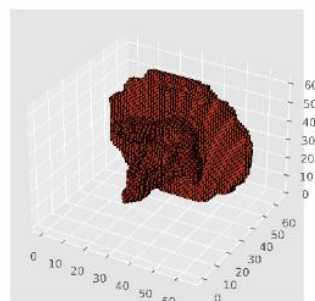
高解像度
3次元
モデル



クラス数10



クラス数15



クラス数20

クラス
識別情報

あり

なし

実験3: 定量評価(左: 識別あり、右: なし)

- 連結成分、穴、空洞に関して、クラス識別情報ありの方が優れている
- 全体的にクラス識別情報を用いる方が精度が高い

	連	穴	空	値
クラス数 10	2.5/4.7	6.7/10.8	3.8/4.6	21713.1/ 19528.3
クラス数 15	2.3/4.3	5.6/9.7	2.6/4.0	22197.6/ 19340.9
クラス数 20	2.1/5.0	3.6/11.1	1.2/4.6	23439.1/ 19210.4

クラス識別情報を用いることは超解像精度に対して有効

まとめ

大規模データセットShapeNetを用いて3D-SRCGANを評価

- 1クラスでも十分なデータがあれば超解像精度は向上
- 多クラスを用いることで超解像精度がさらに向上
- 十分なデータがある場合でもクラス識別情報は有効

今後の課題

- ボクセル値に関する評価の見直し
- 学習データ数による超解像精度向上の限界値を確認
- 形状が複雑なモデルへの対応