

テクスチャエネルギーを用いて美的嗜好を考慮した
レベルセット法に基づくトポロジー最適化小塚 祐也^{*1,*2}, 古田 幸三^{*3}, 泉井 一浩^{*4}, 西脇 眞二^{*5}Level set-based topology optimization considering aesthetic preferences
based on texture energyYuya KOZUKA^{*1,*2}, Kozo FURUTA^{*3}, Kazuhiro IZUI^{*4} and Shinji NISHIWAKI^{*5}^{*1,*5} Department of Mechanical Engineering and Science, Kyoto University Kyoto Daigaku Katsura, Nishikyo-ku, Kyoto 615-8540, Japan^{*2} Institute of Sport Science, ASICS Corporation, 6-2-1, Takatsukadai, Nishi-ku, Kobe 651-2271, Japan^{*3,*4} Department of Micro Engineering, Kyoto University Kyoto Daigaku Katsura, Nishikyo-ku, Kyoto 615-8540, Japan

Received: 30 October 2022; Revised: 6 February 2023; Accepted: 14 July 2023

Abstract

For improving consumer satisfaction, a design process for individual production based on additive manufacturing technology is required to consider appearance as well as functionality. Although topology optimization is a powerful technology to design highly functional structure, it has difficulty considering aesthetic features. This paper presents a new topology optimization method considering aesthetic preferences with a manufacturing constraint by incorporating the image processing used for style transfer and object recognition. To consider aesthetic features, we introduce texture energy which evaluates the similarity between the input preference image and structure represented by the level set method. To identify the unmanufacturable regions disconnected from the main structure, the connected component labeling process based on the object recognition method is applied to the binary image of the level set function. A topology optimization problem of maximizing stiffness is formulated considering aesthetic preferences and imposing the structural connectivity constraint, where the objective function is defined as a combination of minimizing mean compliance and texture energy. A reaction diffusion equation is used to update the level set function, where the Lagrange multiplier of structural connectivity constraint is calculated to eliminate unmanufacturable disconnect regions. Numerical examples are provided to confirm the validity and utility of the proposed method.

Keywords : Optimum design, Topology optimization, Level set method, Style transfer, Texture energy, Structural connectivity constraint

1. 緒 言

構造最適化技術と積層造形技術の発展は、短時間に機能性の高い製品の設計と製造を可能とし、多品種少量生産に対応可能なモノづくりプロセス実現に貢献している。多品種少量生産の対象となる一般消費者向け製品においては、消費者の嗜好が多様化していることから、機能性や価格のみならず、美的嗜好も考慮した設計が重要となっている(松田, 青山, 2003)。これまで、美的嗜好を考慮するため、多変量解析を用いてデザイン要素を抽出する手法(柳澤他, 2001; 阿部, 猪俣, 2021)や、最適化を用いて嗜好に合わせた設計を行う手法が提案されている。こ

No.22-00296 [DOI:10.1299/transjsme.22-00296], J-STAGE Advance Publication date : 24 July, 2023

^{*1} 正員, 京都大学 工学研究科 機械理工学専攻 (〒615-8540 京都府京都市西京区京都大学桂)^{*2} 正員, (株) アシックス スポーツ工学研究所 (〒651-2271 兵庫県神戸市西区高塚台 6-2-1)^{*3} 正員, 京都大学 工学研究科 マイクロエンジニアリング専攻^{*4} 正員, フェロー, 京都大学 工学研究科 マイクロエンジニアリング専攻^{*5} 正員, フェロー, 京都大学 工学研究科 機械理工学専攻

E-mail of corresponding author: yuya.kozuka@asics.com

の最適化を用いた手法は、主観指標と客観指標に基づくものに大別される。

主観指標に基づく最適化では、目的関数に明示的な数理モデルを用いることなく、ユーザが設計解を直観的に評価し、システムがより良い設計解を探索する手法が提案されている (Takagi, 2001; 福本他, 2014)。設計解の値から嗜好に合うかを直接判断することが困難なため、設計解に対応した視覚情報をシステムが表示し、その視覚情報をユーザが評価する。システムとユーザとの対話によって更新される設計解は、事前に定式化が困難なため、インタラクティブな最適化手法が適用されてきた。Nishino ら (2001) は、IEC (Interactive Evolutionary Computation) を用いて、ユーザの嗜好に沿った美的特徴を有する画像を生成した。この方法では、遺伝的アルゴリズム (Holland, 1975) における適用度の評価を、人間の主観的な判断に代替することにより、嗜好に合った設計解を発見的に探索している。Koyama ら (2020) はベイズ最適化を導入し、ユーザによる設計解の評価と比較によって、美的嗜好に関する目的関数の形を推定しながら最適化を行った。これらの主観指標に基づく手法は、綺麗や格好良いなど抽象的な美的嗜好に対しても適応できる一方で、美的嗜好と機能性とを同時に考慮した設計を行う場合、設計解を評価する専門知識がユーザに必要となる。加えて、最適化の過程でユーザの嗜好が変化した場合、その影響を反映させることが難しい。

一方、客観指標に基づく最適化では、ユーザの美的嗜好に設計解が沿っているかを表す目的関数を定義し、システムが設計解を定量的に評価する手法が提案されている。その一つに、画像処理に基づく手法がある。これまで、ユーザの美的嗜好を表す特徴的な画像を事前に入力し、その画像情報と設計解との類似度を明示的な目的関数に基づいて評価することによって、設計解に対するユーザの判断を代替する手法が研究されている (Wei et al., 2009)。画風変換 (Elad and Milanfar, 2017) はその研究の一種であり、美的嗜好を表すスタイル画像と変換対象となるコンテンツ画像の二つを入力し、画像の類似度を表すエネルギー関数に基づいて設計解を探索することで、コンテンツ画像をスタイル画像に類似させる。その定式化には、テクスチャエネルギーに基づいて画素値を類似させる手法 (Kwatra et al., 2005) や、スタイル損失に基づいて CNN (Convolutional Neural Networks) の特徴量を類似させる手法 (Gatys et al., 2016) がある。

これらの画風変換と構造最適化とを組み合わせることにより、美的嗜好を考慮しながら機能性の向上を目指した研究も行われている。構造最適化手法の一つに、トポロジー最適化 (Bendsøe and Kikuchi, 1988) がある。この方法は、固定された設計領域内部の材料分布を特性関数によって表現する手法であり、外形状のみならず複数の孔が空いた形状も許容できることから最も設計自由度の高い方法として知られている。トポロジー最適化として一般的な SIMP 法 (Solid Isotropic Material with Penalization) は、正規化された材料密度によって材料分布を表す手法であり、設計領域内部の弾性テンソルを簡便に表現できる (Bendsøe, 1989)。これまで、SIMP 法に基づくトポロジー最適化に対し、画風変換を適用した事例が報告されている。Martinez ら (2015) は、設計領域内部の材料密度を画像情報に変換し、その情報とスタイル画像との類似度を表すテクスチャエネルギーを目的関数とすることにより、美的嗜好を考慮したトポロジー最適化を行った。この方法は、剛性に関する制約条件のもとテクスチャエネルギーを最小化することによって、必要な機能性を確保しながらスタイル画像に類似した構造を設計できる一方で、設計解として部分的に不連続な構造が生成される課題も同時に報告されている。不連続な構造は剛性を持たず物理的には意味のない箇所であり、製造の難易度も高くなるため除去することが望ましい。これまで、不連続な構造の発生を回避するため、コンプライアンスや応力状態をもとにした制約条件を付与する定式化が提案されている。Martinez ら (2015) は、自重荷重に対する平均コンプライアンスを制約条件として追加し、不連続領域が主要構造に連結するように設計解を更新した。Hu ら (2019) は、剛性最大化問題に対して、局所領域ごとの体積含有率とコンプライアンスを乗じたテクスチャエネルギーを制約条件として追加することによって、不連続領域の発生を回避した。Praveen ら (2021) は、画風変換として CNN に基づく手法を用いた場合でも不連続な設計解が得られることを確認しており、構造解析から得られる応力値が閾値よりも小さな領域を不連続領域と判定し、最適化後の構造から除去した。これらコンプライアンスや応力に基づく不連続領域の除去方法は、制約条件の閾値やパラメータを適切に設定する必要があるものの、その値は対象とする問題に依存するため統一的に定めることが難しい。材料分布から不連続領域を特定し、最適化問題の制約条件として追加することが一つの解決策と想定されるものの、通常の SIMP 法では、設計領域内部の材料分布が連続的に存在することから、明瞭な物体境界を定義できないため、不連続領域の特定が難しい。

他方、物体領域と非物体領域を明確に定義可能なトポロジー最適化として、レベルセット関数のゼロ等値面に

よって物体境界を表現するレベルセット法に基づく手法がある (Wang et al., 2003; Allaire et al., 2004; 山田ら, 2009). これまで, レベルセット関数の最適な分布を求めるため, 時間発展方程式に基づいてレベルセット関数を更新する手法が提案されている. Wang ら (2003) や Allaire ら (2004) は, 時間発展方程式としてハミルトンヤコビ方程式を導入した. この方法は, 移流方程式によってレベルセット関数を更新するため, 物体領域の境界を最適化できるものの, 孔の創出を許容せず最適解が設計解の初期値に依存する. 山田ら (2009) は, この課題を解決する方法として, 時間発展方程式として反応拡散方程式を導入することにより, 最適化過程で設計領域内に孔を創出可能な手法を提案している. これら反応拡散方程式を用いたレベルセット法に基づくトポロジー最適化と画風変換を組み合わせることができれば, 物体領域の境界を明確に表現しながら孔の創出を許容した構造最適化が期待される. そこで, 本研究では, 客観指標に基づいて美的嗜好を考慮し, 最適構造として不連続領域が生じないトポロジー最適設計法を提案する. 画風変換によってユーザの美的嗜好を考慮することに加え, 物体認識に用いられる画像処理によって材料分布から不連続領域を特定し, 除去するための制約条件を付与したレベルセット法に基づくトポロジー最適化の定式化を行う. 以下, 2章では, レベルセット法を用いた形状表現と反応拡散方程式に基づいたレベルセット関数の更新方法について述べる. 3章では, レベルセット法による形状表現を画像処理に適用するため, レベルセット関数の画像情報への変換方法について述べる. レベルセット関数とスタイル画像との類似度を表すテクスチャエネルギーの定義に加えて, 物体認識を用いた不連続な物体領域の特定方法について述べる. 4章では, 画風変換とレベルセット法によるトポロジー最適化を組み合わせた定式化として, 不連続領域に対する制約条件を考慮した平均コンプライアンスとテクスチャエネルギーの多目的最適化問題について述べる. 5章では, 数値例により, 本研究で提案する手法の妥当性とその有効性に関する検証を行う.

2. レベルセット法に基づくトポロジー最適化

2.1 レベルセット法を用いた形状表現

トポロジー最適化は, 構造最適化問題を固定された設計領域内の材料分布問題に置き換えて定式化される. レベルセット法は, レベルセット関数のゼロ等値面を用いて形状表現を行う手法である. レベルセット関数を用いて形状表現を行うことにより, 構造最適化問題は, レベルセット関数の最適な分布を求める問題として定式化される. 最適なレベルセット関数の分布を求めるため, これまでにハミルトンヤコビ方程式 (Allaire et al., 2004) や反応拡散方程式 (山田ら, 2009) などの時間発展方程式に基づいて, レベルセット関数を更新する手法が提案されている. 本研究では, 最適化の過程において設計領域内部に空洞領域を創出できることから, レベルセット関数の定義を山田ら (2009) の手法に基づいて行う. すなわち, 固定された設計領域 D 内の任意の点 \mathbf{x} におけるレベルセット関数 $\phi(\mathbf{x})$ を, フェーズフィールド法の考えに基づき, 次のように定義する.

$$\begin{cases} 0 < \phi(\mathbf{x}) \leq 1 & (\forall \mathbf{x} \in \Omega \setminus \partial\Omega) \\ \phi(\mathbf{x}) = 0 & (\forall \mathbf{x} \in \partial\Omega) \\ -1 \leq \phi(\mathbf{x}) < 0 & (\forall \mathbf{x} \in D \setminus \Omega) \end{cases} \quad (1)$$

ここで, Ω は固定された設計領域内において, 材料が充填されている物体領域である. $\partial\Omega$ は物体領域の境界であり, $D \setminus \Omega$ は空洞領域である. 材料分布を表す関数 $H(\phi)$ は, 少なくとも H^1 空間にあるとし, レベルセット関数を用いて次のように定義される.

$$H(\phi) = \begin{cases} 1 & (\phi \geq 0) \\ 0 & (\phi < 0) \end{cases} \quad (2)$$

2.2 反応拡散方程式に基づくレベルセット関数の更新

レベルセット関数 ϕ を設計変数とする構造最適化問題として, 次式に示す制約条件付き最小化問題を取り扱う.

$$\underset{\phi}{\text{minimize}} F(\mathbf{u}(\phi), \phi) \quad (3)$$

$$\text{subject to } G(\phi) \leq 0 \quad (4)$$

$$\mathbf{p}(\mathbf{u}(\phi)) = \mathbf{0} \quad \text{on } \Omega \quad (5)$$

ここで、 \mathbf{u} は ϕ の汎関数として表される状態変数であり、 ϕ と同様に空間分布を有する。 F は目的関数であり、 \mathbf{u} および ϕ の汎関数とする。式 (4) は不等式制約条件であり、式 (5) は状態変数 \mathbf{u} を求めるための状態方程式である。ラグランジュの未定乗数法を用いて無制約最適化問題に書き換えるため、次式に示すラグランジアン L を導入する。

$$L = F + \lambda G + P \quad (6)$$

ここで、 λ はラグランジュの未定乗数である。 P は、試行関数 $\tilde{\mathbf{u}}$ を重みとする式 (5) の重み付き残差であり、次のように表される。

$$P = \int_{\Omega} \tilde{\mathbf{u}} \cdot \mathbf{p} d\Omega \quad (7)$$

解の最適性条件である KKT 条件を満たすレベルセット関数は、直接解法により求めることが困難なことから、その探索に乙守ら (2014) の方法を用いる。すなわち、仮想的な時間 t に対する時間発展方程式として、次式に示す反応拡散方程式を導入し、レベルセット関数を更新する。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -K(L' - \tau \nabla^2 \phi) \quad (8)$$

ここで、 L' は設計感度であり、 K は正の定数、 τ は構造の複雑度を表すパラメータである。右辺第二項は拡散項であり、この項を用いてレベルセット関数の滑らかさを保証することにより、トポロジー最適化問題は正則化される (佐藤ら, 2017)。なお、式 (1) のようにレベルセット関数の値に上限と下限を設けていることから、 $\nabla^2 \phi$ の影響は物体境界のみに作用するとともに、拡散項が過度に大きくなることを防ぐことができる。 Δt 後のレベルセット関数 $\phi(t + \Delta t)$ は、式 (8) に対して後退差分による時間方向の離散化を行い、設計感度が Δt 後も変化しないこと ($L'(t + \Delta t) = L'(t)$) を仮定すると次式のように表される。

$$\frac{\phi(t + \Delta t) - \phi(t)}{\Delta t} - \tau \nabla^2 \phi(t + \Delta t) = -L'(t) \quad (9)$$

さらに、式 (9) に対して有限要素法を用いた空間の離散化を行うと、次式のように表される。

$$\mathbf{T}\Phi(t + \Delta t) = \mathbf{Y} \quad (10)$$

ここで、 $\Phi(t)$ は時刻 t における節点のレベルセット関数を並べた数ベクトルであり、行列 \mathbf{T} と数ベクトル \mathbf{Y} は次式のように表される。

$$\mathbf{T} = \bigcup_{e=1}^{N_{elem}} \int_{V_e} \frac{1}{\Delta t} \mathbf{N}^T \mathbf{N} + \nabla^T \mathbf{N} \tau \nabla N dV_e \quad (11)$$

$$\mathbf{Y} = \bigcup_{e=1}^{N_{elem}} \int_{V_e} (-L'(t) + \frac{\phi(t)}{\Delta t}) \mathbf{N} dV_e \quad (12)$$

ここで、 N_{elem} は要素数、 V_e は要素体積、 \mathbf{N} は各要素内のレベルセット関数を表す形状関数を並べた数ベクトルである。なお、本研究では式 (12) における設計感度 L' を、後述するテクスチャエネルギーのように離散化された状態で定義される場合は要素内一定として評価し、それ以外の場合は形状関数に基づいて積分点ごとに評価する。

3. レベルセット関数に対する画像処理

3.1 レベルセット関数の画素情報への変換

画像処理の定式化は、ピクセルとして格子状に離散化された画素値に対して行われる。レベルセット関数を用いた形状表現に対して画像処理を適用させるため、有限要素解析における要素分割を構造格子とし、次式に示す離散化されたレベルセット関数 $\bar{\Phi}$ を導入する。

$$\bar{\Phi} = \{\bar{\phi}_1, \bar{\phi}_2, \dots, \bar{\phi}_{N_{elem}}\}^T \quad (13)$$

ここで、 $\bar{\phi}_i$ は要素内一定のレベルセット関数であり、添え字 i は要素番号を表す。 $\bar{\phi}_i$ を画素値として格子状に並べた情報を、画像 $\bar{\Phi}$ とする。

3.2 テクスタチャエネルギーを用いた画像類似度の表現

本研究では、画風変換に用いられる Kwatra ら (2005) のテクスタチャエネルギーの考えに基づき、レベルセット法によって形状表現された構造と、美的嗜好を表すスタイル画像との類似度を表現する。すなわち、画素情報を、輝度値からレベルセット関数の値に代替することにより、レベルセット関数の画像 $\bar{\Phi}$ と、美的嗜好を表すスタイル画像 Z との類似度を定義する。テクスタチャエネルギーに基づく類似度は、図 1 に示すように、それぞれの画像からパッチとよばれる矩形領域の画素値を抽出し、その領域ごとに評価される。画像全体の類似度を表すテクスタチャエネルギーを、パッチごとに評価される類似度の総和として、次式のように定義する。

$$F_d = \frac{1}{N_p L_p^m} \sum_{q=1}^{N_p} \|\mathbf{R}_q \bar{\Phi} - \mathbf{z}_n\|^r \tag{14}$$

ここで、 L_p はパッチのサイズ、 r は $r > 1$ のパラメータである。 m は画像の次元であり、ピクセル情報の場合は $m = 2$ とする。画像 $\bar{\Phi}$ におけるパッチは幅 d ずつ重なるように配置し、パッチの総数を N_p とする。 $\mathbf{R}_q \bar{\Phi}$ と \mathbf{z}_n は、それぞれ画像 $\bar{\Phi}$ と Z から抽出されたパッチの画素値を縦に並べた数ベクトルである。 \mathbf{R}_q は、 $\bar{\Phi}$ から画像 $\bar{\Phi}$ における q 番目のパッチ情報を抽出する作用素である。なお、本研究では、単位ピクセルあたりの量としてテクスタチャエネルギーを定義するため、Kwatra ら (2005) の定義式に $\frac{1}{N_p L_p^m}$ を追加している。 \mathbf{z}_n で対象となるパッチの領域は、次式に示す最近傍探索問題の解として、 $\mathbf{R}_q \bar{\Phi}$ に最も類似するように決定する (Wang and Tan, 2017)。

$$n = \underset{i \in \{1, 2, \dots, N_d\}}{\text{Argmin}} \|\mathbf{R}_q \bar{\Phi} - \mathbf{z}_i\| \tag{15}$$

ここで、 N_d は画像 Z におけるパッチの総数である。テクスタチャエネルギーは、二つの画像に対する画素値の差異によって表現されることから、テクスタチャエネルギーが最小となる時類似度が最大となる。テクスタチャエネルギーを要素ごとのレベルセット関数 $\bar{\phi}$ で微分すると、次式のように表される。

$$\frac{\partial F_d}{\partial \bar{\phi}} = \frac{r}{N_p L_p^m} \sum_{q=1}^{N_p} \|\mathbf{R}_q \bar{\Phi} - \mathbf{z}_n\|^{r-2} \left(\frac{\partial \mathbf{R}_q \bar{\Phi}}{\partial \bar{\phi}} \right)^\top \cdot (\mathbf{R}_q \bar{\Phi} - \mathbf{z}_n) \tag{16}$$

式 (16) は、レベルセット関数とスタイル画像の画素値に差異が大きいほど $|\frac{\partial F_d}{\partial \bar{\phi}}|$ が大きくなり、差異がない場合は $|\frac{\partial F_d}{\partial \bar{\phi}}|$ が 0 となることを示している。テクスタチャエネルギーを多目的最適化の目的関数として用いる場合、 $|\frac{\partial F_d}{\partial \bar{\phi}}|$ が 0 となることに起因した解の収束性悪化を防ぐため、本研究では画像 Z の画素値を、黒色部を α 、白色部を $-\alpha$ とする ($\alpha > 1$)。それぞれの有限要素内においてテクスタチャエネルギーの設計感度が一定とすると、 i 番目の要素内にある任意の点におけるテクスタチャエネルギーのレベルセット関数に対する設計感度 F'_d は、要素体積 V_i を用いて次式のように表される。

$$F'_d = \frac{1}{V_i} \frac{\partial F_d}{\partial \bar{\phi}_i} \tag{17}$$

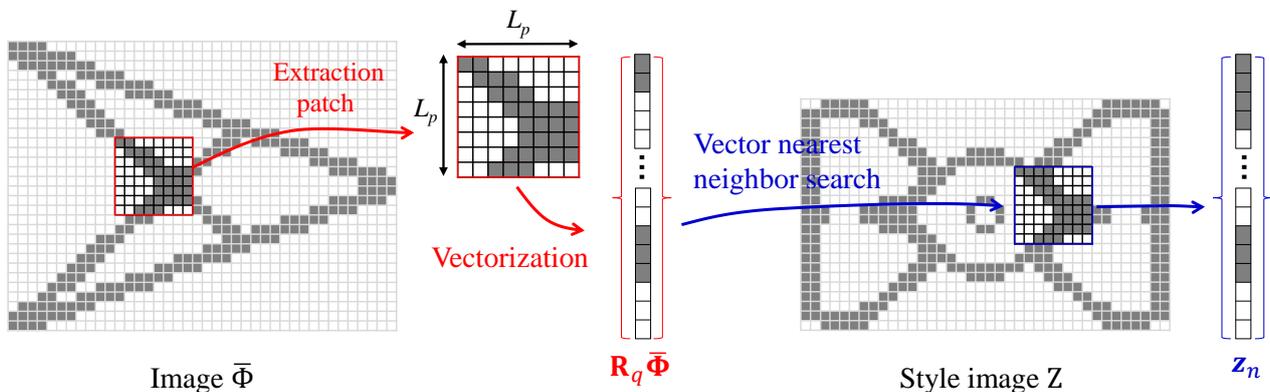


Fig. 1 Process of evaluating patch vectors $\mathbf{R}_q \bar{\Phi}$ and \mathbf{z}_n

3.3 物体認識を用いた不連続な物体領域の特定

不連続な物体領域の特定を、画像認識に用いられるラベリング処理 (Grana et al., 2010) に基づいて行う。ラベリング処理は、二値化された画像において、同一の画素値が接続する領域ごとに個別の番号を割り当て、画像内の物体を認識する手法である。本研究では、認識された物体領域の内、体積が最も大きな領域を主要な構造とし、それ以外の物体領域を不連続な領域とする。設計領域内部の不連続な物体領域 Ω_d を表現するため、次式に示す状態変数 Ψ を導入する。

$$\Psi(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & (\forall \mathbf{x} \in \Omega_d) \\ 0 & (\forall \mathbf{x} \in D \setminus \Omega_d) \end{cases} \quad (18)$$

レベルセット関数を用いた形状表現に対する状態変数 Ψ の評価手順を図 2 に示す。はじめに、図 2a のように画像 $\bar{\Phi}$ の二値化を行う。 $\bar{\Phi}_i \geq 0$ の物体領域においては画素値を 1 とし、それ以外の空洞領域では画素値を 0 とする。次に、図 2b のように、二値化された画像に対してラベリング処理を行う。ラベリングを行う際の画素値の接続判定は、2次元の場合は 8 近傍とし、縦、横、斜め方向へ連続している物体を同じ番号で割り当てる。物体領域の番号は、連続した領域ごとの体積が大きい順に 1 から割り当てるとし、空洞領域の番号は 0 とする。不連続な物体領域を表す状態変数 Ψ は、図 2c のように、物体領域の番号が 2 以上の領域においては $\Psi = 1$ とし、1 以下となる主要な構造と空洞領域においては $\Psi = 0$ とする。不連続な物体領域が無い場合、すべての領域で $\Psi = 0$ となる。

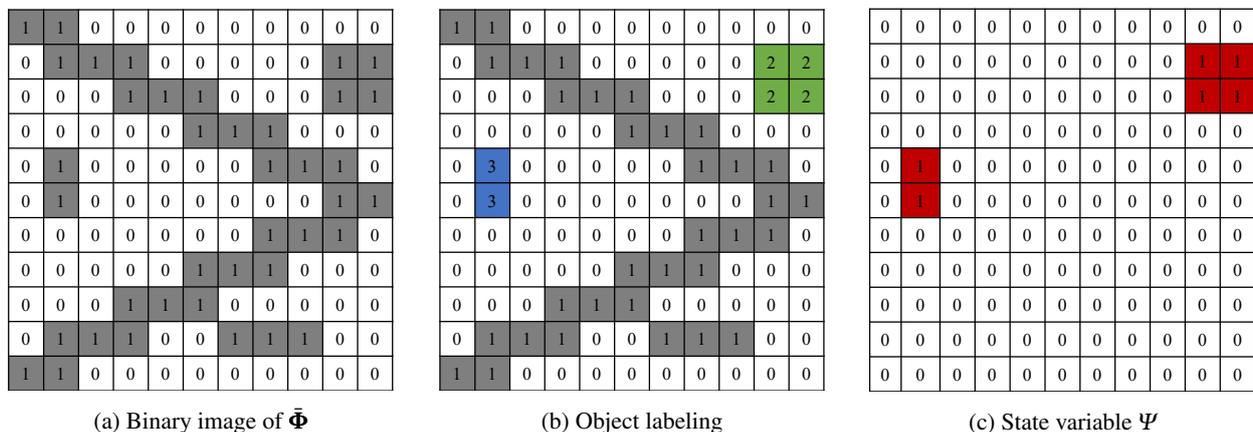


Fig. 2 Evaluation process for Ψ

4. 剛性最大化問題への適用

4.1 目的関数と制約条件式

テクスチャエネルギーを考慮した構造最適化として、剛性最大化問題への適用を行う。固定設計領域の境界 Γ_u を固定し、境界 Γ_t に表面力 \mathbf{t} をさせた際の変位場を \mathbf{u} とすると、剛性最大化問題は、次式に示す平均コンプライアンス F_c の最小化問題に帰着される。

$$F_c = \int_{\Gamma_t} \mathbf{u} \cdot \mathbf{t} d\Gamma \quad (19)$$

この時、テクスチャエネルギー F_d と、平均コンプライアンス F_c を目的関数とする最適化問題は重み付き総和法を用いて、次式のように表される。

$$\underset{\phi}{\text{minimize}} F = w_d F_d + w_c F_c \quad (20)$$

$$\text{subject to } \Psi \leq 0 \quad (\forall \mathbf{x} \in D) \quad (21)$$

$$V_{min} - \int_{\Omega} d\Omega \leq 0 \quad (22)$$

$$\int_{\Omega} d\Omega - V_{max} \leq 0 \quad (23)$$

$$\mathbf{p} = \text{div} \boldsymbol{\sigma}(\mathbf{u}) = \mathbf{0} \quad (\forall \mathbf{x} \in \Omega) \quad (24)$$

ここで、 w_d と w_c はそれぞれテクスチャエネルギーと平均コンプライアンスに対する重みであり、 $w_d + w_c = 1$ の関係を満たすとする。式 (21) は構造の連続性に関する制約条件であり、設計領域内に不連続な領域がないことを意味する。式 (22) は最小体積 V_{min} に関する制約条件であり、スタイル画像に余白が多い場合、物体領域の体積が極端に小さくなることを防いでいる。式 (23) は最大体積 V_{max} に関する制約条件である (Otomori et al., 2014)。式 (24) は変位場 \mathbf{u} を求めるための状態方程式であり、 $\boldsymbol{\sigma}$ はコーシー応力テンソルである。この時、ラグランジアン L は次式のように表される。

$$L = w_d L_d + w_c F_c + L_V + P \quad (25)$$

ここで、 L_d はテクスチャエネルギーと構造の連続性制約に関する項、 L_V は体積制約に関する項であり、次式のように表される。

$$L_d = F_d + \int_D \lambda_{\Psi} \Psi d\Omega \quad (26)$$

$$L_V = \lambda_{min} (V_{min} - \int_{\Omega} d\Omega) + \lambda_{max} (\int_{\Omega} d\Omega - V_{max}) \quad (27)$$

ここで、 λ_{Ψ} は式 (21) の不等式制約条件に対する未定乗数であり、 λ_{min} と λ_{max} は、それぞれ式 (22) と式 (23) の体積制約に対する未定乗数である。式 (25) における P は、式 (24) の重み付き残差であり、材料構成則として線形弾性体 $\boldsymbol{\sigma} = \mathbf{E} : \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u})$ を用いると次式のように表される。

$$P = - \int_{\Omega} \boldsymbol{\varepsilon}(\tilde{\mathbf{u}}) : \mathbf{E} : \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}) d\Omega + \int_{\Gamma_t} \tilde{\mathbf{u}} \cdot \mathbf{t} d\Gamma \quad (28)$$

ここで、 \mathbf{E} は弾性テンソルであり、 $\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u})$ はひずみテンソルである。

4.2 設計感度

ラグランジアン L の設計感度 L' を次式のように定義する。

$$L' = w_c \bar{F}'_c + w_d \bar{L}'_d + L'_V \quad (29)$$

ここで、 L'_V は L_V の設計感度 (Otomori et al., 2014) である。 \bar{F}'_c と \bar{L}'_d は、 F_c と L_d の正規化された設計感度であり、それぞれ次式のように表される。

$$\bar{F}'_c = \left(\frac{\int_D d\Omega}{\int_D |F'_c| d\Omega} \right) F'_c \quad (30)$$

$$\bar{L}'_d = \left(\frac{\int_D d\Omega}{\int_D |L'_d| d\Omega} \right) L'_d \quad (31)$$

ここで、 F'_c と L'_d は、それぞれ F_c と L_d の設計感度である。設計感度 F'_c は、物体領域に微小な空洞領域を設けた際の目的汎関数の感度として定義されるトポロジー導関数 $d_t F_c$ を用いて、次のように表される (Otomori et al., 2014)。

$$F'_c = -d_t F_c = -\boldsymbol{\varepsilon}(\tilde{\mathbf{u}}) : \mathbf{A} : \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}) \quad (32)$$

ここで、テンソル \mathbf{A} の各成分はヤング率 E とポアソン比 ν を用いて次式のように表される。

$$A_{ijkl} = \frac{3(1-\nu)}{2(1+\nu)(7-5\nu)} \left[\frac{-(1-14\nu+15\nu^2)E}{(1-2\nu)^2} \delta_{ij} \delta_{kl} + 5E(\delta_{ik} \delta_{jl} + \delta_{il} \delta_{jk}) \right] \quad (33)$$

テクスチャエネルギーと構造の連続性制約に関する項の設計感度 L'_d は、テクスチャエネルギーの設計感度 F'_d と構造の連続性制約に対する未定乗数 λ_ψ を用いて次のように表される。

$$L'_d = F'_d + \lambda_\psi \quad (34)$$

ここで、 λ_ψ は KKT 条件から $\lambda_\psi \geq 0$ を満たす。本研究では、テクスチャエネルギーの設計感度 F'_d によって生じた不連続領域において、レベルセット関数の増加を妨ぐように λ_ψ を定義する。すなわち、不連続領域 ($\Psi = 1$) において $L'_d \geq 0$ となるように、 λ_ψ を次式のように定義する。

$$\lambda_\psi = |F'_d| - F'_d \quad (35)$$

なお、 F'_d と λ_ψ が離散化された状態で定義されていることから、式 (12) においては、 L'_d を要素内一定の設計感度として評価する。

5. 数 値 例

数値例によって、本研究で提案する手法の妥当性と有効性について検証した。対象とする問題は、二次元の平面ひずみ問題とし、目的関数はテクスチャエネルギーと平均コンプライアンスとした。固定設計領域は図 3 に示す 2 次元の矩形領域とし、構造解析の境界条件は、左辺を完全拘束し、右辺の中央に下方向への表面力 1.0 N/mm を付与した。固定設計領域の有限要素分割は一辺が 0.625 mm の構造格子とし、四節点アイソパラメトリック要素を用いた。物体領域における弾性率を 1.0 、ポアソン比を 0.3 とし、体積制約は 50% とした。レベルセット関数の反応拡散方程式に用いる K を 1.0 、 τ は 0.001 とし、 Δt は 0.1 とした。美的嗜好を考慮せず、平均コンプライアンスのみを目的関数とした場合 ($w_d = 0.0$) の最適解は、図 4 に示す構造である。数値例として、不連続な構造に対する制約条件式や、目的関数の重み、美的嗜好を表すスタイル画像をそれぞれ変更した際の構造最適化を行った。

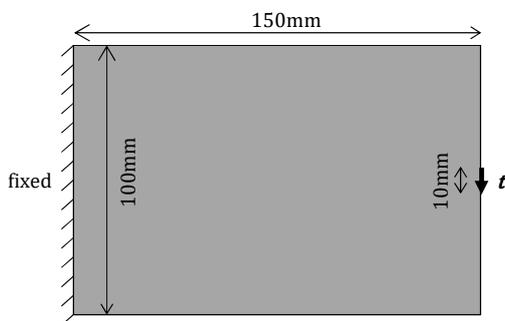


Fig. 3 Boundary conditions



Fig. 4 Optimum configuration without considering texture energy



Fig. 5 Style image

5.1 不連続領域に対する制約条件の影響

構造の連続性に関する制約条件式が、最適構造に与える影響を検証した。テクスチャエネルギーに対する重み w_d を 0.7 とし、美的嗜好を表すスタイル画像を図 5 に示す花柄 (Martinez et al., 2015) とした。構造の連続性に関する制約条件式 (21) を考慮した場合としない場合の最適化結果を、図 6 に示す。なお、最適化結果は、主要な構造を青色で示し、不連続な領域を赤色で表す。いずれの結果においても、スタイル画像に類似する構造が得られていることが確認された。平均コンプライアンスのみを目的関数とした図 4 の構造と比較すると、スタイル画像の影響で上下非対称な構造が最適解として得られるものの、材料が配置されている箇所は類似しており、平均コンプライアンスの最小化も考慮されていることが確認された。また、構造の連続性に関する制約条件式を考慮した図 6a の結果と、制約条件式を考慮しない図 6b とを比較すると、制約条件式を考慮することによって、不連続な領域が生じていないことが確認された。これにより、本研究で提案する手法は、スタイル画像に類似し剛性の高い構造が生成できることに加え、構造の連続性に関する制約条件式が不連続な領域の発生を防ぐ効果があることが分かった。

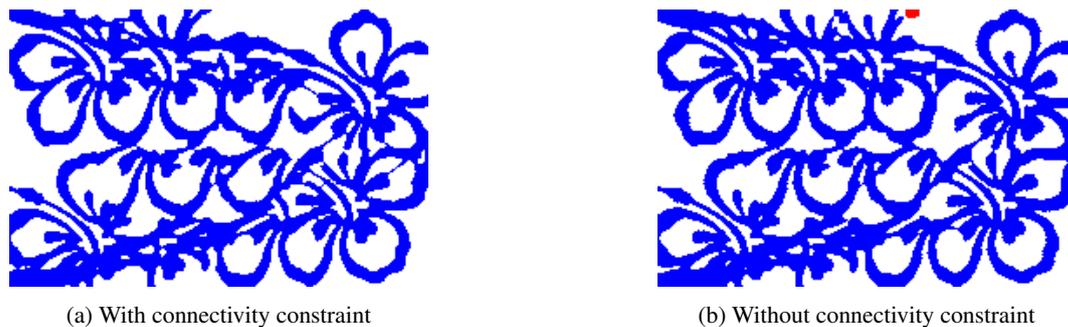


Fig. 6 Comparison of optimum configurations with and without connectivity constraint

5.2 テクスチャエネルギーに対する重み w_d の影響

次に、テクスチャエネルギーに対する重み w_d が最適化結果に与える影響を検証した。問題設定は前項と同一とし、構造の連続性に関する制約条件を考慮した。スタイル画像は図5であり、 w_d を0.2から0.8まで0.1ずつ変更した場合の最適化を行った。図7に、重みを変更した際の目的関数の値と最適構造を示す。結果から、 w_d が大きいほどテクスチャエネルギーが減少し、スタイル画像として入力した花柄に類似した構造が得られた。また、平均コンプライアンスとテクスチャエネルギーがトレードオフな関係であり、 w_d が大きいほど平均コンプライアンスが増加することも確認された。いずれの構造においても不連続な領域が生じていないことから、構造の連続性に関する制約条件が、 w_d を変更した際にも有効であることも確認された。したがって、本研究で提案する手法は、 w_d を変更するのみで、平均コンプライアンスとテクスチャエネルギーの関係を制御しながら、不連続領域の生じない構造最適化が可能であることが分かった。

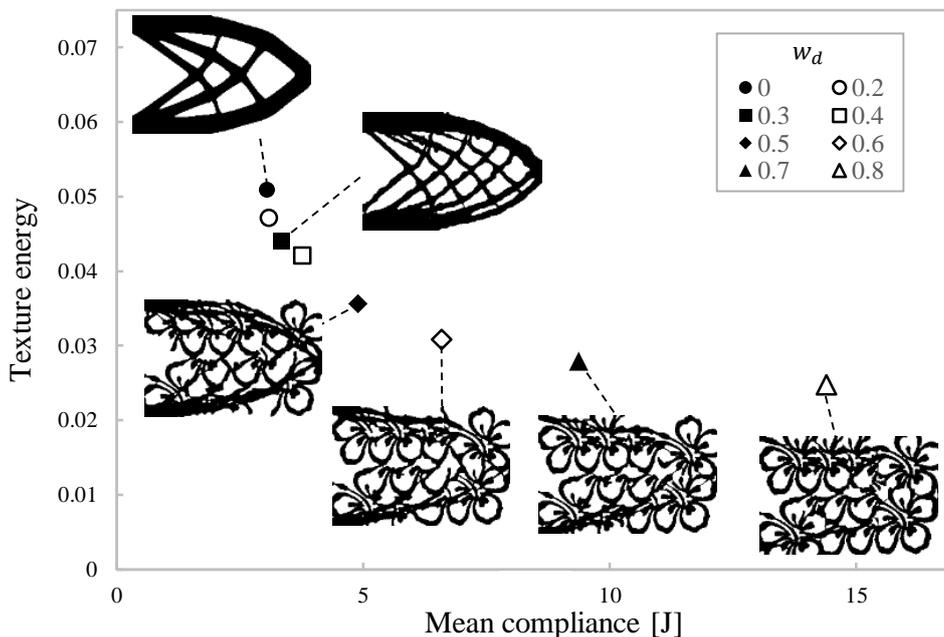


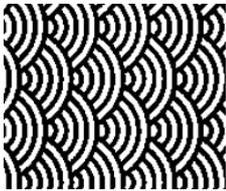
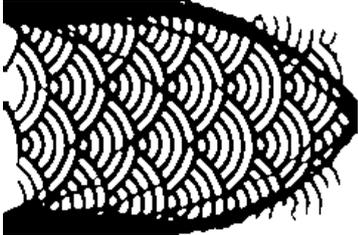
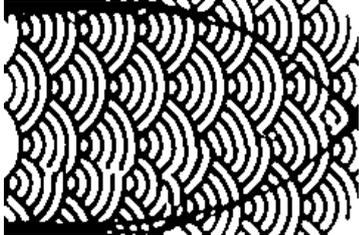
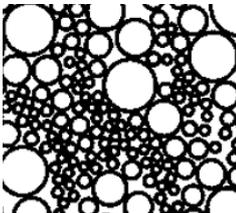
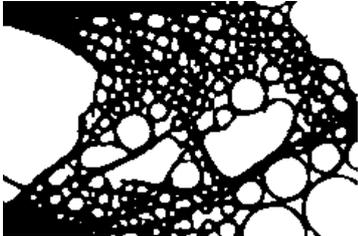
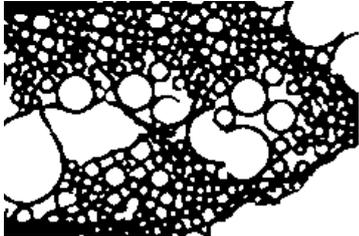
Fig. 7 Optimum results for various values of w_d

5.3 スタイル画像の影響

最後に、スタイル画像を変更した最適化を行い、美的嗜好が変更された場合にも本手法が適用できるのかを検証した。問題設定は前項と同一であり、異なる3種のスタイル画像に対してそれぞれ最適化を行った。対象とするテクスチャエネルギーの重み w_d は0.5と0.7とした。表1にスタイル画像と最適構造を示し、図8に目的関数の値を示す。結果から、スタイル画像を変更した際にも、本手法を用いることにより、不連続な領域が生じずスタ

イル画像に類似した構造が得られることが確認された。また、同一の w_d に対して case1 から 3 の結果を比較すると、case3 の平均コンプライアンスが最も低く、スタイル画像によって、テクスチャエネルギーや平均コンプライアンスの値が異なることが確認された。

Table 1 Optimal configurations obtained for various style images

case	style image	Optimum structure	
		$w_d = 0.5$	$w_d = 0.7$
1			
2			
3			

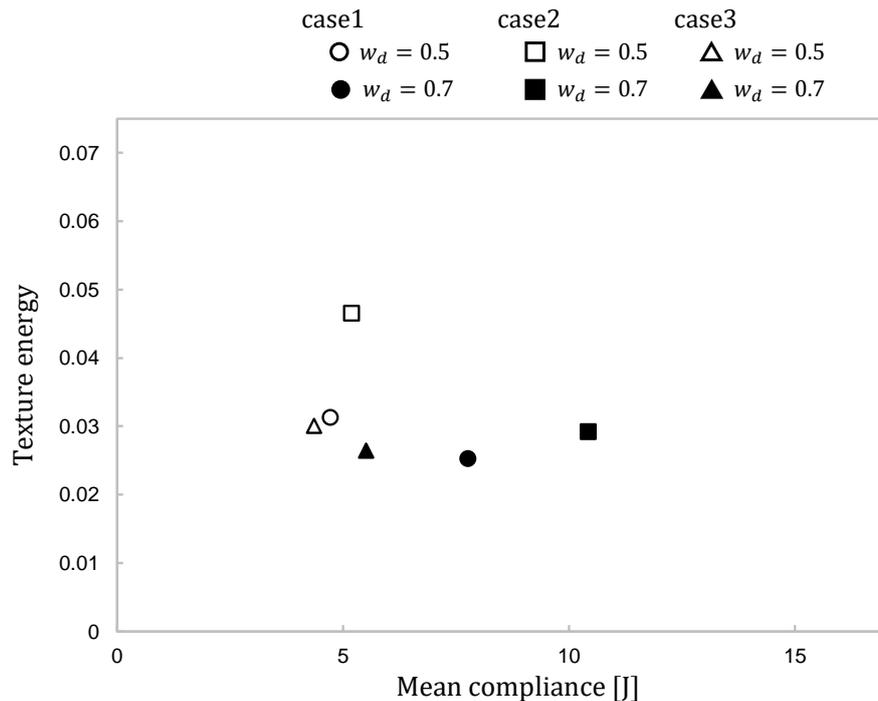


Fig. 8 Optimum results obtained for various style images

6. 結 言

本研究では、美的嗜好を考慮し、不連続な物体領域の生じないトポロジー最適化手法を提案した。以下に、本研究の成果を示す。

1. レベルセット関数によって表現された構造を画像情報に変換し、スタイル画像との類似度を評価するためのテクスチャエネルギーを提案した。
2. 物体認識に用いられるラベリング手法を導入し、レベルセット関数から物体領域を特定する方法を提案した。加えて、物体領域から不連続な領域を表す状態変数を評価する方法を提案した。
3. 平均コンプライアンスとテクスチャエネルギーを目的関数とするトポロジー最適化の定式化を提案した。この際、不連続な物体領域を除去するため、構造の連続性に関する制約条件式とラグランジュの未定乗数を提案した。
4. 2次元の構造最適化問題を通して、本提案手法の妥当性と有効性を検証した。まず、構造の連続性に関する制約条件を考慮することにより、不連続な領域を除去し、スタイル画像に類似した構造が生成できることを示した。次に、テクスチャエネルギーの重みを変更することにより、テクスチャエネルギーと平均コンプライアンスの関係を制御しながら最適化できることを示した。最後に、スタイル画像を変更した際にも、美的嗜好を考慮した構造が得られることを示した。

文 献

- 阿部悟, 猪俣貴志, 感性価値に関連したデザイン主成分の抽出: スポーツシューズに対する印象評価の日米での比較からの検討, 日本感性工学会論文誌, Vol.20, No.1 (2021), pp.69–74.
- Allaire, G., Jouve, F. and Toader, A., Structural optimization using sensitivity analysis and a level-set method, *Journal of Computational Physics*, Vol.194, No.1 (2004), pp.363–393.
- Bendsøe, M.P., Optimal shape design as a material distribution problem, *Structural Optimization*, Vol.1 (1989), pp.193–202.
- Bendsøe, M.P. and Kikuchi, N., Generating optimal topologies in structural design using a homogenization method, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol.71, No.2 (1988), pp.197–224.

- Elad, M., Milanfar, P., Style-transfer via texture-synthesis, IEEE Transactions on Image Processing, Vol.26, No.5 (2017), pp.2338–2351.
- 福本誠, 大久保遼哉, 古賀慎平, 対話型遺伝的アルゴリズムによる感性に合う温室パラメータの探索手法, 日本感性工学会論文誌, Vol.13, No.4(2014), pp.485–491.
- Gatys, L., Alexander, S. and Matthias, B., Image style transfer using convolutional neural networks, Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2016), pp.2414–2423.
- Grana, C., Borghesani, D., and Cucchiara, R., Optimized block-based connected components labeling with decision trees, IEEE Transactions on Image Processing, vol.19, No.6 (2010), pp.1596–1609.
- Holland, J.H., Adaptation in natural and artificial systems, Ann Arbor (1975), University of Michigan Press.
- Hslinger, J., Hillebrand, A., Karkkainen, T. and Miettinen, M., Optimization of conducting structures by using the homogenization method, Structural and Multidisciplinary Optimization, Vol.24, No.2 (2002), pp.125–140.
- Hu, J., Ming, L., Gao, S., Texture-guided generative structural designs under local control, Computer-Aided Design, Vol.108 (2019), pp.1–11.
- Koyama, Y., Sato, I. and Goto, M., Sequential gallery for interactive visual design optimization, ACM Transactions on Graphics, Vol.39, No.88 (2020), pp.1–12.
- Kwatra, V., Essa, I., Bobick, A. and Kwatra, N., Texture optimization for example-based synthesis, ACM Transactions on Graphics, Vol.24, No.3 (2005), pp.795–802.
- Martinez, J., Dumas, J., Lefebvre, S. and Wei, L., Structure and appearance optimization for controllable shape design, ACM Transactions on Graphics, Vol.34, No.229 (2015), pp.1–11.
- 松田龍人, 青山英樹, 意匠設計支援のための形状嗜好予測に関する基礎研究, デザイン学研究, Vol.50, No.1 (2003), pp.43–48.
- Nishino, H., Takagi, H., Cho, S., and Kouichi, U., A 3D modeling system for creative design, Proceedings 15th international conference on information networking (2001), pp.479–486.
- Otomori, M., Yamada, T., Izui, K., and Nishiwaki, S., Matlab code for a level set-based topology optimization method using a reaction diffusion equation, Structural and multidisciplinary optimization, Vol.51, No.5 (2014), pp.1159–1172.
- Praveen, S.V., Deng, H., Florian D., Xiaoli, Z. and Albert, C., Integrating geometric data into topology optimization via neural style transfer, Materials, Vol.14, No.16 (2021), 4551.
- 佐藤勇氣, 山田崇恭, 泉井一浩, 西脇眞二, 仮想的な物理モデルに基づく幾何学的制約付きトポロジー最適化 (型成形及びフライス加工のための幾何学的制約法), 日本機械学会論文集, Vol.83, No.851 (2017), DOI:10.1299/transjsme.17-00081.
- Takagi, H., Interactive evolutionary computation: fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation, Proceedings of the IEEE, Vol.89, No.9 (2001), pp.1275–1296.
- Wang, E. and Tan, N., Artistic style transfer, Digital Image Processing, Stanford University (2017), pp.1–7.
- Wang, M.Y., Wang, X. and Guo, D., A level set method for structural topology optimization, Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, Vol.192, No.1-2 (2003), pp.227–246.
- Wei, L.-Y., Lefebvre, S., Kwatra, V. and Turk, G., State of the art in example-based texture synthesis, Eurographics 2009, State of the Art Report, EG-STAR (2009), pp.93–1117.
- 山田崇恭, 西脇眞二, 泉井一浩, 吉村允孝, 竹澤晃弘, レベルセット法による形状表現を用いたフェーズフィールド法の考えに基づくトポロジー最適化, 日本機械学会論文集 A 編, Vol.75, No.753 (2009), pp.550–558.
- 柳澤秀吉, Vlaho KOSTOV, 福田収一, 印象語による意匠設計支援方法の開発: 感性多様性を考慮して, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.67, No.657 (2001), pp.1682–1688.

References

- Abe, S., and Inomata, T, Extraction of design principal pattern related kansei value: comparison of impression evaluation for sports shoes between japanese and american, Journal of Japan Society of Kansei Engineering, Vol.20, No.1 (2021), pp.69–74(in Japanese).

- Allaire, G., Jouve, F. and Toader, A., Structural optimization using sensitivity analysis and a level-set method, *Journal of Computational Physics*, Vol.194, No.1 (2004), pp.363–393.
- Bendsøe, M.P., Optimal shape design as a material distribution problem, *Structural Optimization*, Vol.1 (1989), pp.193–202.
- Bendsøe, M.P. and Kikuchi, N., Generating optimal topologies in structural design using a homogenization method, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol.71, No.2 (1988), pp.197–224.
- Elad, M., Milanfar, P., Style-transfer via texture-synthesis, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.26, No.5 (2017), pp.2338–2351.
- Fukumoto, M., Ohkubo, R., and Koga, S., Search method of the vocal quality suited to user's kansei using interactive genetic algorithm, *Journal of Japan Society of Kansei Engineering*, Vol.13, No.4 (2014), pp.485–491.
- Gatys, L., Alexander, S. and Matthias, B., Image style transfer using convolutional neural networks, *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2016), pp.2414–2423.
- Grana, C., Borghesani, D., and Cucchiara, R., Optimized block-based connected components labeling with decision trees, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol.19, No.6 (2010), pp.1596–1609.
- Holland, J.H., *Adaptation in natural and artificial systems*, Ann Arbor (1975), University of Michigan Press.
- Hslinger, J., Hillebrand, A., Karkkainen, T. and Miettinen, M., Optimization of conducting structures by using the homogenization method, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol.24, No.2 (2002), pp.125–140.
- Hu, J., Ming, L., Gao, S., Texture-guided generative structural designs under local control, *Computer-Aided Design*, Vol.108 (2019), pp.1–11.
- Koyama, Y., Sato, I. and Goto, M., Sequential gallery for interactive visual design optimization, *ACM Transactions on Graphics*, Vol.39, No.88 (2020), pp.1–12.
- Kwatra, V., Essa, I., Bobick, A. and Kwatra, N., Texture optimization for example-based synthesis, *ACM Transactions on Graphics*, Vol.24, No.3 (2005), pp.795–802.
- Martinez, J., Dumas, J., Lefebvre, S. and Wei, L., Structure and appearance optimization for controllable shape design, *ACM Transactions on Graphics*, Vol.34, No.229 (2015), pp.1–11.
- Matsuda, R. and Aoyama, H., Basic study on shape preference forecast for supporting aesthetic Design, *The Japan Society for the Science of Design*, Vol.50, No.1 (2003), pp.43–48 (in Japanese).
- Nishino, H., Takagi, H., Cho, S., and Kouichi, U., A 3D modeling system for creative design, *Proceedings 15th international conference on information networking* (2001), pp.479–486.
- Otomori, M., Yamada, T., Izui, K., and Nishiwaki, S., Matlab code for a level set-based topology optimization method using a reaction diffusion equation, *Structural and multidisciplinary optimization*, Vol.51, No.5 (2014), pp.1159–1172.
- Praveen, S.V., Deng, H., Florian D., Xiaoli, Z. and Albert, C., Integrating geometric data into topology optimization via neural style transfer, *Materials*, Vol.14, No.16 (2021), 4551.
- Sato, Y., Yamada, T., Izui, K., Nishiwaki, S., Topology optimization with geometrical constraints based on fictitious physical models (the geometrical constraint for molding and milling), *Transactions of the JSME(in Japanese)*, Vol.83, No.851 (2017), DOI:10.1299/transjsme.17-00081.
- Takagi, H., Interactive evolutionary computation: fusion of the capabilities of EC optimization and human evaluation, *Proceedings of the IEEE*, Vol.89, No.9 (2001), pp.1275–1296.
- Wang, E. and Tan, N., *Artistic style transfer*, Digital Image Processing, Stanford University (2017), pp.1–7.
- Wang, M.Y., Wang, X. and Guo, D., A level set method for structural topology optimization, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol.192, No.1-2 (2003), pp.227-246.
- Wei, L.-Y, Lefebvre, S., Kwatra, V. and Turk, G., State of the art in example-based texture synthesis, *Eurographics 2009, State of the Art Report, EG-STAR* (2009), pp.93–1117.
- Yamada, T., Nishiwaki, S., IZUI, K., YOSHIMURA, M. and TAKEZAWA, A., A structural optimization method incorporating level set boundary expressions based on the concept of the phase field method, *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series C*, Vol.75, No.753 (2009), pp.550–558 (in Japanese).

Kozuka, Furuta, Izui and Nishiwaki, Transactions of the JSME (in Japanese), Vol.89, No.924 (2023)

Yanagisawa, H., Vlaho, K., and Fukuda, S., Development of industrial design support system using impression words: with attention paid to diversity of kansei, Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers, Series C, Vol.67, No.657 (2001), pp.1682–1688 (in Japanese).