

分流器の最適設計のための初期形態創成を目的とした データ駆動型トポロジー・デザイン

Data-driven topology design for initial arrangements for optimal design of flow distributor

浦田一矢¹⁾ 津本燎²⁾ 矢地謙太郎³⁾ 野間口大⁴⁾ 藤田喜久雄⁵⁾
Kazuya Urata, Ryo Tsumoto, Kentaro Yaji, Yutaka Nomaguchi, Kikuo Fujita

¹⁾大阪大学 工学研究科 機械工学専攻 (〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1, E-mail: urata@syd.mech.eng.osaka-u.ac.jp)

²⁾大阪大学 工学研究科 機械工学専攻 (〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1, E-mail: tsumoto@syd.mech.eng.osaka-u.ac.jp)

³⁾博(工) 大阪大学 工学研究科 助教 (〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1, E-mail: yaji@mech.eng.osaka-u.ac.jp)

⁴⁾博(工) 大阪大学 工学研究科 准教授 (〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1, E-mail: noma@mech.eng.osaka-u.ac.jp)

⁵⁾工博 大阪大学 工学研究科 教授 (〒 565-0871 大阪府吹田市山田丘 2-1, E-mail: fujita@mech.eng.osaka-u.ac.jp)

Shape optimization using a turbulence model can be an effective method for designing the geometry of a flow distributor, which is a component used in heat exchangers and other devices to divide the flow. However, shape optimization has a fundamental problem that the optimal solution is highly dependent on the initial solution. In this study, we discuss a method to generate initial arrangement by data-driven topology design that realize non-gradient optimization with high degrees of freedom, and to derive a superior optimal solution from it by shape optimization.

Key Words : Flow distributor, Data-driven topology design, Variational autoencoder, Shape optimization

1. 緒言

分流器とは、熱交換器外部より運ばれた冷媒を熱交換器内部の複数の流路に分け、流入させるための部品である。その設計においては、圧力損失を最小化し、分流後の各流路の流量を均一にするために形状や形態を決定することが求められる。しかし、分流後の流路の数に応じて様々な分岐パターンが存在し、その多様な分岐パターンのもとで各流路の形状を決定する必要があり、分流器の設計には様々な可能性が存在する。加えて、分流器が乱流域で動作する場合には現象の複雑度が増す。一連の事項のもと、設計者が形態、形状と性能との関係を見積りつつ優れた設計を見出すことは容易ではなく、最適な設計を導く合理的な方法が求められる。乱流を取り扱う最適化問題では、流体計算で重要な壁面の取り扱いの観点からトポロジー最適化の適用は難しく、形状最適化が有効な手段である。一方で、形状最適化は分岐パターンの変更を考慮しながら最適設計を導くことが難しく、最適解が初期解に大きく依存する根本的課題を有する。そこで、本研究では Yamasaki らが提案したデータ駆動型トポロジー・デザイン [1] を用いて合理的に初期形態を創成し、そこから優れた最適解を形状最適化によって導出する手法について論じる。本研究のフローを以下に示す。

ステップ1 アルゴリズムを用いて多様な分岐パターンを持つ材料分布を獲得

ステップ2 ステップ1のパターンを初期材料分布とし、データ駆動型トポロジー・デザインにより最適パターンを獲得

ステップ3 ステップ2の最適パターンを初期解とし、形状最適化により最適形状を獲得

データ駆動型トポロジー・デザイン [1] とは深層生成モデルによる解の生成と解の選択を組み合わせたトポロジー最適化の新たな方法論である。本手法は目的関数の感度情報を用いない感度フリーの手法であり、また、多様な分岐パターンを初期データとして入力することで、多様な分岐パターンを含む解空間から探索を始めることができることにより、乱流のような目的関数空間が強い多峰性を持つ問題に対しても適用可能である。

2. 問題設定

本研究では、分流器の例として図-1 のように 1 本の流れを 5 本に分岐させ、中央部分の熱交換部を経て再び 1 本に合流させるような分流形態を取り上げる。上流部と下流部の両方に設計領域を設定する。本章では乱流場における物理場のモデリングを行う。

初めに支配条件と境界条件について記述する。流れ場は非圧縮かつ定常であるとする。解析領域における位置を \mathbf{x} として、時間平均流速ベクトル、時間平均圧力をそれぞれ $\mathbf{u}(\mathbf{x}), p(\mathbf{x})$ とする。本研究では乱流モデルとして $k-\varepsilon$ モデルを使用するため、連続の式、レイノルズ平均ナヴィエ-ストークスの式に加え、乱流運動エネルギー k と消散率 ε の輸送方程式を導入する。

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \quad (1)$$

$$\rho(\mathbf{u} \cdot \nabla) \mathbf{u} = \nabla \cdot [-p \mathbf{I} + (\mu + \mu_T)(\nabla \mathbf{u} + \nabla \mathbf{u}^T)] \quad (2)$$

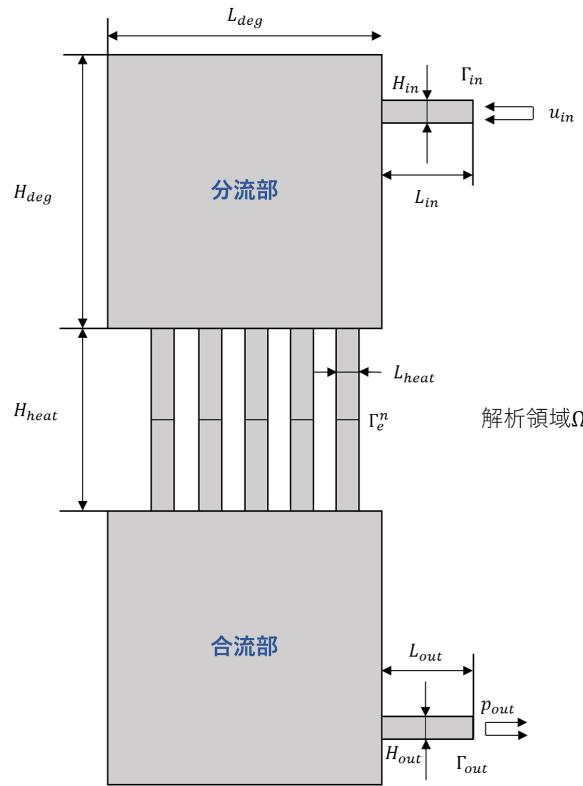


図-1 分流器の2次元モデル

$$\rho(\mathbf{u} \cdot \nabla)k = \nabla \cdot \left[\left(\mu + \frac{\mu_T}{\sigma_k} \right) \nabla k \right] + P_k - \rho \varepsilon \quad (3)$$

$$\rho(\mathbf{u} \cdot \nabla)\varepsilon = \nabla \cdot \left[\left(\mu + \frac{\mu_T}{\sigma_\varepsilon} \right) \nabla \varepsilon \right] + C_{1\varepsilon} \frac{\varepsilon}{k} P_k - C_{2\varepsilon} \rho \frac{\varepsilon^2}{k} \quad (4)$$

$$\mu_T = \rho C_\mu \frac{k^2}{\varepsilon} \quad (5)$$

$$P_k = \mu_T [\nabla \mathbf{u} : (\nabla \mathbf{u} + \nabla \mathbf{u}^T)] \quad (6)$$

ここで ρ, μ, μ_T, P_k はそれぞれ密度、粘性係数、渦粘性係数、乱流運動エネルギーの生成割合である。また、 $\sigma_k, \sigma_\varepsilon, C_{1\varepsilon}, C_{2\varepsilon}, C_\mu$ はモデル定数である。また、境界条件として流入口で一様流速 u_{in} 、流出口で圧力 p_{out} を与え、それ以外の境界すべてで壁関数を定義する。

3. 提案法の基本的な枠組み

(1) 初期材料分布の生成

本節ではデータ駆動型トポロジーデザインでの入力に用いる初期材料分布の生成方法について示す。

最初に、上流部、下流部の分岐パターン生成方法について述べる(図-2)。

ステップ1 分岐パターンを決定する。ここでは、まず2本に分岐してからそれが2本と3本に分岐するパターンを例に説明する。

ステップ2 流入口、分岐流路の位置に点をプロットする。

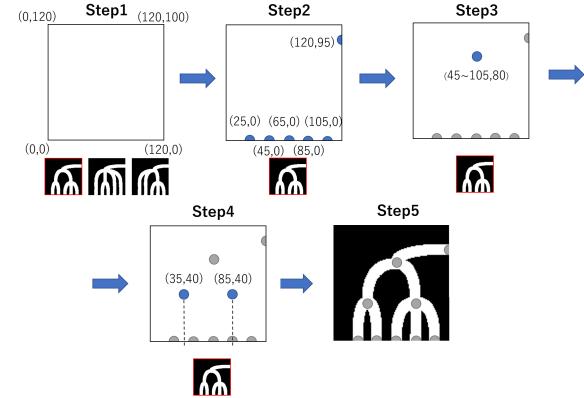


図-2 分岐パターン生成方法

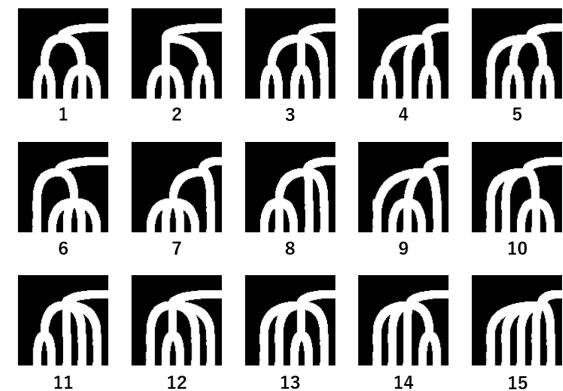


図-3 15種類の分岐パターン



図-4 初期材料分布の生成方法

ステップ3 1回目の分岐位置に点をプロットする。分岐位置の x 座標は 45 から 105 までの間でランダムに決定する。 y 座標は 80 とする。

ステップ4 2回目の分岐位置に点をプロットする。分岐位置の x 座標は分岐流路の中心になるよう決定する。 y 座標は 40 とする。

ステップ5 プロットした点をベジェ曲線で繋ぐ。曲線の幅は流路の幅に合わせて 10 とする。

今回はステップ1で用いる分岐パターンとして 15種類用意している(図-3)。

続いて、以下の手順で上流部、下流部を含めた初期材料分布を作成する(図-4)。

ステップ1 上記の方法により上流部の分岐パターンを作成する。

ステップ2 下流部の分岐パターンとして、ステップ1と同様の方法で分岐パターンを作成し、作

成した分岐パターンの上下を反転させる。

ステップ3 ステップ1, ステップ2の画像を上下に合わせることで初期データを作成する。なお、全体のアスペクト比が1:1になるように、初期データのアスペクト比を変更する。

本研究で扱うデータはすべて14400(120×120)要素である。

(2) データ駆動型トポロジーデザインによる最適化手順

本節ではデータ駆動型トポロジーデザイン[1]の枠組みを前章の問題設定に展開する。本手法は多目的最適化問題におけるパレート最適解の暫定集合を想定し、そのデータをエリートデータとみなし、深層生成モデルにエリートデータの潜在空間を学習させ、潜在空間からデコーディングすることで新たな解候補を生成し、それらの解をエリート保存戦略により選択することで、優れた解を生成する方法である。本研究でのデータ駆動型トポロジーデザインの計算手順を以下に示す。

ステップ1 多様な分岐パターンを持つ材料分布をアルゴリズムにより生成し、性能評価を行う。

ステップ2 評価データからNSGA-II[2]で用いられている選択法を用いて優れたデータを選択し、暫定的エリートデータとする。

ステップ3 収束条件を満たしていれば、暫定的エリートデータを最適解として手順を終える。収束していなければ、次の手順へ進む。

ステップ4 暫定的エリートデータの材料分布を訓練データとして深層生成モデルを学習させ、これを用いて訓練データの特徴を継承した材料分布を新たに生成する。

ステップ5 生成された材料分布の目的関数値を計算し、性能を評価する。材料分布と性能値を合わせたデータを生成データとして作成する。

ステップ6 暫定的エリートデータと生成データを結合して新たな評価データとし、ステップ2へ戻る。

なお、ステップ1での初期材料分布は399個生成し、2回の分岐が存在する分岐パターンのみとする。ステップ2にて選択するデータ数およびステップ4にて新たに生成するデータ数は512個とする。繰り返しの上限数は300回とする。ステップ1および5で行う性能評価のための流体解析はCOMSOL Ver.6.0のCFDモジュールを用いて行う。また、ステップ4では深層生成モデルとしてVariational autoencoder(VAE)を用いる。VAEはKerasによって実装する。

(3) 形状最適化による最適化手順

本節では、形状最適化を用いた最適化の手順について示す。本研究では、数理計画法の一種であるMethod of Moving Asymptotes(MMA)[4]を用いて最適化問題を

解く。また、感度計算にはAdjoint法を用いる。計算手順を以下に示す。

ステップ1 初期形状を獲得する。

ステップ2 有限要素法により、現在の形状における流れ場の解析を行う。

ステップ3 目的関数を算出する。

ステップ4 収束条件を満たしていれば、現在の形状を最適形状として計算を終える。収束していないければ、次の手順へ進む。

ステップ5 形状感度を算出する。

ステップ6 MMAを用いて形状を更新し、ステップ2へ戻る。

なお、最適化はCOMSOL Ver.6.0の形状最適化モジュールを用いて行う。繰り返しの上限数は100回とする。

4. 最適化問題に対する目的関数

本章ではデータ駆動型トポロジーデザイン、形状最適化で用いる目的関数を各最適化法に分けて記述する。

(1) データ駆動型トポロジーデザインの目的関数

分流器の最適設計問題において最小化すべき性能指標として圧力損失と流量の均一性が考えられ、以下のように定式化される。

$$J_1 = p_{in} = \int_{\Gamma_{in}} p ds \quad (7)$$

$$J_2 = \max \int_{\Gamma_e^n} \mathbf{n} \cdot \mathbf{u} ds - \min \int_{\Gamma_e^n} \mathbf{n} \cdot \mathbf{u} ds \quad (8)$$

ここで、 Γ_{in} は流入口の境界、 Γ_e^n は各分岐流路における境界、 \mathbf{n} は Γ_e^n の単位法線ベクトルである。

分岐後の流量がより均一であるほど圧力損失が増加し、流量が一部に集中するほど圧力損失が減少する。つまり、分流器の設計において圧力損失と流量の均一性はトレードオフの関係にある。以上を踏まえ、式(7), (8)を目的関数とした多目的最適化問題を設定する。

(2) 形状最適化の目的関数、制約条件

性能指標として圧力損失を考え、式(7)と同様の目的関数を用いる。また、形状最適化の初期解は、データ駆動型トポロジーデザインによる最適解の中から選ぶことより、流量が均一であるものが選択できることが期待できる。以上を踏まえ、流量の均一性を制約条件として以下のように定式化する。

$$0.95 \int_{\Gamma_e^n} \mathbf{n} \cdot \mathbf{u}_{bef.} ds \leq \int_{\Gamma_e^n} \mathbf{n} \cdot \mathbf{u}_{aft.} ds \leq 1.05 \int_{\Gamma_e^n} \mathbf{n} \cdot \mathbf{u}_{bef.} ds \quad (9)$$

$\mathbf{u}_{bef.}$ は形状最適化前の流速ベクトル、 $\mathbf{u}_{aft.}$ は形状最適化後の流速ベクトルである。

5. 数値例

本章では、前章までの内容を踏まえて行った計算結果を示し、考察を行うことで本手法の有効性を検証する。

(1) パラメータの定義

表1, 2にシミュレーションを行う上で定義するパラメータを示す。支配方程式に含まれる多数の定数モデルは Launder と Spalding が提案した標準 $k - \varepsilon$ モデル [3] に従って決定した。また粘性定数 μ はレイノルズ数の逆数を用いた。

表-1 設計領域および流体に関するパラメータ

パラメータ	記号	数値	単位
流入口の幅	L_{in}	4	m
流入口の高さ	H_{in}	1	m
設計領域の幅	L_{deg}	12	m
設計領域の高さ	H_{deg}	12	m
熱交換部の幅	L_{heat}	1	m
熱交換部の高さ	H_{heat}	8	m
流出口の幅	L_{out}	4	m
流出口の高さ	H_{out}	1	m
流入速度	u_{in}	1	$m \cdot s^{-1}$
流出圧力	p_{out}	0	$kg \cdot m^{-1} \cdot s^{-2}$
流体の密度	ρ	1	$kg \cdot m^{-3}$
レイノルズ数	Re	5.0×10^3	—
粘性係数	μ	2.0×10^{-4}	$kg \cdot m^{-1} \cdot s^{-1}$

表-2 乱流モデルのパラメータ

パラメータ	記号	数値	単位
モデル定数 1	C_μ	0.09	—
モデル定数 2	σ_k	1	—
モデル定数 3	σ_ε	1.3	—
モデル定数 4	$C_{\varepsilon 1}$	1.44	—
モデル定数 5	$C_{\varepsilon 2}$	1.92	—

(2) 初期材料分布の生成結果

本節では、データ駆動型トポロジーデザインの初期材料分布として獲得した材料分布を示す(図-5)。ただし、以下より示される分岐パターンの画像は熱交換部の直管を省く。

得られた初期材料分布の多様性を確認するために、分岐パターンの種類に着目する。分流部、合流部に対して、図-3に示す15種類の分岐パターンが存在する。つまり、分流器全体で、 $15^2 = 225$ 種類の分岐パターンが存在する。今回得られた分岐パターンは図-5より、178種類が存在する。つまり、今回の方では、生成され得る分岐パターン全体の約80%のパターンを生成することができた。以上より、生成し得る分岐パターンの中で多様な初期材料分布を獲得できたと考える。

(3) データ駆動型トポロジーデザインによる結果と考察

本節では、データ駆動型トポロジーデザインによる最適化結果を示し、考察を行う。最適化結果の目的関

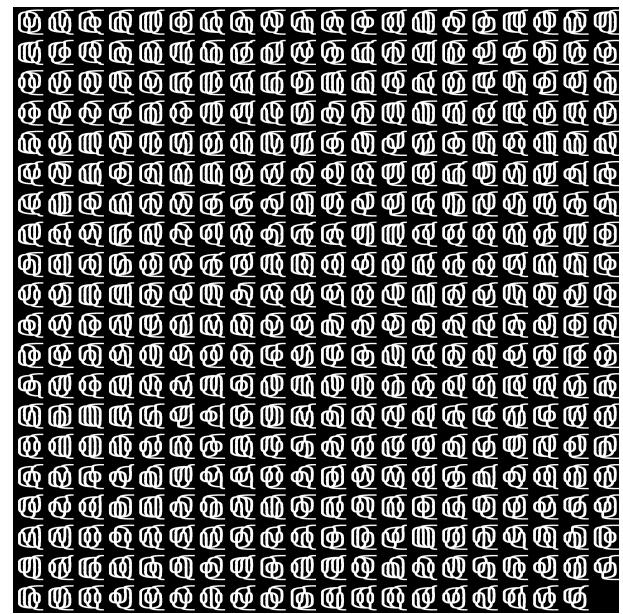


図-5 初期材料分布

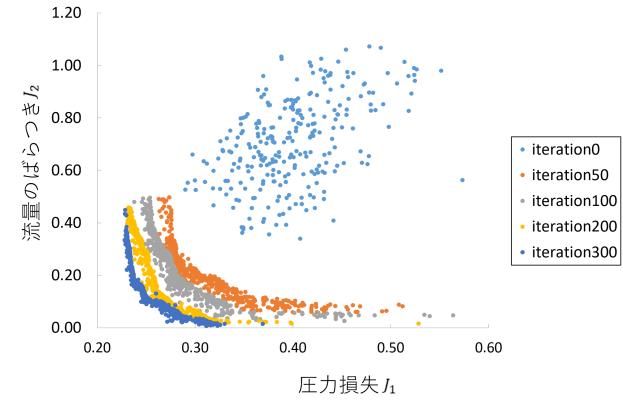


図-6 最適化結果の目的関数値

数値をプロットした図を示す(図-6)。圧力損失 J_1 、流量の均一性 J_2 とともに初期データに比べて改善がみられ、データ駆動型トポロジーデザインによって分流器の最適化が正しく行われたことが観察できる。一方で、パレートフロントの端にある解は分流器の分岐パターンとして不適当であると考える。例として、パレートフロントの左上に位置する解に注目する。流量の均一性 J_2 をみると熱交換部の各流路における最大流量と最小流量の差が0.4程度である。総流量1と比較して考えると、流れを分岐する目的が達成されておらず、分流器の構造として不適当であると判断できる。

次に得られた分岐パターンの画像から最適化結果について考察する。得られた分岐パターン512個を図-7に示す。最適化結果の分岐パターンは大きく2種類に分類できる。それらの分岐パターンをそれぞれパターン1、パターン2と呼ぶこととする(図-8,9)。2つの分岐パターンの速度場、圧力場を図-10,11に示す。図-10-a,10-bより、パターン1は圧力損失 J_1 が小さいが、流量の均一性 J_2 が小さい分岐パターンである。また、図-11-a,11-bより、パターン2は圧力損失 J_1 が大きいが、流量の均

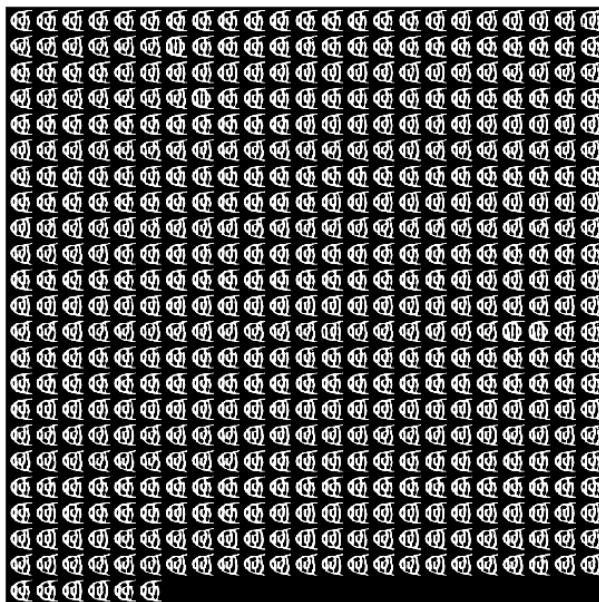


図-7 最適化結果の分岐パターン

一性 J_2 が大きい分岐パターンである。パターン 1 の分岐パターンには流量が少ない流路が複数存在し、およそ 3 本へ分岐していることとなっている。以上より、パターン 1 は分流器の構造として不適当であり、パターン 2 が適当であると判断する。



図-8 パターン 1 の例



図-9 パターン 2 の例

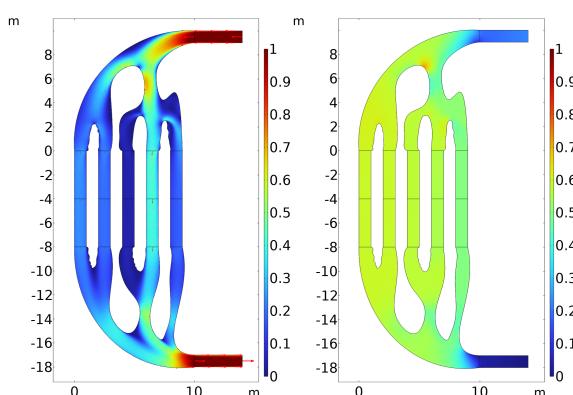


図-10-a 速度場

図-10-b 圧力場

図-10 パターン 1 の解析結果

(4) 形状最適化による結果と考察

本項では形状最適化による最適化結果を示す。まず、形状最適化で用いる初期解の選び方について説明する。

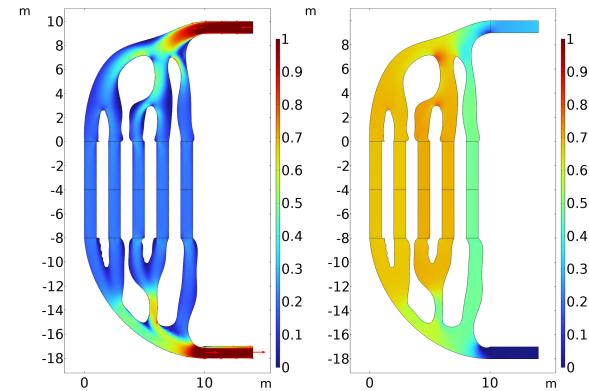


図-11-a 速度場

図-11-b 圧力場

図-11 パターン 2 の解析結果

前節に示す結果より、データ駆動型トポロジーデザインにより得た最適解の中には、分流器の構造として不適当と判断される解が存在する。そこで、流量の均一性 $J_2 \leq 0.1$ の条件を満たす解を分流器の構造として妥当であると考え、妥当な解を 1 つ選択し、形状最適化の初期解とする。この初期解を初期解 1 とする(図-12)。また、データ駆動型トポロジーデザインを形状最適化の初期解生成に用いる妥当性を検証するために、データ駆動型トポロジーデザインの初期解から初期解 1 と同様の分岐パターンを持つ解を 1 つ選択し、形状最適化の初期解とする。この初期解を初期解 2 とする(図-13)。



図-12 初期解 1 の図



図-13 初期解 2 の図

以上の初期解に対し形状最適化を行った結果を示す。両初期解の最適化前後の熱交換部における下方向流速を示す(表-3)。最適化前、後の下方向流速をそれぞれ $v_{bef.}^i, v_{aft.}^i (i = 1, 2, \dots, 5)$ とし、 i は左の流路から 1, 2, ..., 5 とする。

表-3 形状最適化前後の各初期解の各流路における流速

	$v_{bef.}^1$	$v_{bef.}^2$	$v_{bef.}^3$	$v_{bef.}^4$	$v_{bef.}^5$
初期解 1	0.222	0.161	0.238	0.238	0.140
初期解 2	0.440	0.278	0.268	0.0022	-0.0092
	$v_{aft.}^1$	$v_{aft.}^2$	$v_{aft.}^3$	$v_{aft.}^4$	$v_{aft.}^5$
初期解 1	0.226	0.167	0.238	0.234	0.133
初期解 2	0.438	0.292	0.256	0.0023	-0.0091

続いて、最適化前後の目的関数を示す(表-4)。最適化前、後の目的関数をそれぞれ $J_{1bef.}, J_{1aft.}$ とする。表-3,4 より、式(9)のとおり最適化が正しく行われたことが観察できる。

表-4 形状最適化後での各初期解の目的関数

	$J_{1bef.}$	$J_{1aft.}$
初期解 1	0.2482	0.2478
初期解 2	0.4488	0.2587

次に形状最適化による形状の変化を図-14-a, 14-b に示す。黒色線は最適化後の形状、灰色線は最適化前の形状、矢印は形状の移動距離を表す。ただし、図-14-a 中の矢印は可視化のため、大きさを 80 倍している。

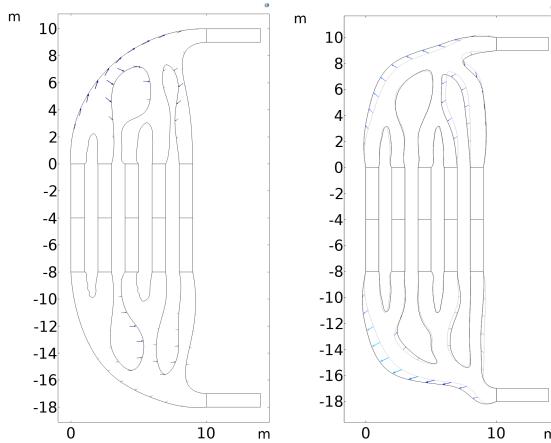


図-14-a 初期解 1

図-14-b 初期解 2

図-14 形状最適化による最適形状

まず、初期解 1 に注目し結果を考察する。図-14-a より、データ駆動型トポロジーデザインの最適解より獲得した初期解は形状最適化を通して外部形状がほとんど変化していないことがわかる。

次に初期解 2 に注目する。図-14-b より、初期解 1 に比べ、外部形状が大きく変化していることがわかる。さらに、表-4、図-15 で示す目的関数の推移より、初期解 1 に比べて大きく目的関数が改善していることがわかる。しかし、初期解 2 はデータ駆動型トポロジーデザインによる最適化過程を経ておらず、流量の均一性が初期解 1 に比べて小さいことがわかる。

以上より、アルゴリズムにより獲得した分流器の分

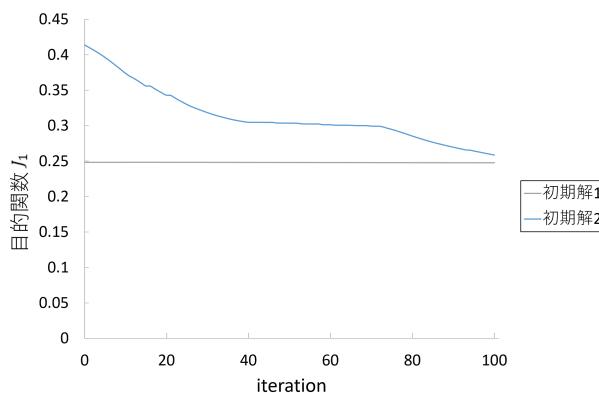


図-15 形状最適化による目的関数の推移

岐バターンに対し、形状最適化を直接行うことは合理的でなく、形状最適化の初期解として流量が均一である解を創成する方法としてデータ駆動型トポロジーデザインを用いることが有効であると考える。

6. 結言

本研究では乱流を想定した分流器の最適設計を行った。乱流を扱う最適化問題では、形状最適化を用いることが有効であるが、形状最適化には、最適解が初期解の選び方に依存するという課題がある。そこで、Yamasaki らが提案したデータ駆動型トポロジーデザイン [1] を用いて、優れた性能を示す初期形態を合理的に創成し、そこから形状最適化によって最適解を導出する方法について示した。

データ駆動型トポロジーデザインによる最適解と、初期解のうち同様のパターンを持つものを初期解として形状最適化を行い、データ駆動型トポロジーデザインによる初期形態創成の有効性を検証した。データ駆動型トポロジーデザインの初期解から選択した解は圧力損失が大きく改善したが、流量の均一性が小さい解であり、分流器としては不適当な解であると判断できる。データ駆動型トポロジーデザインによって得られた最適解に形状最適化を適用すると、流量の均一性を確保しつつ、圧力損失の改善がみられた。以上より、形状最適化の初期解を選ぶためにデータ駆動型トポロジーデザインによって優れた性能を示す解を創成することが効果的であると考える。

今後の展望として、実際の分流器に近い問題設定を行うことを考える。本研究では問題設定として 2 次元かつ、分流後の本数を 5 本に限定したが、実際の分流器に問題設定を近づけるために、3 次元流れや、分流後の本数がさらに多いことを考慮に入れる必要がある。また、形状最適化による最適解に波打っている形状がみられる。波打っている形状は圧力損失の原因であると考える。そこで、パラメータの調節などにより、そのような形状を改善できれば、さらに性能の良い解を獲得できると考える。

参考文献

- [1] S. Yamasaki, K. Yaji, and K. Fujita. Data-driven topology design using a deep generative model. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 64, No. 3, pp. 1401–1420, 2021.
- [2] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 6, No. 2, pp. 182–197, 2002.
- [3] B. Launder and D. Spalding. The numerical computation of turbulent flows. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol. 3, No. 2, pp. 269–289, 1974.
- [4] K. Svanberg. The method of moving asymptotes—a new method for structural optimization. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, Vol. 24, No. 2, pp. 359–373, 1987.