

令和 6 年 6 月 15 日現在

機関番号：54601

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2021～2023

課題番号：21K03824

研究課題名（和文）深層学習アプローチによる力学的感性の視覚化

研究課題名（英文）Visualization of Mechanical Kansei with deep learning approach

研究代表者

平 俊男（Hira, Toshio）

奈良工業高等専門学校・機械工学科・教授

研究者番号：60280426

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,100,000円

研究成果の概要（和文）：対象物の力学に関する直感的な判断力を力学的感性と呼び、この能力が構造合理性の実現にどのように活かされているのかを明らかにしようとする試みがある。ここでは、初学者が習得するレベルの直感的に力の流れを想起する能力を想定し、その能力を深層学習によって得られるネットワークで再現した。位相最適化形状を力の流れの表現ととらえ、様々な構造境界条件のもとで定まる形状を変分オートエンコーダで学習することで、これらの形状が低次元の潜在変数空間で再構成できることを示した。また、得られたネットワークはその内部に力学的モデルを持たないにもかかわらず、構造境界条件から形状への写像を表現していることを確認した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

一般に、デザインという行為は設計者の審美的な感性的側面が強調される。その一方で機能美の概念のように、構造物にはその力学的な合理性が美しさとして表出するとの考え方も古くから論じられている。これらのことは、デザインにおける感性的側面と、力学的合理性のような客観的側面とが不可分であることを示している。本研究は、力学的感性の概念を手がかりに、その能力を深層学習によって再現することで、デザインに対して体系的なアプローチをしようとする試みの一部であり、得られた知見が人の創造的行為のさらなる理解につながるという意義を持つ。

研究成果の概要（英文）：The capability to make unconscious and intuitive judgments for the mechanics aspect of an object is called Mechanical Kansei, and there are attempts to elucidate how this capability is utilized in the realization of structural rationality within the design process. In this research, we assume the ability to intuitively recall the force flow at the level that a novice learner acquires, and simulate this ability with a network obtained by deep learning. By considering the topology-optimized shapes, determined under various structural boundary conditions, as a representation of the force flow, these shapes were used to train a variational autoencoder. We showed that these shapes could be reconstructed in a low-dimensional latent variable space. We also confirmed that the trained network represents a mapping from structural boundary conditions to shapes without the mechanics model inside the network.

研究分野：設計工学

キーワード：力学的感性 深層学習

1. 研究開始当初の背景

一般に、デザインという行為は、設計者の審美眼的な感性的側面が強調される。一方で「機能美」のように、構造物にはその力学的な合理性が美しさとして表出するとの考え方が橋梁美学の分野を中心に古くから論じられており、特に「力の流れ」を意識することの重要性は、設計教育においてもよく語られる。また土木・建築分野では「力学に関し、無自覚的・直感的・情報統合的に下す印象評価判断能力」を「力学的感性」と定義し、この力学的感性が構造合理性の実現にどのように活かされているのかを明らかにしようとする試みがみられる。

これらのことは、デザインという行為の感性的側面と、力学的合理性のような客観的側面とが不可分であることを示している。その意味で力学的感性の提唱は、コンピュータによる解析に偏重し、省みられることが少なくなった設計者自身の感性の役割を見直そうという問題意識の表れである。しかしながら、力学的感性を提唱しているグループにあっても「属人的な能力である『力学的感性』を会得するのは容易ではない」と述べており、その属人的な性質が強調された方法論記述が多く、体系的なアプローチはあまりみられない。

2. 研究の目的

「力の流れ」に着目し、力学的解析を伴わずにその流れを直感的に想起できる能力が力学的感性に基づくものであるととらえ、このような能力を深層学習によって得られるネットワークモデルで再現することを試みる。ただし、力学的感性としては卓越した設計者が持つと考えられるような高度な属人的能力については取扱わず、本研究では初学者が習得するレベルのものを想定している。

力の流れについては、主応力線や荷重伝達経路に関する指標など多くの議論がみられるが、ここでは、位相最適化形状を構造内部の力の流れの表現のひとつと考える。この形状を訓練データとして深層学習モデルの一つである変分オートエンコーダ (Variational Autoencoder, VAE) によって学習する。VAEは、入力から低次元の潜在変数空間への次元圧縮を行うエンコーダ、潜在変数空間から出力を得るデコーダから構成され、学習後のネットワークには訓練データの特徴が低次元の潜在変数によって表現されている。位相最適化形状を学習したネットワークには、力の流れを生成可能なモデルが形成されるので、その観察によって力学的感性の理解の手がかりを得ることを目的とする。

3. 研究の方法

(1) 力の流れの表現としての位相最適化形状とその形状を想起する能力

図1は、位相最適化問題でよくとりあげられる単純支持はりの (a) 設計領域と荷重・変位の境界条件、(b) 密度法によってコンプライアンス最小化を行った最適形状、(c) 最適形状が得られるまでの設計変数値 (密度分布) の推移を示したものである。このような過程を経て得られる位相最適化形状は、与えられた境界条件に対する力学的合理性を実現するように定められたものであり、力の流れの表現形式のひとつとして扱うことができる。一方で、構造設計者は力学的な解析を行うことなく同様の構造パターンを直感的に想起していると考えられ、境界条件から力の流れへの写像が力学的解析なしに得られるならば、その写像の解析によって力学的感性の解釈が可能となる。

(2) 変分オートエンコーダによる潜在空間表現

変分オートエンコーダ (Variational Autoencoder, VAE) は図2に示すようにエンコーダ、潜在変数空間、デコーダから構成され、入力Xと出力X'の差が小さくなるようにネットワークを構成することで次元圧縮を行う機械学習手法の一つである。学習によって、入力の特徴がネットワーク中間層の低次元の潜在変数空間 (Latent space) に表現される。ここでは、単純支持はりの支持点

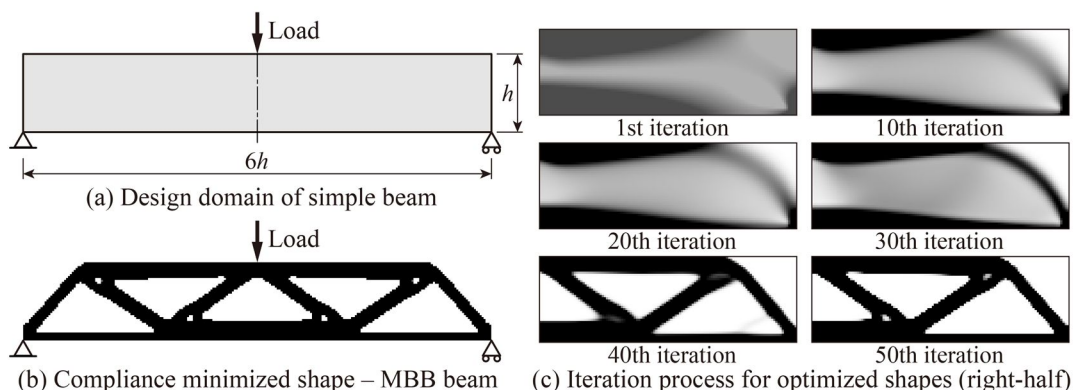


図1 位相最適化された形状とその過程

の位置（境界条件）をランダムに与えた位相最適化過程における途中形状と最終形状を表すグレースケール画像を学習データとしてVAEに入力することで、多数の組合せが考えられる設計変数空間と比較的少数の境界条件との画像がネットワークとして表現される。また、VAEのデコーダは生成モデルとして、潜在変数に任意の値を与えることで新たな生成データを得ることができるため、深層学習で問題となる解釈性の低さを改善することが期待される。

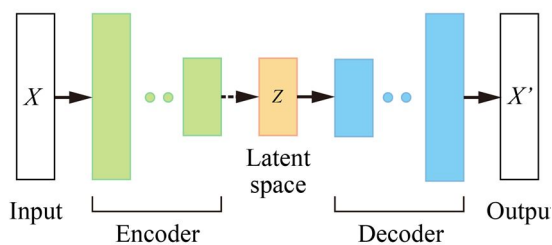


図2 変分オートエンコーダの構成

(3) 学習データセットとVAEの構成

学習データセットとして、図3に示す設計領域及び境界条件に対して密度法で得られる位相最適化過程を表すグレースケール画像を用いる。設計領域は中央上端に下向き集中荷重が加わる左右対称な単純支持はりの右半分を横120、縦40の正方形要素に分割したものであり、各要素の密度を設計変数とし、学習データとする画像の各画素値に対応している。有限要素解析の境界条件としては、設計領域左端の節点に水平変位拘束、設計領域右半分（網掛部）でランダムに選んだ一つの節点を支持点として垂直変位拘束を与える。ここでは、密度に対するペナルティ係数を3とし、体積制約は支持点の水平方向の位置に応じて定める。

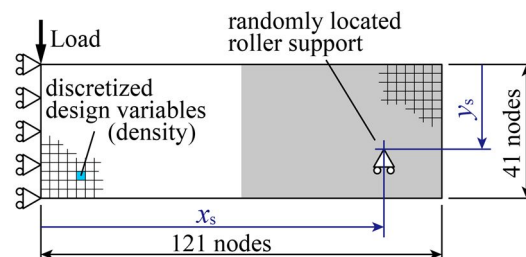


図3 設計領域及び境界条件

設計領域の密度分布を表す画像（120×40ピクセル）を入出力とするために、VAEは潜在変数空間を3次元とし、全結合の入力4800ノード、1000、200ノードの中間層および出力3ノードのエンコーダ、入力3ノード、200、1000ノードの中間層および出力4800ノードのデコーダによって構成する。活性化関数にはデコーダ出力層のみにシグモイド関数、その他にはReLU関数を用いる。最適化アルゴリズムにはAdam法を用い、ドロップアウト比は0.2とする。

4. 研究成果

(1) 変分オートエンコーダによる次元圧縮

942通りのランダムに位置する支持点に対する位相最適化過程において、それぞれ20枚の形状推移を抽出した合計18840枚の画像を学習データセットとした。そのうち80%にあたる15072枚をランダムに選択し、これらを訓練データとして学習に用いた。バッチサイズは94とし、エポック227まで学習を行い、再構成誤差の評価には訓練には用いない検証データ3768枚を用いた。

図4は、訓練には用いなかったテストデータ（上段）を学習後のエンコーダに入力した際の潜在変数値（ z_1, z_2, z_3 ）（中段）とその潜在変数値に対するデコーダ出力画像（下段）を示しており、4800次元の設計変数空間が3次元に圧縮できていることが確認された。ただし、入力と出力の差（再構成誤差）は図中（a）の位相最適化過程の初期段階の中間階調が多く含まれる画像を入力とした場合の方が、位相最適化過程後半の画像（図中（b））を入力とした場合よりも大きい。この理由としては最適化初期段階においては構造形態が未分化で明確な位相が発現されていないためであると考えられる。

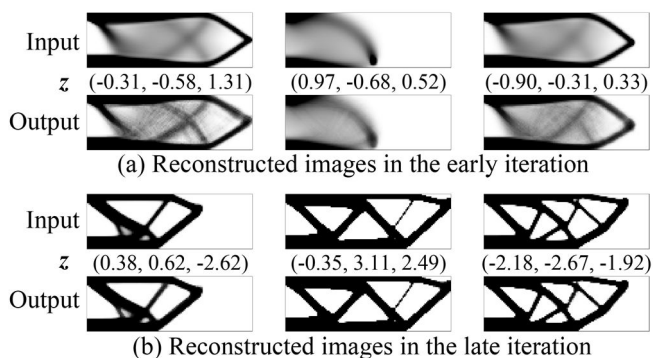


図4 学習後のVAEに対する入出力画像

(2) 潜在変数空間への構造境界条件の反映

学習後のエンコーダにテストデータを入力した場合の出力である潜在変数値の分布を図5(a)に示す。プロットでは、図5(b)のようにテストデータそれぞれの構造境界条件である支持点の位置を9か所に分け、それぞれに応じた色を割当てている。学習データには構造境界条件が含まれていないにもかかわらず、潜在変数空間での分布はこれらを反映したものとなっており、たとえば支持点が外方に位置する場合（ラベル3, 6, 9）、 z_1 - z_3 空間でも隣接する位置にあることが確認された。また、このような分布の偏りは、潜在変数空間の周辺部で顕著であることがわかる。

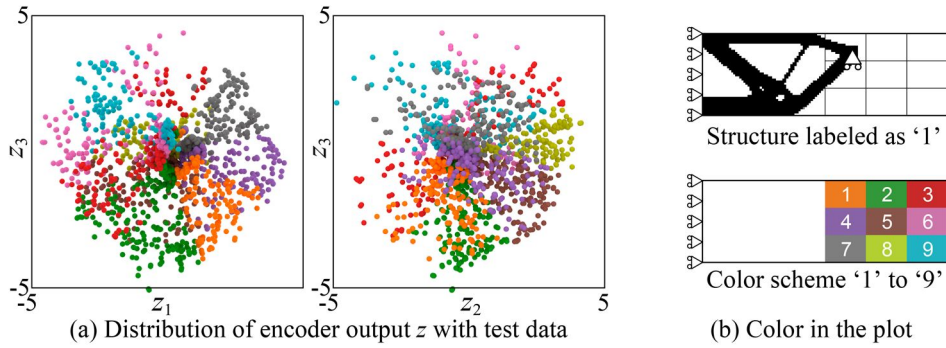


図5 テストデータに対するエンコーダ出力

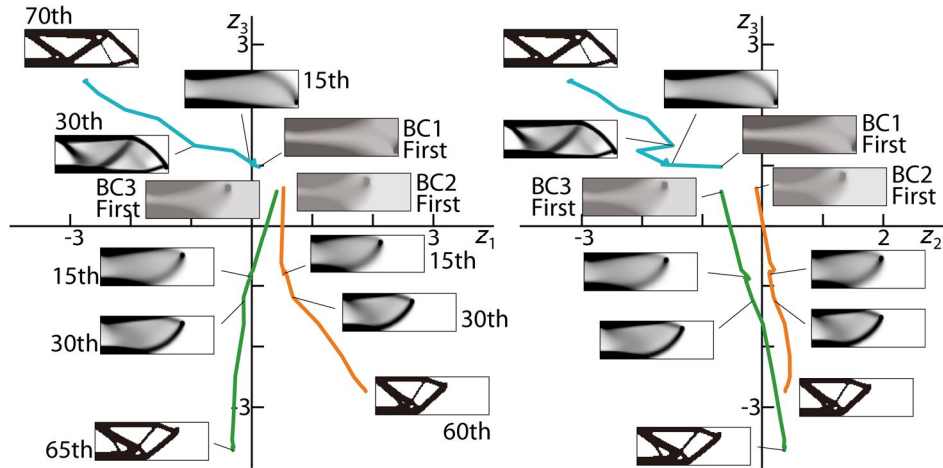


図6 形状更新に伴う潜在変数空間内の軌跡

(3) 潜在変数空間での形状更新の推移

図6は、3つの境界条件（BC1、BC2、BC3）に対する位相最適化過程での形状更新の推移を表す画像（5ステップごと）をそれぞれエンコーダに入力した際の潜在変数値（ z_1, z_2, z_3 ）を、位相最適化の進行にともなう潜在変数空間内の軌跡として示したものである（形状更新中の密度分布画像は一部のみを示している）。どの境界条件の場合も形状更新にともなってエンコーダ出力は原点付近から周辺部へ移動していることが確認された。また、類似の位相をもつが支間長が異なる境界条件BC2、BC3は、潜在変数 z_2, z_3 はほぼ同じ値をとり、支間長の差は z_1 の値の差として表現されていることがわかる。

(4) 結論

変分オートエンコーダを用いた学習によって、様々な構造境界条件に対する位相最適化過程の形状が3次元の潜在変数に次元圧縮できることがわかった。また、学習後のエンコーダ、デコーダには、位相最適化過程の特徴が表現されており、このネットワークは力学的モデルをもたずに構造形状を生成することができる。すなわち力学的解析なしに構造パターンを想起する能力である力学的感性のモデルといえるものである。現時点では力学的感性の客観的説明は行えていないが、今後、ネットワークの観察を進めることで、力学的感性に関する知見が得られると考えている。また、今回は形状のみに着目したが、構造内部の力学的負荷の分布も同様の手法によって学習することでその特徴を抽出可能となることが期待できる。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計1件（うち査読付論文 1件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 Hira Toshio, Iida Kenichi	4. 巻 -
2. 論文標題 A Consideration of Mechanical Kansei: Latent Representation of Topology-Optimized Structures in Variational Autoencoder	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)	6. 最初と最後の頁 1959-1962
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.23919/ICCAS55662.2022	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計5件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 0件）

1. 発表者名 平 俊男・飯田賢一
2. 発表標題 位相最適化形状生成過程に注目した力学的感性のモデル化
3. 学会等名 日本機械学会関西支部第99期定時総会講演会
4. 発表年 2024年

1. 発表者名 平 俊男・飯田賢一
2. 発表標題 深層学習アプローチによる力学的感性のモデル化
3. 学会等名 日本機械学会2023年度年次大会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 平 俊男・飯田賢一
2. 発表標題 深層学習アプローチによる力学的感性の視覚化
3. 学会等名 日本機械学会2022年度年次大会
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 平 俊男・飯田賢一
2. 発表標題 力学的感性のモデル化（変分オートエンコーダの利用による潜在変数空間の可視化）
3. 学会等名 日本機械学会関西支部第98期定時総会講演会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 平 俊男
2. 発表標題 力学的感性の視覚化（深層学習アプローチによる形状特徴抽出）
3. 学会等名 日本機械学会関西支部第97期定時総会講演会
4. 発表年 2022年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
---------------------------	-----------------------	----

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------