
AIモデルによる形状最適化 Narniaデータセット

株式会社アストライアーソフトウェア

2025年8月20日

概要



- Narniaという航空機ブラケットのトポロジー最適化結果を集めた形状データセット（4ページ）を使い、AIモデルを使用した形状・トポロジー最適化の検証を行った。
- まずはVAEを使用し、上記データセットの形状について潜在空間を構築し、その再現性を確認した。（8-10ページ）
- 次に形状とその周波数を関連づけるサロゲートモデルを構築した。（11ページ）
- 上記AIモデルを利用し、目標周波数と質量を与え、最適化計算を潜在空間内で実施した。実例では目標の周波数と質量を達成したが、形状変化の自由度が高すぎる印象があった。また、ボルト穴が消えるなどの不適切な形状も得られた。（12-15ページ）

概要



- よってボルト穴位置などの制約条件を追加し、最適化を実施した。制約条件は正しく機能することを確認した。（16ページ）
- 潜在空間を直接最適化すると形状変形の自由度が高すぎるため、潜在空間をPCA空間に転写し、変形の自由度を選択された主成分のみに制限した最適化を実施した。選ばれた主成分数により、最適化された形状の柔軟性に明らかな差があり、形状変化の柔軟性は主成分数により制御可能と判断された。（17-19ページ）
- また提案された形状の周波数の類推にサロゲートモデルを使用した。類推精度はFEM解と比較しても十分に近いと判断され、圧倒的に高速なサロゲートモデルを利用する利点を証明した。（20-21ページ）
- 参考として、2形状間の合成についても検証した。（23-24ページ）

Narniaデータセットについて



- このデータセットは、データ拡張と合成データ作成の系統的な統合を意味し、明確に定義された設計インターフェイスに準拠したジェットエンジンブラケット データを備えた 3D ディープラーニングテクノロジーを採用しています。
- 「GE ジェットエンジンブラケットチャレンジ」のガイドラインに基づき、学習データは CAD設計で構成され、高品質の再構成された SimJEBデータでさらに強化されています。
- ブラケットデータは、包括的な構造解析を通じて調べられた 4 つの異なる荷重シナリオの結果をカプセル化し、さらに 2 つの固有振動数解析結果値で補完されます。
- 3D データに固有の教師なしクラスタリング技術を適用することにより、データセットは体系的に 20 のクラスターに分割され、それぞれが形状の類似性によって分類され、細心の注意を払って厳選された 50 のデータエントリが含まれています。
- これらのエントリには、CADファイル、ボリウムメッシュファイル、サーフェスメッシュファイル、解析節点結果ファイル、ソルバー入力ファイル、プレビューイメージファイルが含まれており、現代の機械工学の研究開発の複雑な要求に共鳴する多面的なリソースを提供します。

Narniaデータセットについて



CAD



ボリューム メッシュ



サーフェス メッシュ

coord_x(mm)	coord_y(mm)	coord_z(mm)	ver_x_disp(mm)
33.39126	-37.7626	14.85237	0.005675
35.08188	-37.6081	16.01266	0.008946
33.10784	-39.3951	14.44466	0.003237
35.10277	-37.8909	14.06457	0.00395
34.23657	-37.6853	15.43251	0.007304
34.09486	-38.5016	15.22866	0.006155
33.24655	-38.5788	14.64851	0.004465
34.24702	-37.8267	14.45847	0.004795
35.09233	-37.7495	15.03861	0.00642
34.10531	-38.643	14.25461	0.003623

解析節点結果



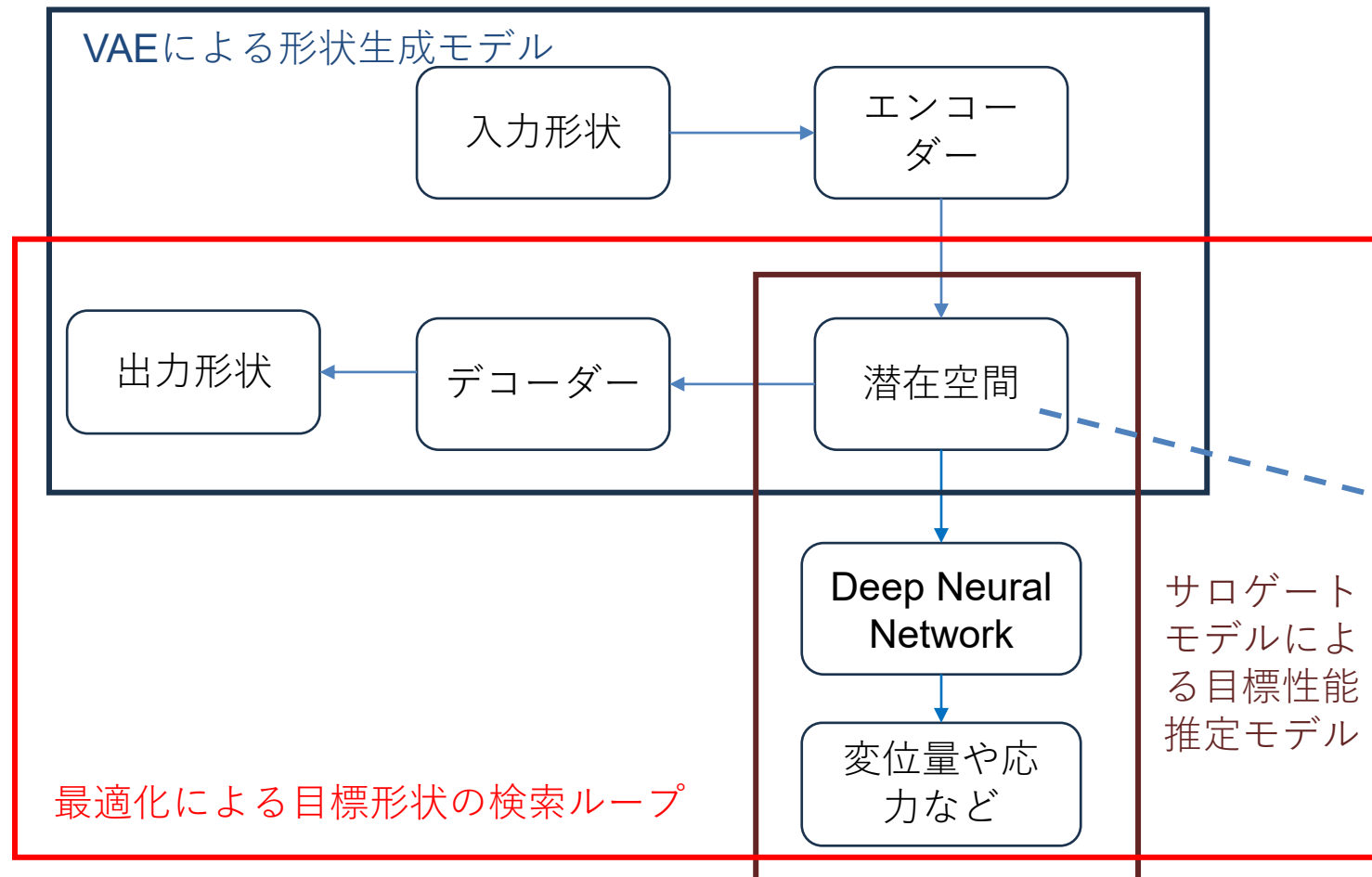
ソルバー入力

開発内容

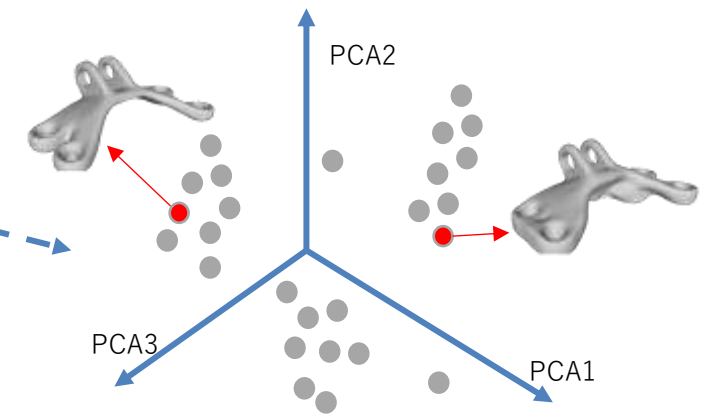


- タスク：
 - 質量拘束条件付きモーダル解析をターゲットとした形状最適化を実施する。
 - 形状生成技術とサロゲートモデル技術を用い、自動設計用AIモデルに発展させる。
- 総データ数：2138メッシュ
- ステップ：
 1. VAE を形状学習用にトレーニングする
 2. サロゲートモデルをトレーニングする
 3. 最適化ステップ

形状生成技術とサロゲートモデル技術を用いた自動設計用AIモデル

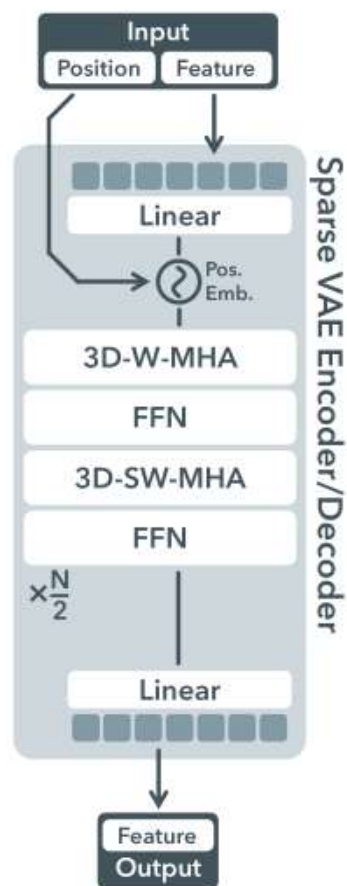


形状生成モデルとサロゲートモデルを組み合わせ、目標の性能となる形状を潜在空間から発見し、3次元形状を生成するAIモデルを提案する。



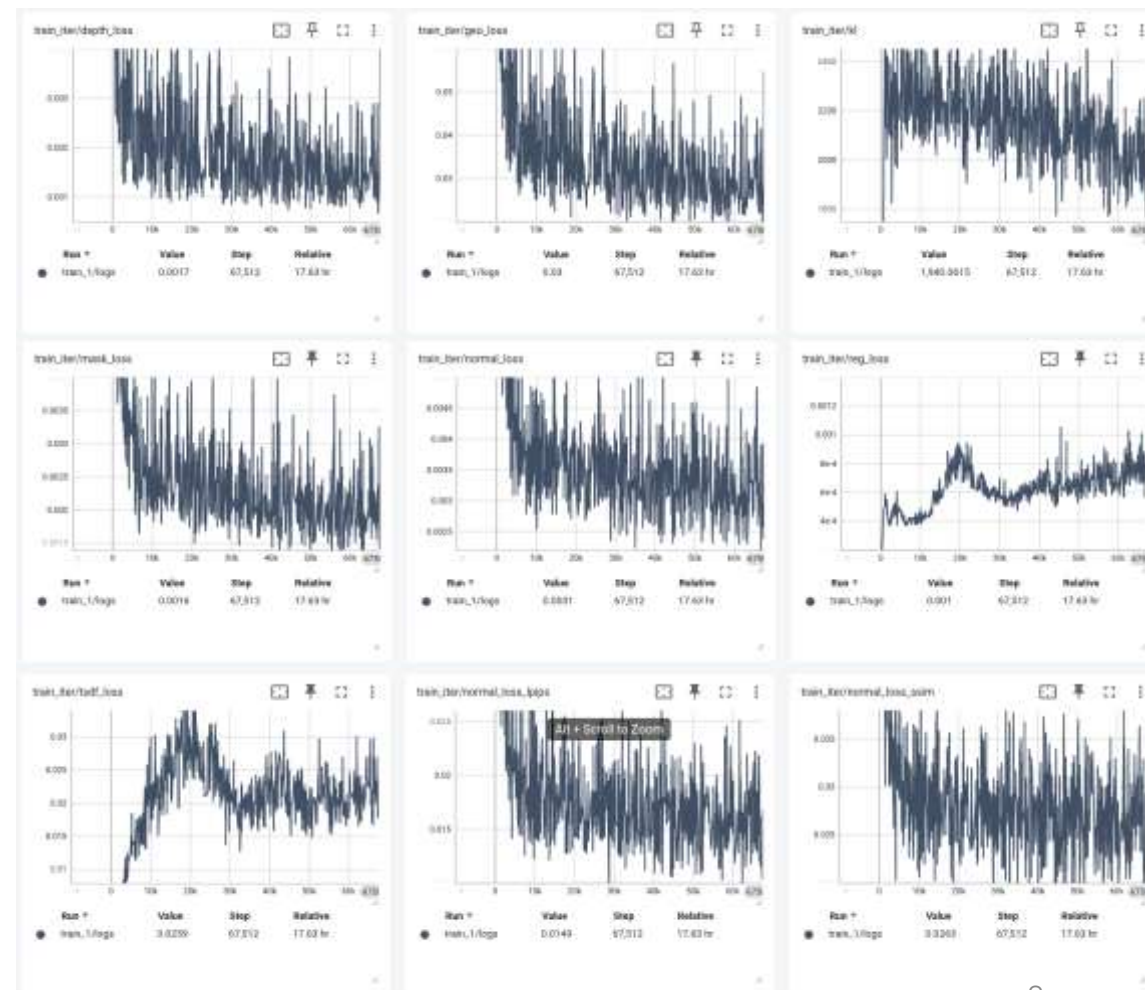
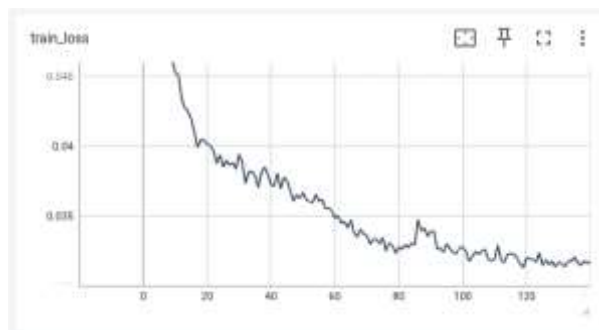
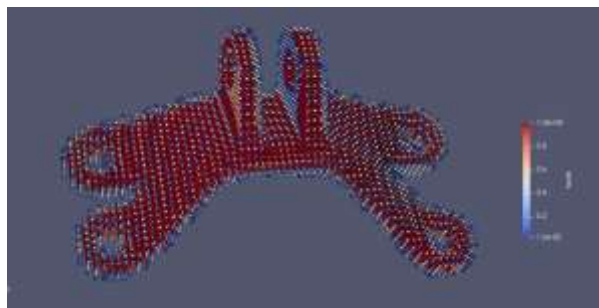
潜在空間のイメージ

VAEトレーニング

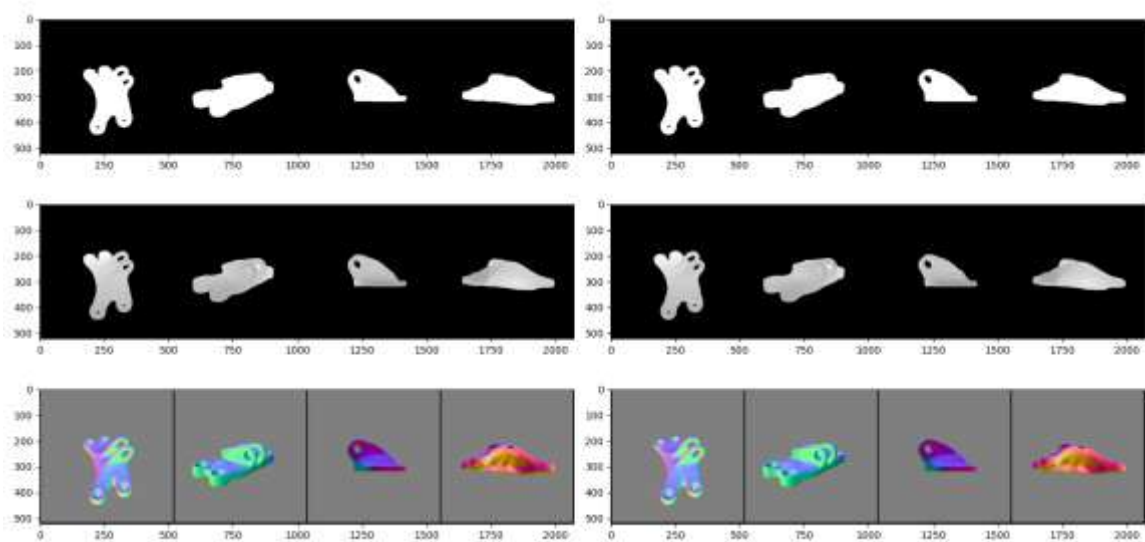


入力: スパース [位置, 特徴量]
特徴量 = 密度比の値
出力: メッシュ再構築

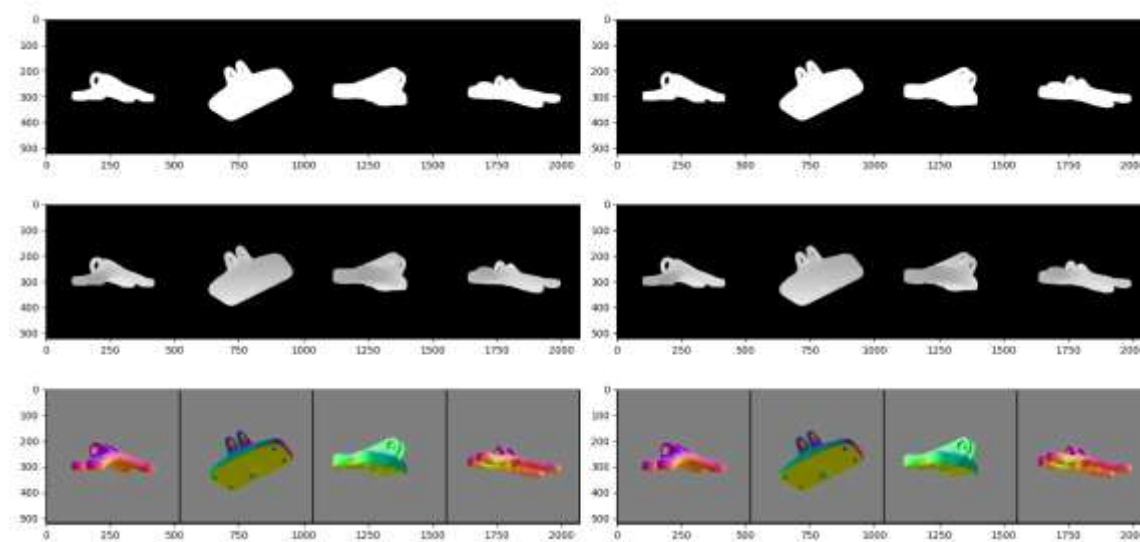
特徴量の例:



メッシュ再構築例：イメージマップによる比較



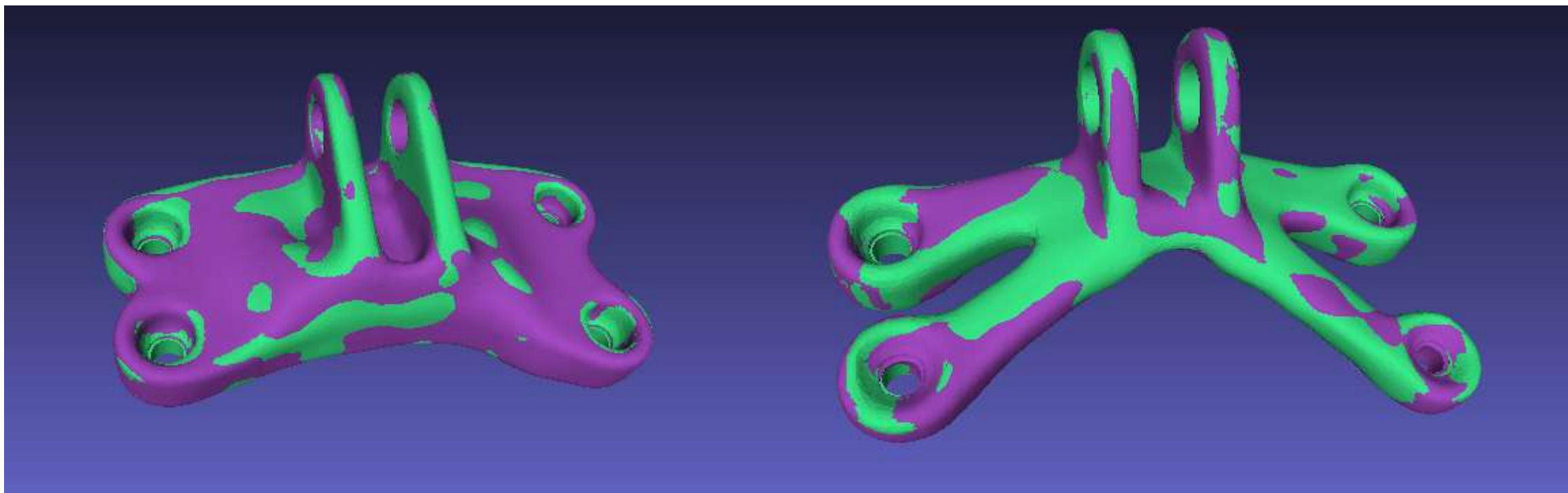
Train dataset Snapshot



Test dataset Snapshot

※比較するイメージは、上層から順に、
Mask：0,1のバイナリ表現
Depth：グレースケールの深度表現
Normal：面法線のカラー表現

メッシュ再構築例：入出力形状の重ね合わせ



Train dataset Snapshot

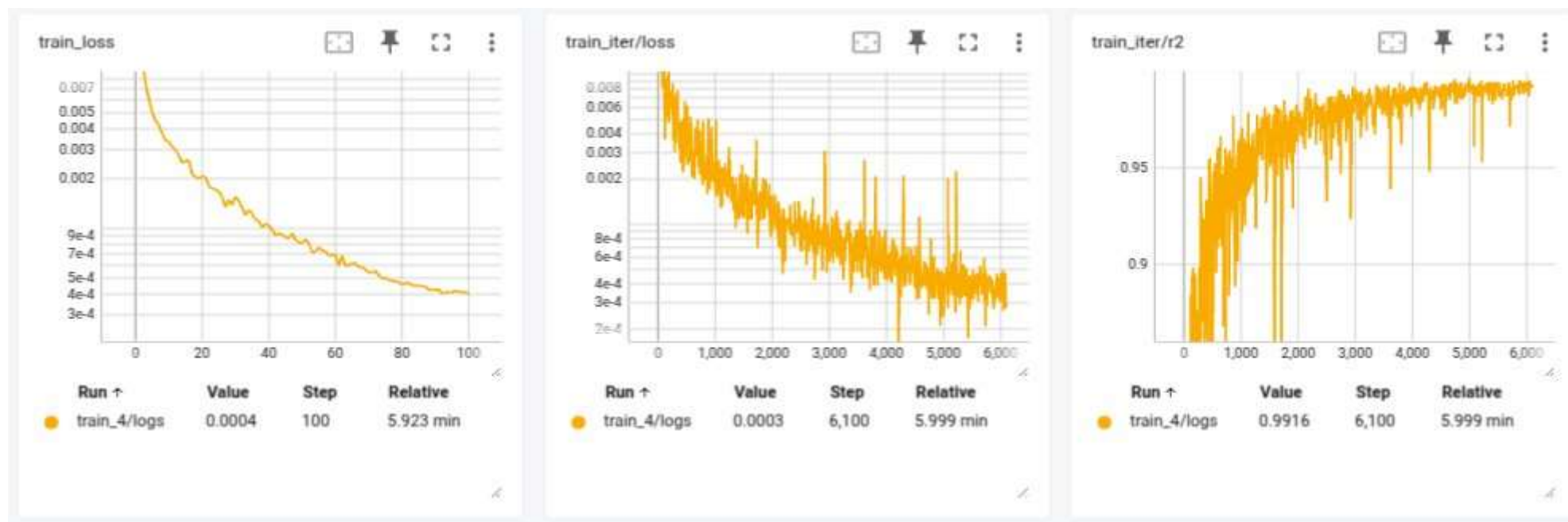
Test dataset Snapshot

※緑はオリジナル形状、紫は再構築形状

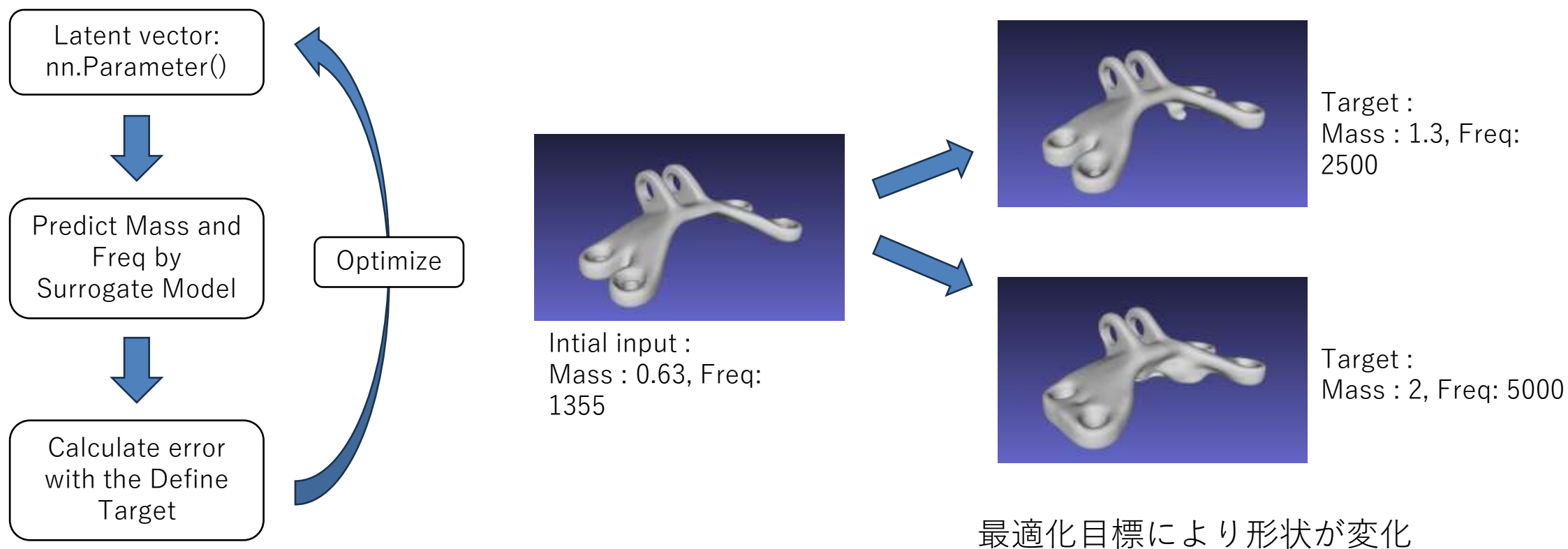
サロゲートモデルのトレーニング



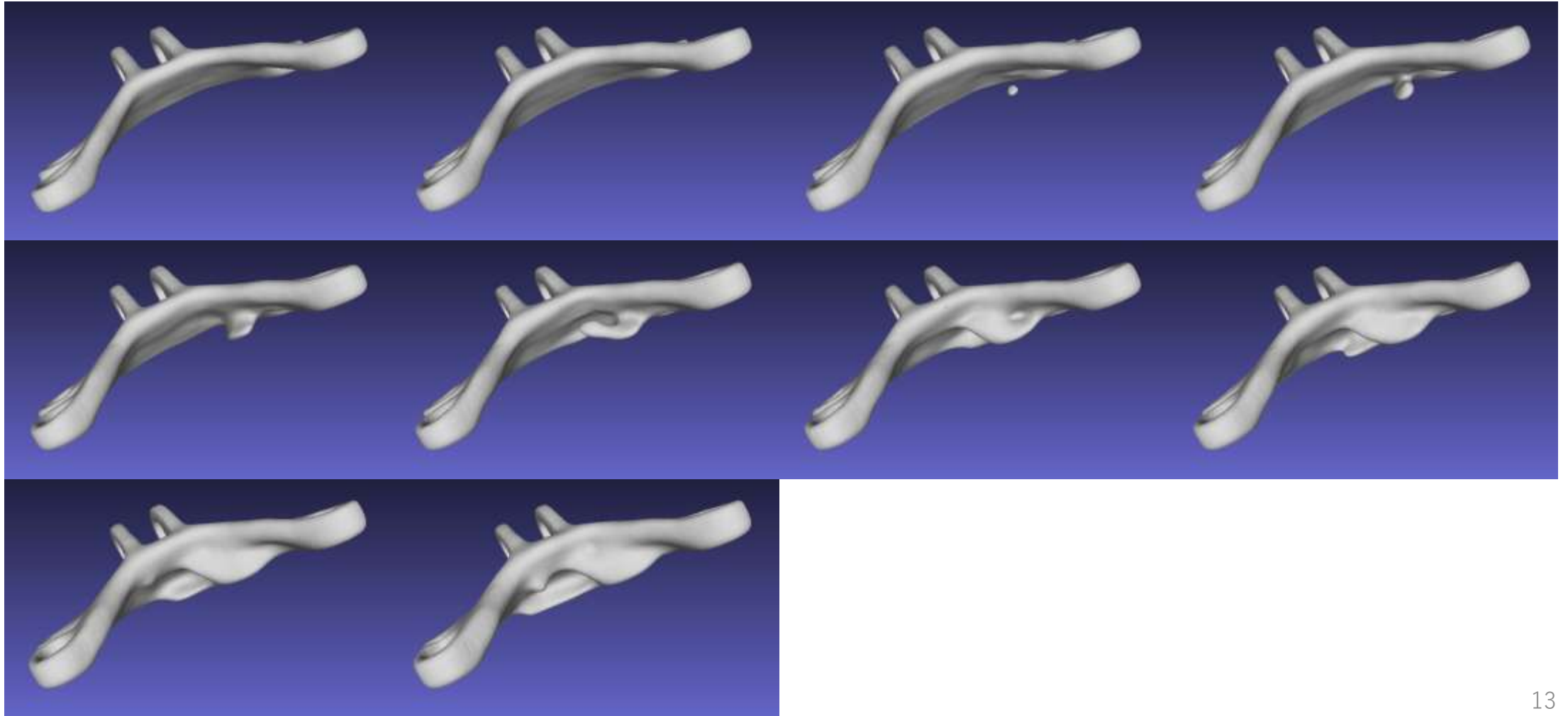
- モデル：残差ブロック + ダウンサンプリング畳み込み + 線形
- 入力：VAE潜在空間



潜在空間の勾配最適化による形状最適化



ステップごとの形状変化例



形状最適化検証実例



Initial:
Mass : 2.24 Kg
Freq: 6571 Hz

Target:
Mass : 1 Kg
Freq : 5000 Hz



2.24, 6571

1.96, 5742

1.43, 4314



1.25, 4534

1.14, 4708

1.08, 4823



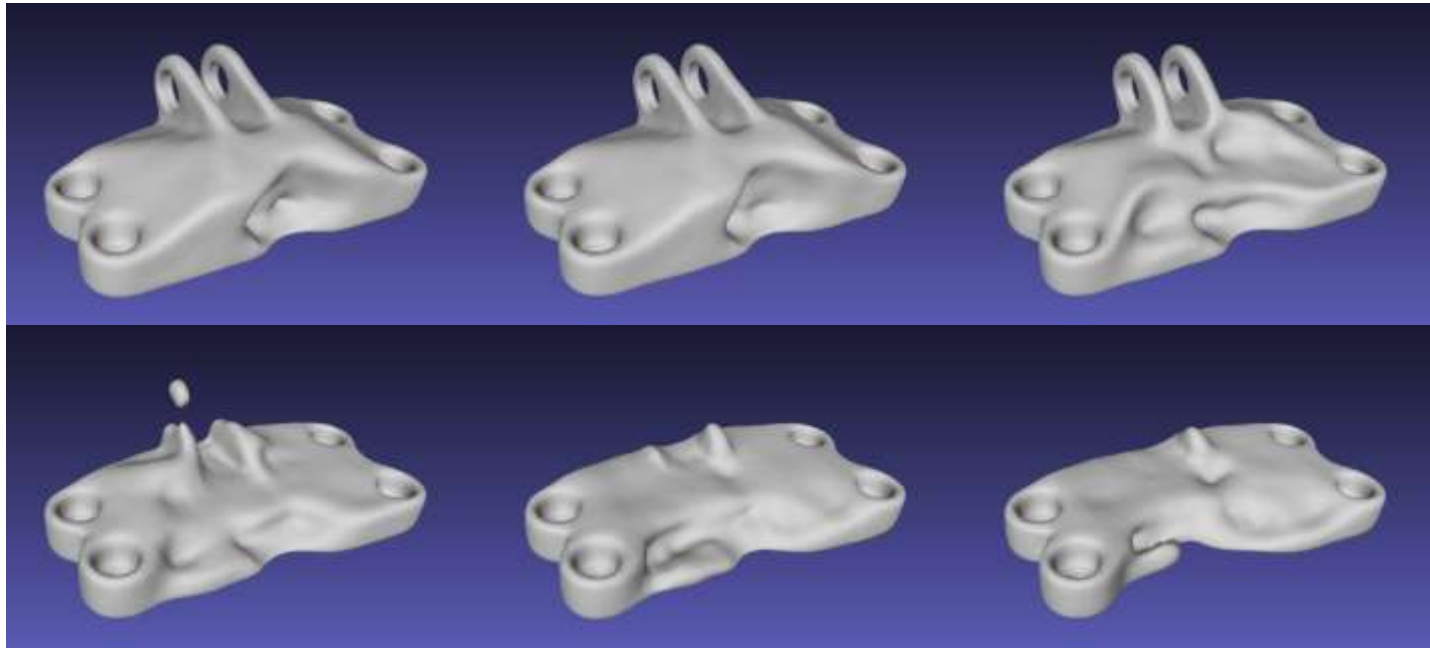
1.04, 4897

1.02, 4942

1.01, 4969

※右図の数値は質量，周波数の順に表記

形状最適化の失敗例： 大幅な周波数変化を目標にした場合

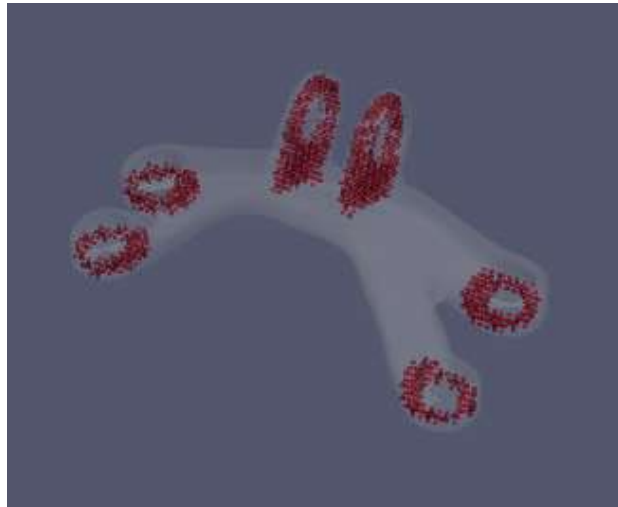


主要な形状を保持できない。
これは、最適化が潜在空間上の分布に実際には従わないことを意味します。

Initial:
Mass : 2.24 Kg
Freq: 6571 Hz

Target:
Mass : 1 Kg
Freq : 3000 Hz

最適化に制約条件を追加



赤い部分は、データセット内の分散が $1e-3$ 未満である部分です。

制約により、オプティマイザーはすべての最適化ステップでこの赤い部分を保持します。

Initial:
Mass : 2.24 Kg
Freq: 6571 Hz

Target:
Mass : 1 Kg
Freq : 3000 Hz

制約条件なし



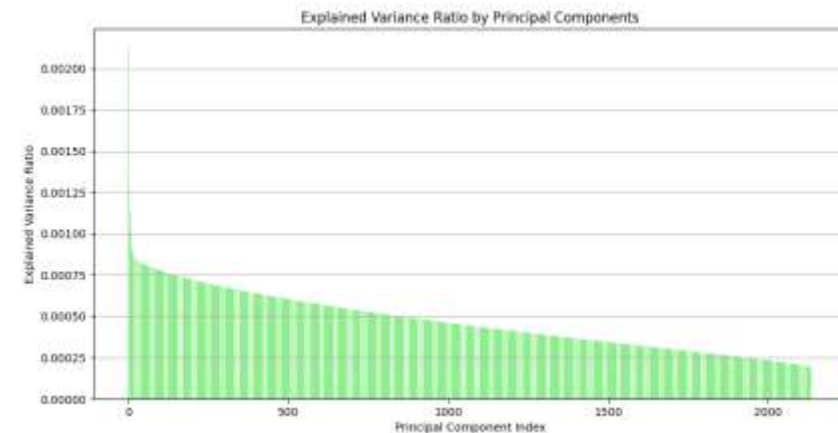
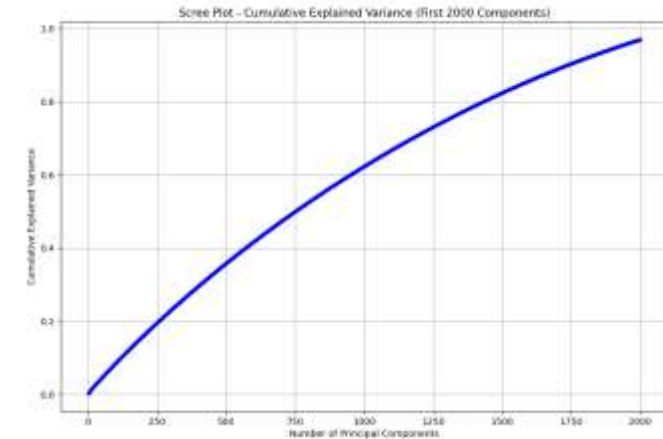
制約条件あり



潜在空間のPCA分析



- 潜在ベクトルのサイズは $[4, 16, 16, 16] = 16384$ です。
- 潜在ベクトルを 90% 再構成するために必要な最小の要素数を得るには、分散比を調べます。
- 寄与率が 90% に達するには、1735 個の要素が必要です。
- 最初の 3 つの 寄与率は、0.21%、0.16%、0.14% です。
- これら 3 つの寄与率の合計は 0.5% です。



PCA形状最適化



- 潜在空間を直接最適化するのではなく、潜在空間をPCA（n個の主成分）に変換し、PCA空間で最適化する差分アプローチを試みます。
- このアプローチの利点は、最適化パラメータの数が少なく、最適化されたPCAポイントが潜在空間分布との類似性を維持することです。
- PCA コンポーネントが少なすぎると、形状最適化プロセスは創造性に欠けるものになりますが、多すぎると創造性に富んだ新しいものが生成されます（潜在空間での直接最適化に準じます）。

PCA Component = 3



PCA Component = 128



PCA Component =
2000



Initial:
Mass : 2.24 Kg
Freq: 6571 Hz

Target:
Mass : 1 Kg
Freq : 3000 Hz

複数のPCA主成分による最適化結果の比較



N = 128;
Explained variance total: 10.3%



Pred Mass : 1.18 Kg
Pred Freq : 2877 Hz

N = 256;
Explained variance total: 18.8%



Pred Mass : 1.14 Kg
Pred Freq : 2869 Hz

N = 512;
Explained variance total: 35%



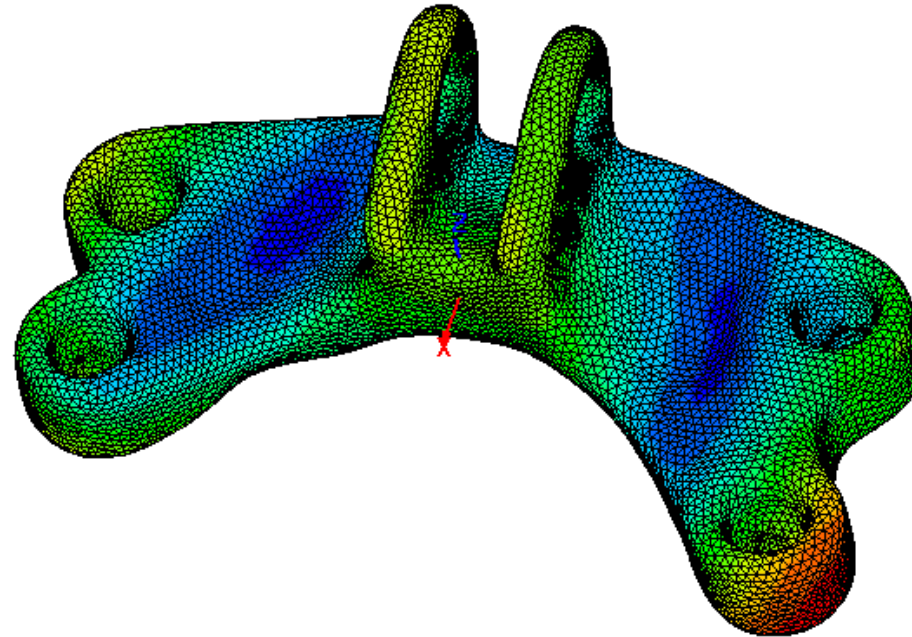
Pred Mass : 1.02 Kg
Pred Freq : 2934 Hz

128-PCA最適化の結果 サロゲートモデルとFEMの比較



Surrogate Model Prediction:
Pred Mass : 1.18 Kg
Pred Freq : 2877 Hz

FEM Results :
Mass : 1.16 Kg
Freq : 3166 Hz



256-PCA最適化の結果 サロゲートモデルとFEMの比較



Surrogate Model Prediction:

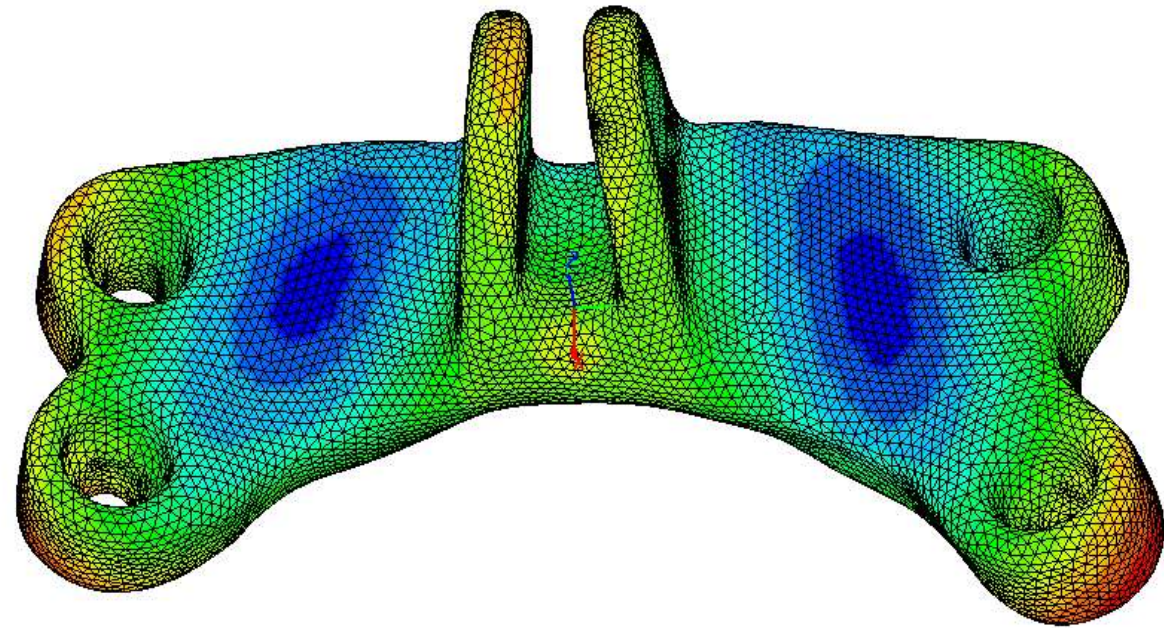
Pred Mass : 1.14 Kg

Pred Freq : 2869 Hz

FEM Results :

Mass : 1.15 Kg

Freq : 2918 Hz



512-PCA最適化の結果 サロゲートモデルとFEMの比較



Surrogate Model Prediction:

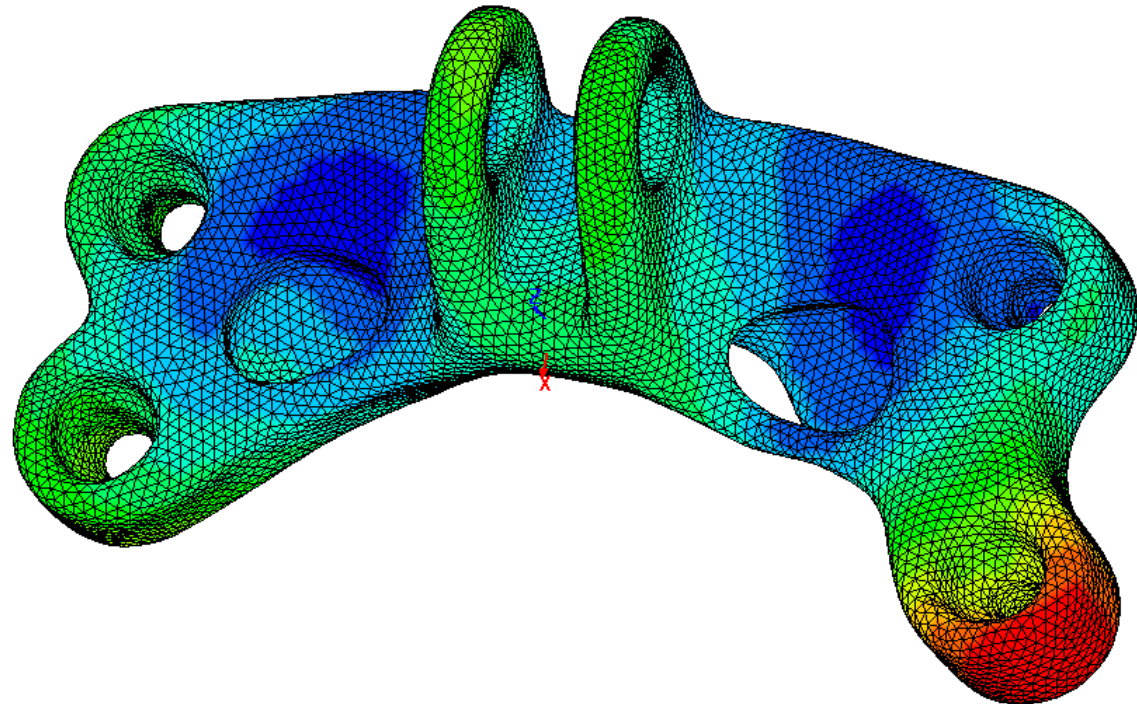
Pred Mass : 1.02 Kg

Pred Freq : 2934 Hz

FEM Results :

Mass : 1.11 Kg

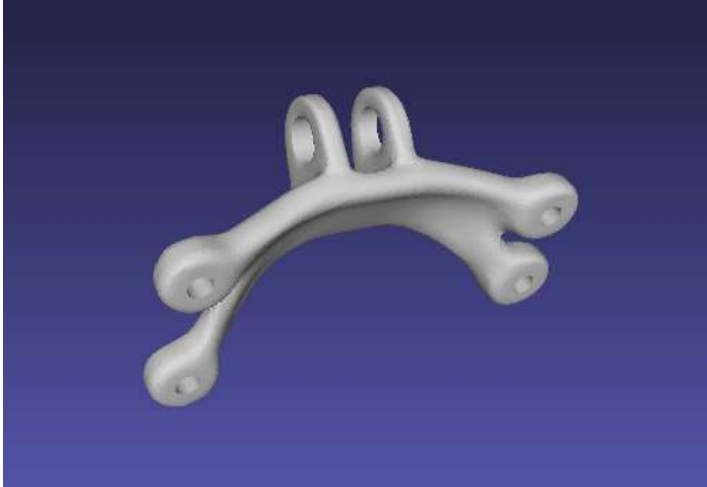
Freq : 3041 Hz



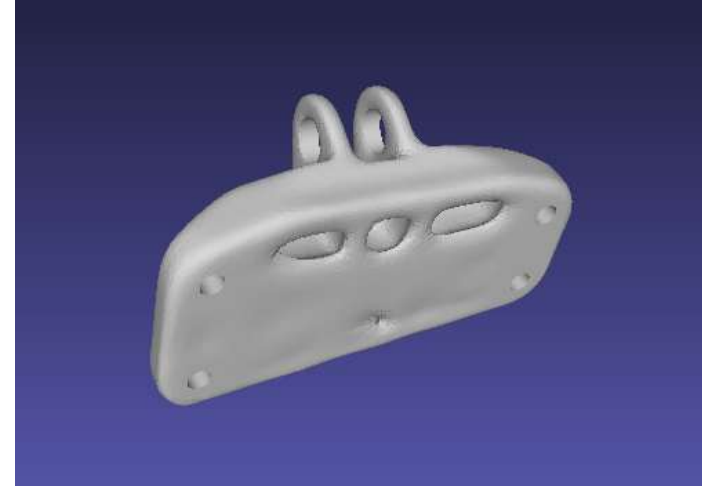
追加検証: 2 形状合成



- Data1 : 21_25, mass : 0.55 Kg
- Data2 : 22_527, mass : 2.05 Kg



Volume by voxel : 5193



Volume by voxel : 17056

2形状の合成結果



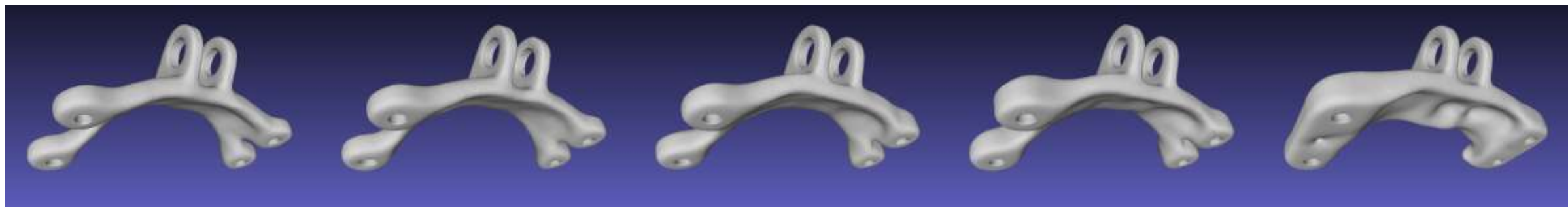
0.1

0.2

0.3

0.4

0.5



$V = 5424$

$V = 5490$

$V = 5783$

$V = 6381$

$V = 10516$

0.6

0.7

0.8

0.9

1.0



$V = 16284$

$V = 17201$

$V = 17066$

$V = 17186$

$V = 17056$



以上