

AIモデルによる逆解析検証 円孔曲板モデル

株式会社アストライアーソフトウェア

2025年8月8日

概要



- 本研究は、ある設計条件を満たす構造物の形状を類推するAIモデル構築を目的とする。基本的な考え方を5ページに、例題となる対象構造物を6ページに示す。
- AIモデルは3つのパートから構成される。パート1ではVAEモデルを用い、形状と潜在空間、潜在空間と形状パラメータを関連づける。これにより潜在空間の特徴量ベクトルで形状、関連パラメータを表現できる。(7-10ページ)
- パート2は、パート1で作成された潜在空間とメッシュモデルの変位最大値を関連づけるDNNをトレーニングし、回帰モデルを作成する。これにより特徴量ベクトルと最大変位値を結びつけるサロゲートモデルが作成される。(11,12ページ)

概要



- パート 3 は、ランダムにサンプリングされた潜在空間の点（特微量ベクトル）から開始し、その点の最大変位が指定した変位になるように潜在空間の点の位置を最適化する。潜在空間の点から形状パラメータ、形状を生成し、実際のメッシュモデルの変位分布を得る（13ページ）。
- メッシュモデルの最大変位は、2ケースとも設定した目標最大変位と良好に一致しており、適切な形状パラメータが検索されことを示している。実際には目標最大変位を達成する形状パラメータの組み合わせは無数にあり、パート 3 の開始点によって得られるパラメータ組み合わせは異なる（14ページ）。

概要

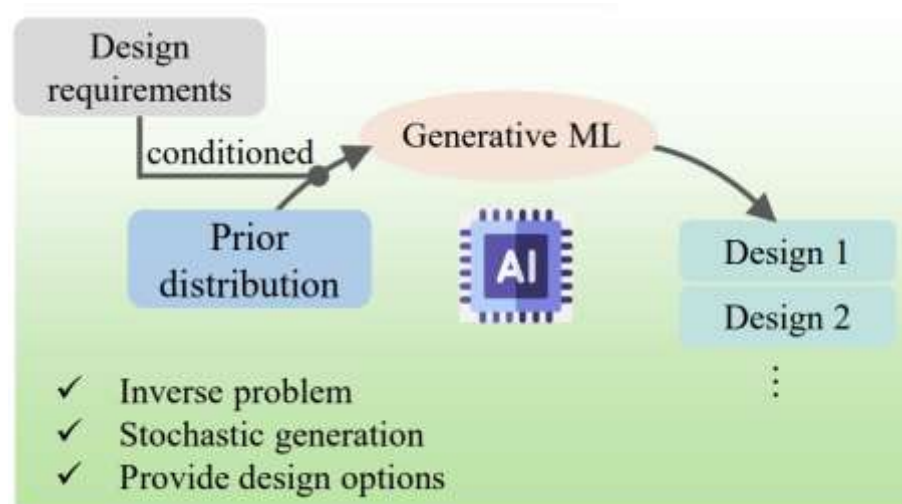


- 逆解析においては、このように設計空間を順次検索していき、目的に沿った解を選択する。ここに目標最大変位を $2.5e-4$ に設定した場合の形状パラメータのバリエーションの結果を示す（15ページ）。
- パート 3 で形状パラメータに制限を設けるには、ランダムな形状パラメータから開始し、目標の最大変位結果となる z に到達するまで最適化する。ここでは**Optimizer**にペナルティ項を追加して、形状パラメータが範囲から逸脱しないように調整した（16ページ）。
- 長さ、幅を2.2以下、穴の半径を0.7以下に制限した事例を示した。制限内で最大変位が $2.5e-4$ 付近となる形状パラメータ例を類推した（17ページ）。

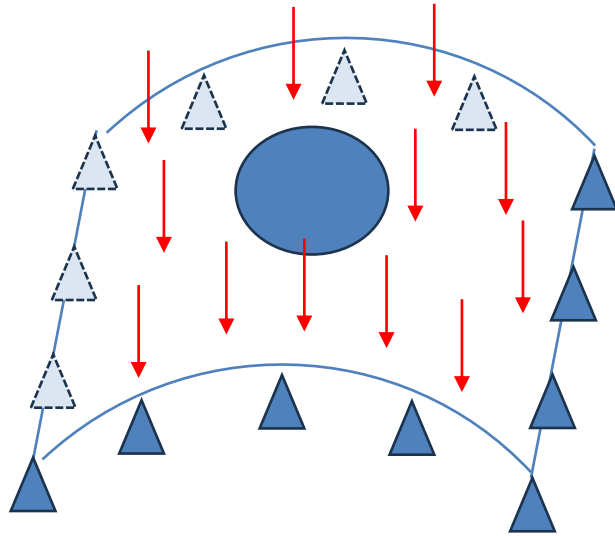
ジェネレーティブデザインの提案



- **従来の構造設計**
- 設計エンジニアは、適用荷重や境界条件などの特定の設計条件から開始し、構造解析を実施します。このプロセスは、満足のいく解が得られるまで反復的に繰り返されます。これは時間がかかり、非効率的です。
- **ジェネレーティブデザインを提案**
- 生成プロセスでは、設計要件を条件とする事前分布（Prior distribution）をサンプリングし、提示する。



対象構造物



穴付き長方形曲線板を長方形の自由端で完全拘束し、分布荷重を80 kN/m²で負荷します。

長方形曲線板は、以下の変換を適用することで作成されます。

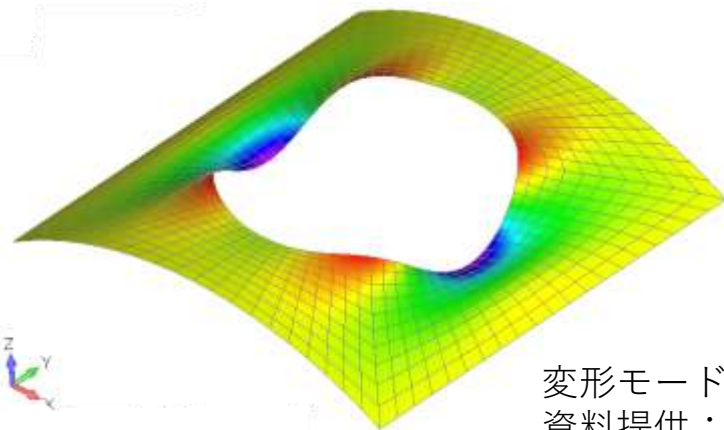
$$z = \sqrt{1.8 * \sqrt{width^2 + length^2} - x^2 - y^2}$$

幅と長さは[2, 3]の範囲でランダムに選択され、穴の半径は[0.5, 1.2]の範囲でランダムに選択されます。

$$E = 10.92e11 \text{ N/m}^2$$

$$\nu = 0.3$$

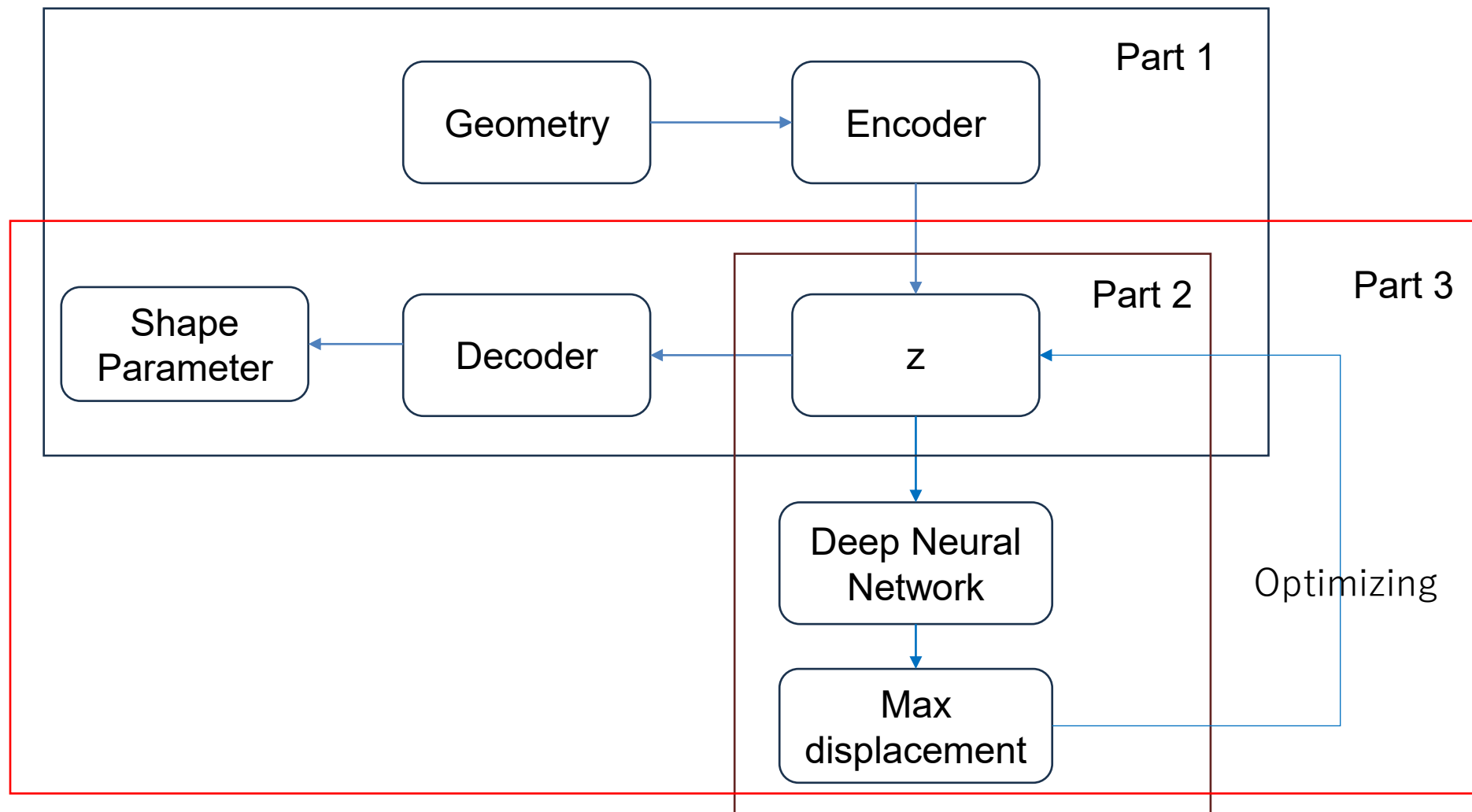
$$\text{Thickness} = 2.54 \text{ mm}$$



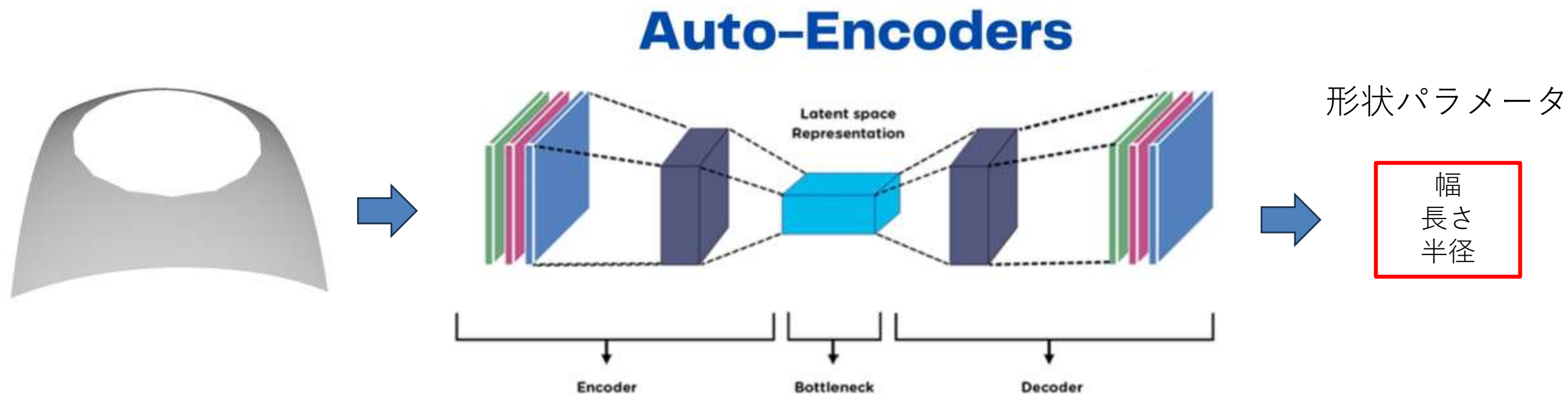
変形モード

資料提供：株式会社計算力学研究センター

トレーニングの流れ



パート1 ネットワーク: VAEモデル

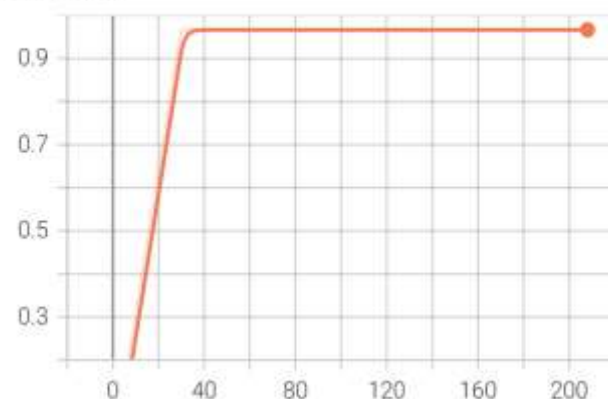


VAEモデルを使用して、入力形状から潜在空間の特徴量ベクトル z を見つけます。

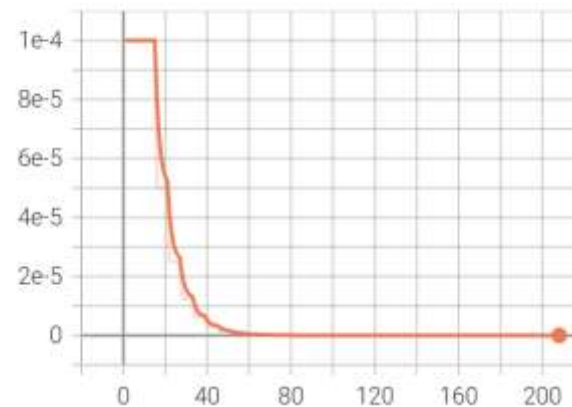
パート1トレーニング：損失関数推移



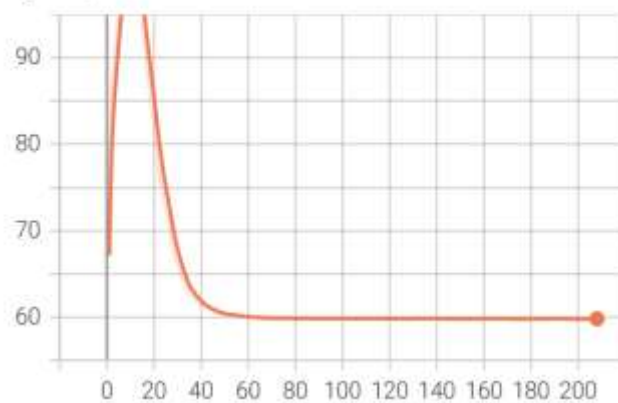
kl_weight
tag: kl_weight



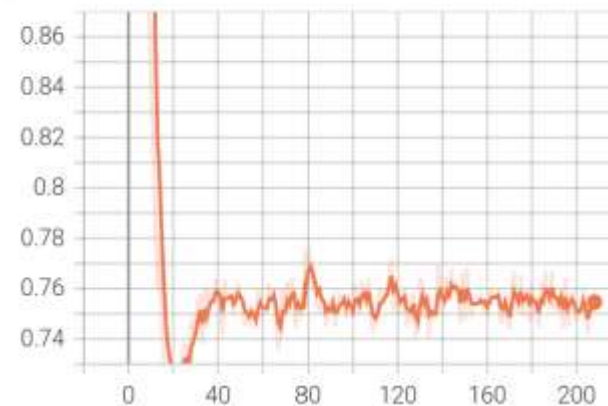
lr
tag: lr



train_kl_loss
tag: train_kl_loss



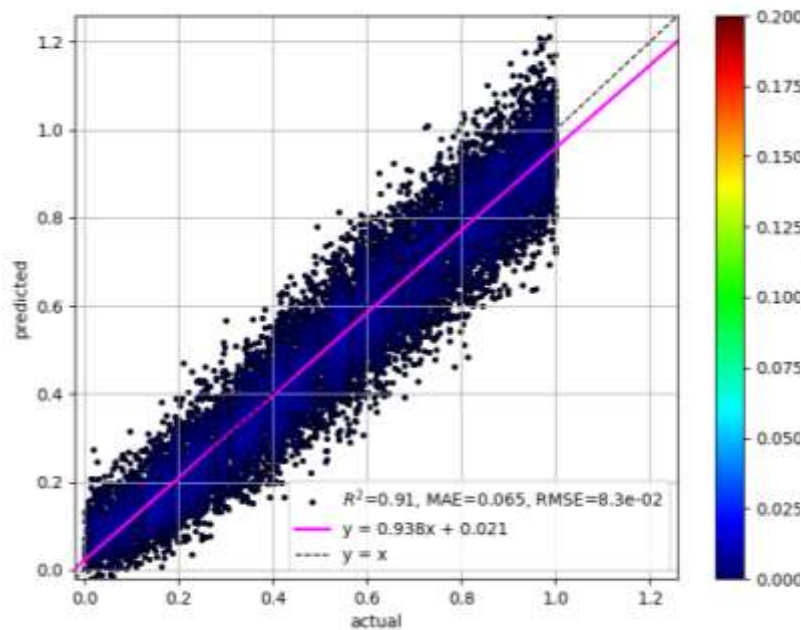
train_mse_loss
tag: train_mse_loss



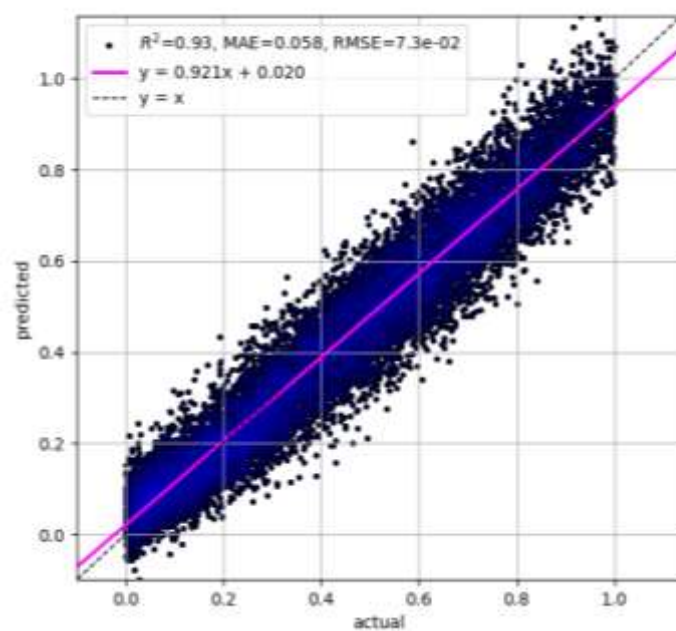
パート1のトレーニング：精度



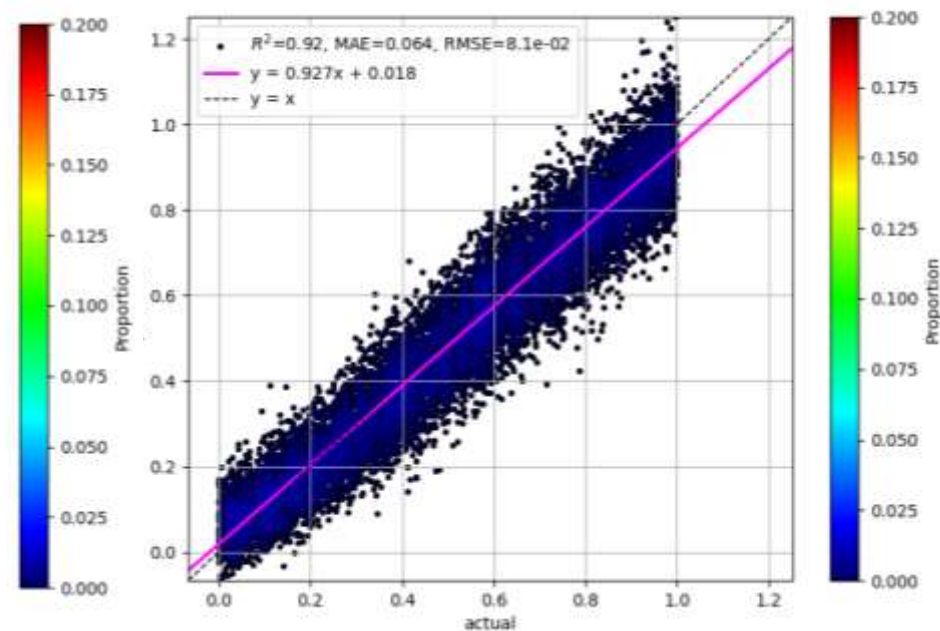
Width



Radius



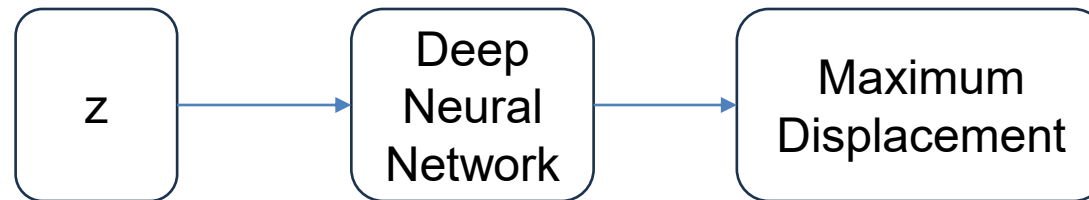
Length



パート2 ネットワーク：回帰モデル



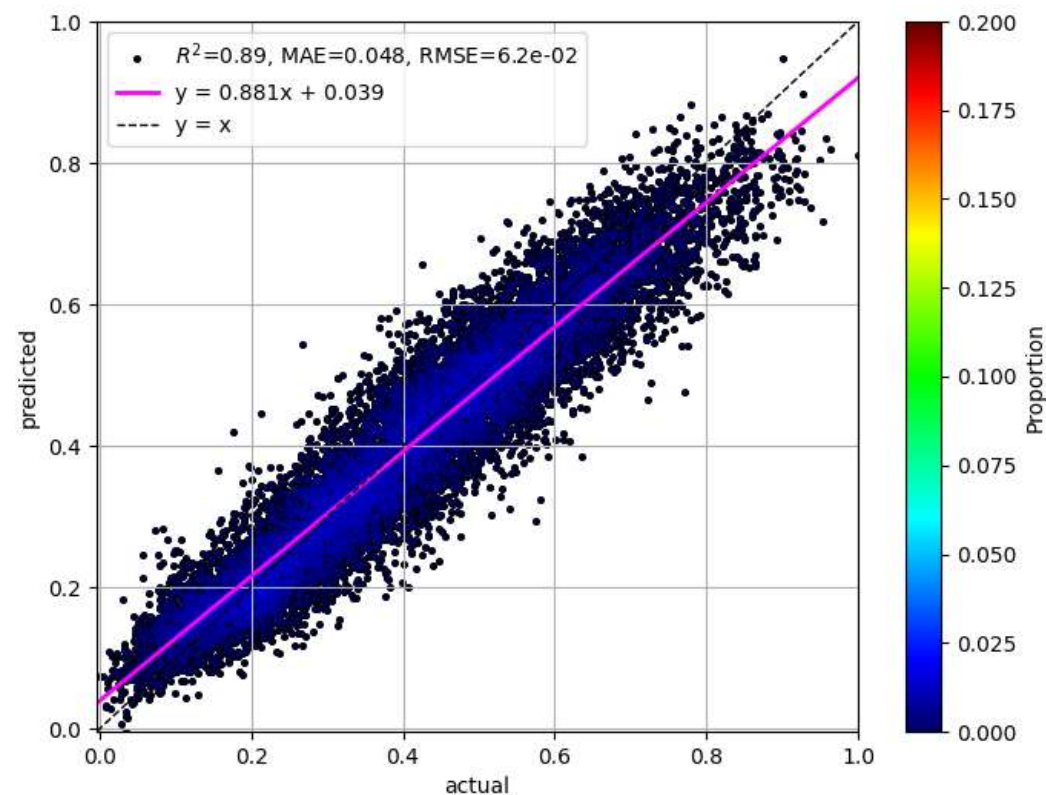
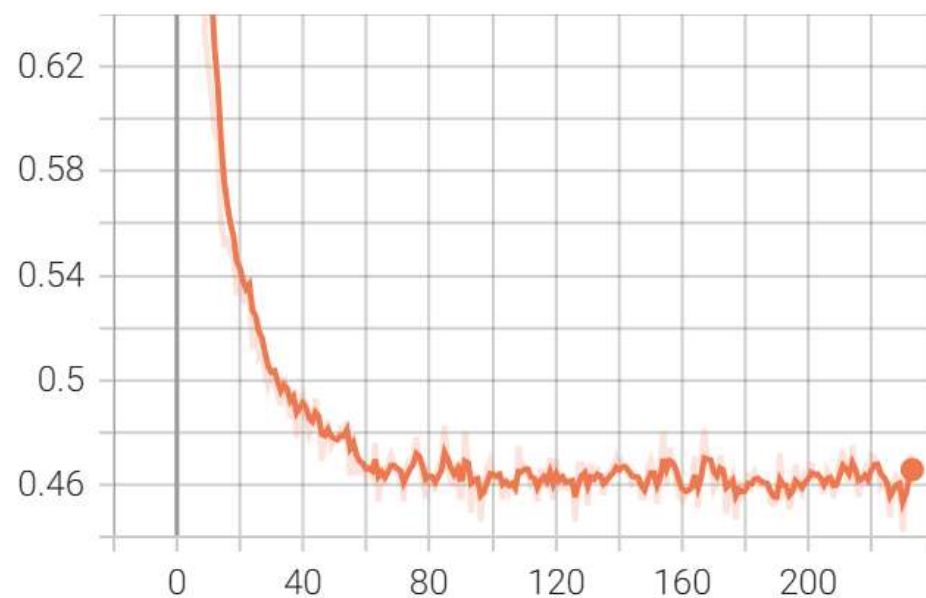
パート 1 のトレーニングからの潜在空間の特徴量ベクトル z をパート 2 のトレーニングに使用して、メッシュモデル内の最大変位を予測します。



パート2トレーニング：損失関数推移 と精度のプロット



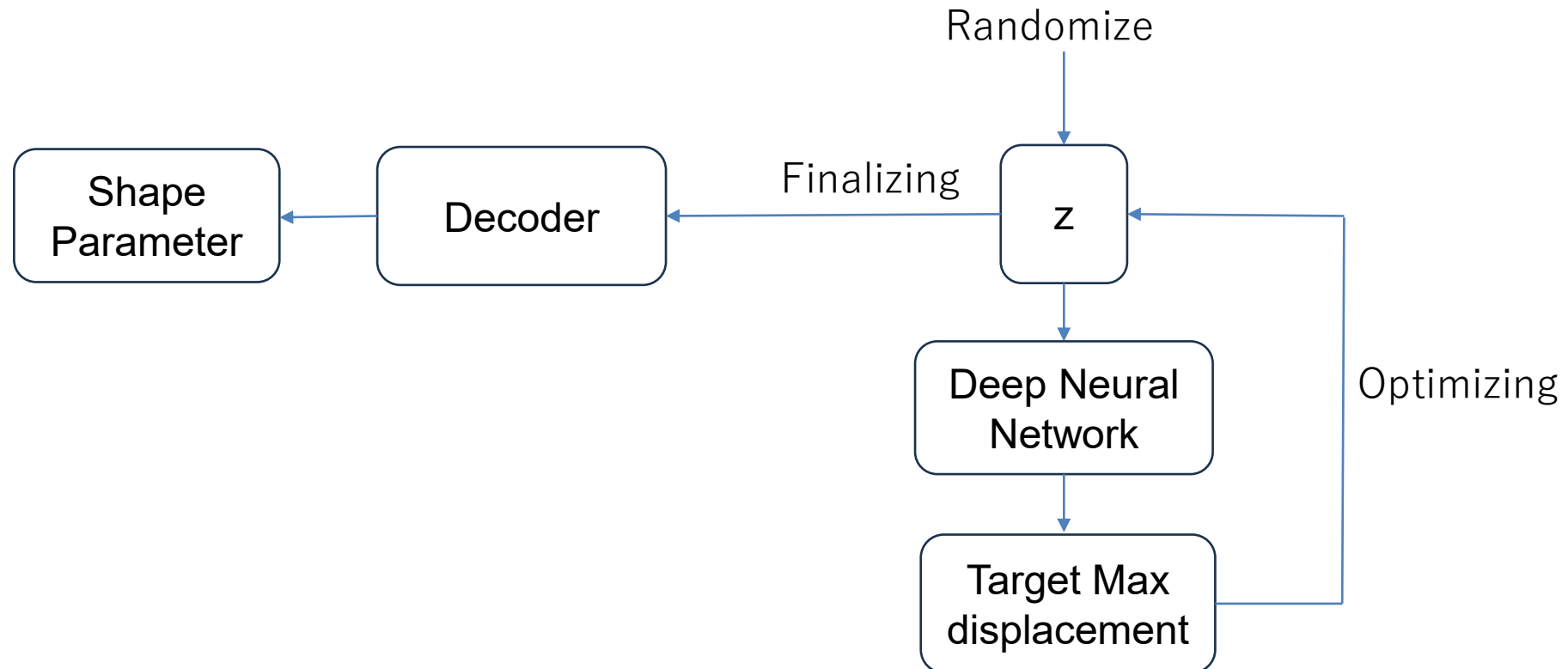
train_loss
tag: train_loss



パート3：z最適化



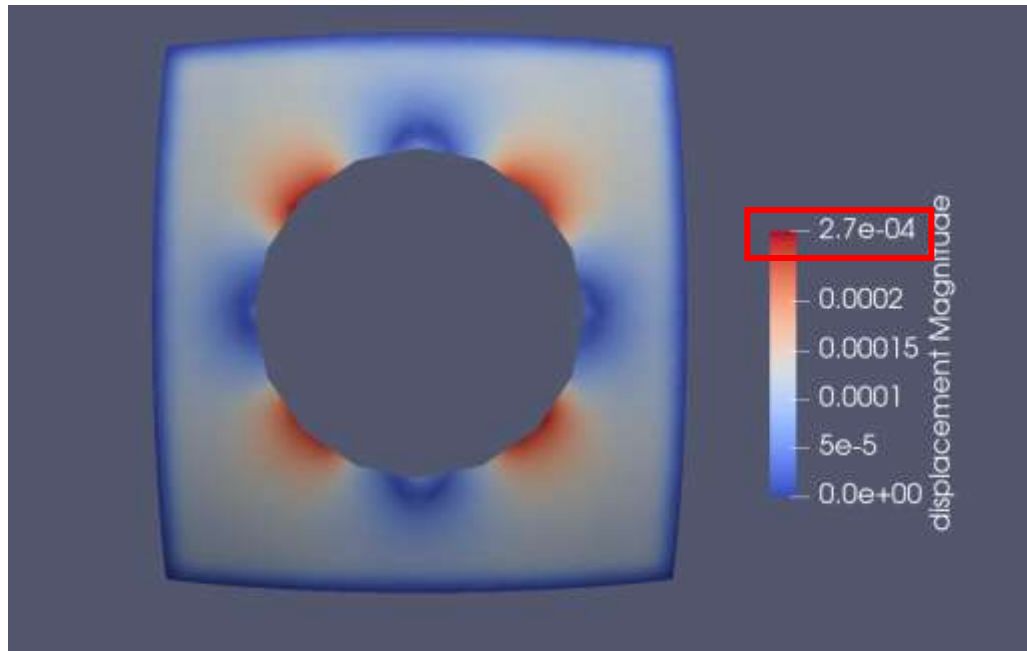
ランダムな z から開始し、ターゲットの最大変位結果を持つターゲット z に到達するまで最適化し、最後にパート 1 のデコーダーを使用してその形状を生成します。



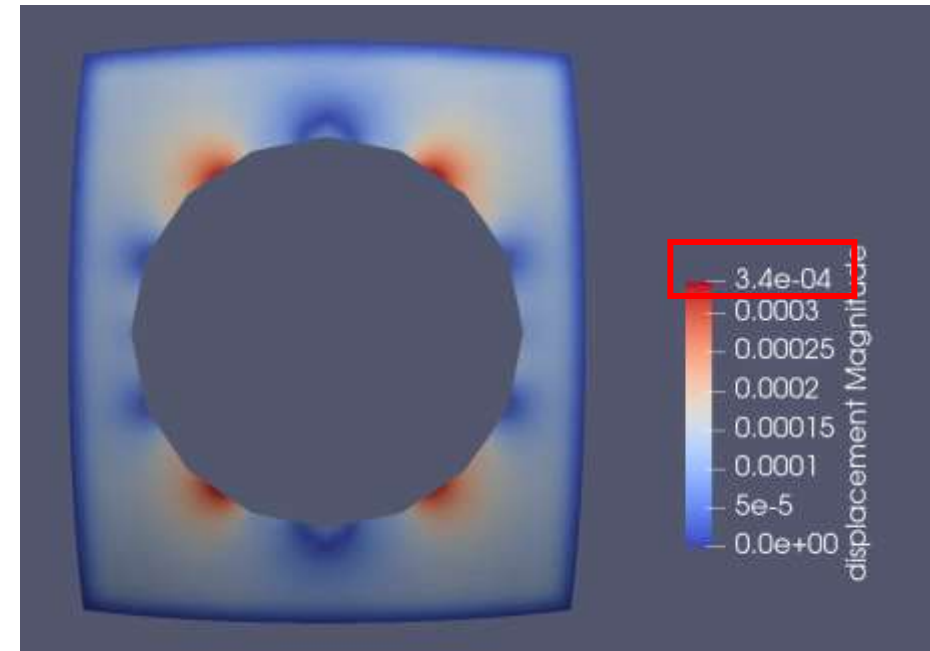
パート3変位性状推定結果



Target max displacement: $2.5e-4$



Target max displacement: $3.5e-4$

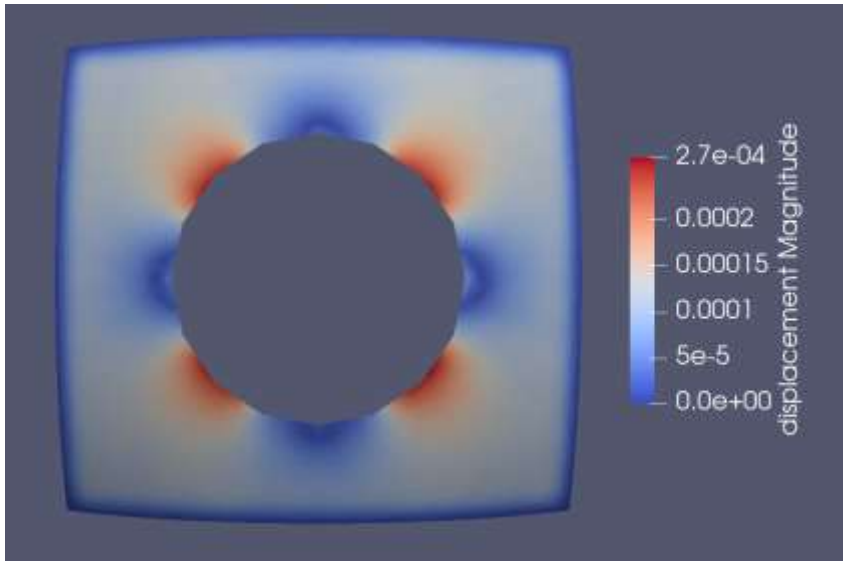


パート 3 結果のスタート地点による バリエーション

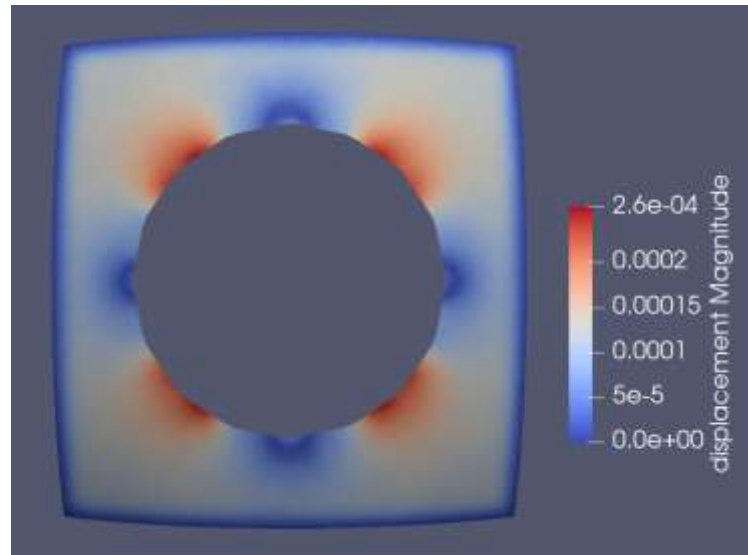


Target max displacement: $2.5e-4$

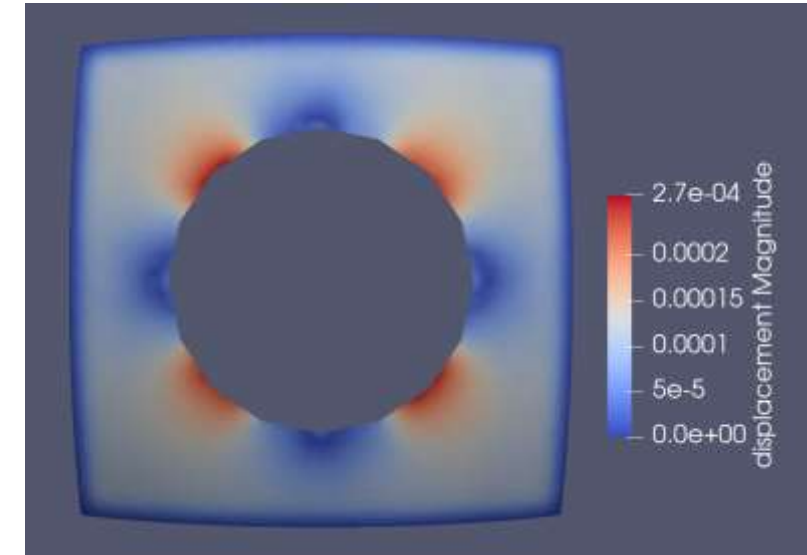
Length: 2.38236
Width: 2.2
Hole radius: 0.639



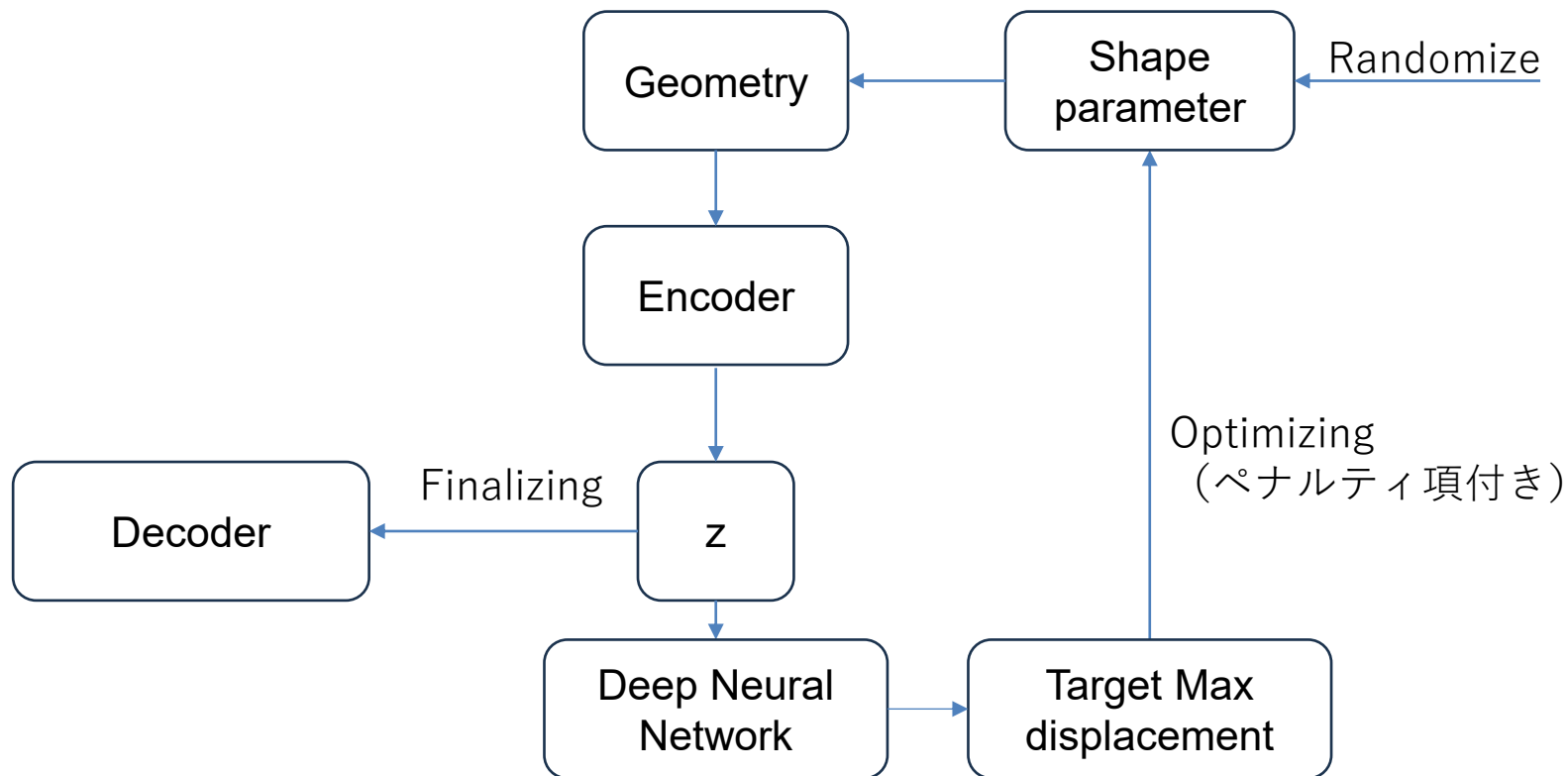
Length: 2.2399,
Width: 2.3399,
Hole radius: 0.72156



Length: 2.2137
Width: 2.166
Hole radius: 0.6489



パート3オプション：形状パラメータ 制限による最適化



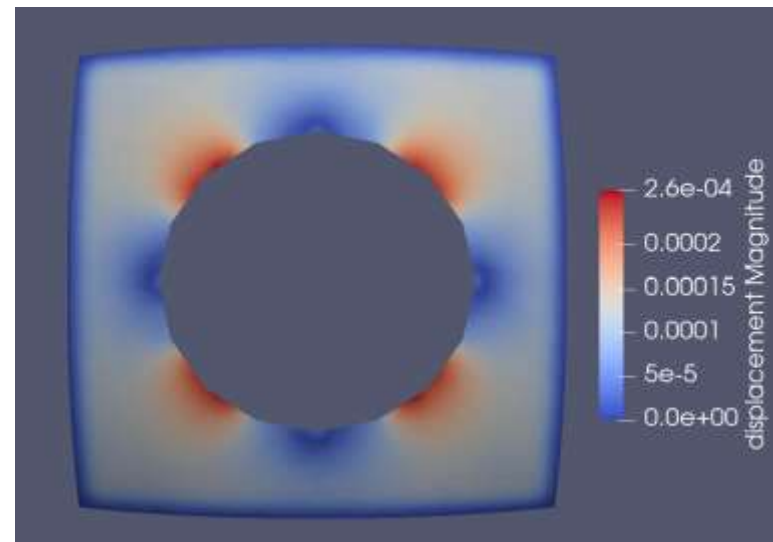
パート3：形状パラメータ制限による最適化



Additional Condition:
Length < 2.2mm
Width < 2.2mm
Hole Radius < 0.7mm

Target max displacement: $2.5e-4$

Length: 2.1994006
Width: 2.19962684
Hole radius: 0.6755175



以上