

令和 3 年 6 月 24 日現在

機関番号：33924

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2017～2020

課題番号：17K00737

研究課題名（和文）ロバスト最適化と深層学習に基づく顧客の多様性を考慮した頑健な製品意匠設計法

研究課題名（英文）Robust aesthetic design for customers with divers kansei

研究代表者

小林 正和（Kobayashi, Masakazu）

豊田工業大学・工学部・准教授

研究者番号：40409652

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,600,000円

研究成果の概要（和文）：本研究では、顧客の感性にばらつきがあっても、すべての顧客が満足できる製品意匠を生成するために、ファジークラスタリングとタグチメソッドおよび、多目的遺伝的アルゴリズムに基づく、ロバスト最適意匠設計法を構築した。ケーススタディでは、100名の被験者を対象に、自動車のフロントマスクの設計に提案手法を適用し、提案手法を用いることで、顧客間の選好のばらつきを抑えつつ、すべての顧客が高い選好を示す製品意匠を導出することができた。本研究では、感性工学における深層学習の適用可能性についても研究を行い、深層学習を用いることで、製品意匠と選好の対応関係を学習、推論できることや、選好の理由を分析できることを示した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

提案手法を用いることで、デザイナーの知識・経験に基づくのではなく、顧客の声（アンケート）に基づく製品意匠設計が可能になった。また、提案手法は、顧客の感性のばらつきの影響を低減することができるため、工業製品のように多数の顧客を対象とする製品にも適用可能な点が新しい。感性工学における深層学習の適用については、その適用可能性を示した点に加えて、大量のアンケートに回答しなければならないという顧客の負担や、選好や印象の評価を学習データにすることによって生じる学習データの不確実性、不正確性など、今後考慮すべき課題を明らかにした点が新しい。

研究成果の概要（英文）：In this study, a robust optimal design method based on fuzzy clustering, the Taguchi method, and a multi-objective genetic algorithm was proposed to generate product aesthetics that satisfy all customers even if their Kansei is diverse. In the case study, the proposed method was applied to a design of a car front face for 100 subjects. The results shows that the proposed method can generate the design that was highly preferred by all customers while minimizing the variation of preference among customers.

The applicability of deep learning in Kansei engineering was also investigated, and it was shown that deep learning can learn and infer the relationships between product aesthetics and customer preferences, and can analyze the reasons for customer preferences.

研究分野：設計工学

キーワード：感性工学 意匠設計 ロバスト設計 多目的最適化 クラスタリング 深層学習

1. 研究開始当初の背景

技術の成熟化に伴い、近年の製品開発では、性能や機能性での差別化は困難になってきており、意匠性や快適性などの人間の感性に評価を依存する品質による差別化が求められている。人間の感性という抽象的な対象を定量的に扱うために、感性工学の研究分野では、SD法 (Semantic Differential 法) を初めとする各種感性評価手法が提案され、多くの事例に適用されている。また、感性を定量的に評価するだけでなく、人間の感性に評価を依存する品質である製品の意匠性の設計を支援するための研究も行われており、その例として、対話型縮約進化計算やニューラルネットワーク、ラフ集合理論を用いた設計支援法などがある[1][2][3]。これらの設計支援法では、評価者の感性評価と製品の意匠形状の関連性を対話型縮約進化計算やニューラルネットワーク、ラフ集合理論を用いて明らかにすることで、評価者が感性的に好ましいと感じる意匠形状を創出する。また、一般に感性は人それぞれであり、すべての評価者が好ましいと感じる意匠形状を創出することは困難であるが、評価者ができるだけ満足できるように、評価者の感性の類似性に基づいて評価者をクラスタリングし、クラスタごとに製品を作り分ける方法も研究されている。

一般に、量産を前提とした製品を対象に感性評価に基づく意匠設計を行う場合、多様な感性を持つ顧客に対応するために複数の評価者による感性評価が行われるが、多くの方法では複数の評価者の評価結果は集約されて用いられるため、評価者ごとの感性の差異は均されてしまう。その結果、意匠設計は「平均的な評価者」に対して行われ、創出された製品意匠はすべての評価者に対して少しずつずれたものとなってしまふ。先に挙げたように、評価者を感性の類似性に基づいてクラスタ化する方法[4]も提案されているが、この方法であってもクラスタ内での平均化は避けられない。この問題は特定の顧客を対象としたオーダーメイド製品の設計以外では避けられない。

一方で、近年、深層学習が注目されており、コンピュータービジョンや音声認識、自然言語処理、自動運転、ゲームなど、幅広い分野に適用され、多くの成果を挙げている。感性工学の分野においては、その利用が試みられつつあるものの、その有効性や利用にあたって解決すべき問題点などが十分に明らかになっていないのが現状である。

2. 研究の目的

本研究では、工業製品のように多数の顧客を対象とした製品を考えたときに、顧客の感性にばらつきがあっても、すべての顧客が満足できるような製品意匠を生成するために、ロバスト設計の考え方を意匠設計に導入し、多目的最適化と組み合わせることで、顧客間の選好のばらつきを抑えつつ、すべての顧客が高い選好を示す製品意匠を導出することのできるロバスト最適意匠設計法の検討を行う。

一方で、感性工学における深層学習の適用についても研究を行い、適用可能性を検証し、今後の研究において考慮すべき問題点を明らかにする。

3. 研究の方法

本研究は、(1)ロバスト最適意匠設計法の検討と(2)感性工学における深層学習の適用可能性の検証の2つのテーマに分けることができる。以下にテーマごとの研究方法を記す。

(1)ロバスト最適意匠設計法の検討

まず初めに、ロバスト最適意匠設計法の構築を行う。ロバスト最適意匠設計法はファジークラスタリングとタグチメソッドおよび、多目的遺伝的アルゴリズムという3つの方法に基づいており、既存製品に対する選好と印象のアンケート結果に基づいて顧客のクラスタリングを行い、タグチメソッドを用いて顧客間の選好のばらつきを定量化することで、顧客の選好の高さと、選好のばらつきを目的関数として扱い、クラスタごとに最適な製品意匠の設計を行う。

次に、提案手法の有効性を検証するために、100名の被験者を対象に、自動車のフロントマスクの設計に提案手法を適用する。

(2)感性工学における深層学習の適用可能性の検証

まず初めに、製品画像とアンケートにより収集した製品に対する顧客の選好の対応関係を畳み込みニューラルネットワーク (CNN) に学習させることで、深層学習を用いて顧客の選好を学習できるかどうかの検証を行う。次に、クラス活性化マッピング (CAM) と呼ばれる、推論結果の理由を分析する手法を用いて、CNNがある製品画像に対して「顧客が好ましいと感じる」と推論した際に、なぜそのように推論したのかを分析することで、CNNを用いた顧客選好の推論について理解を深める。

4. 研究成果

(1)ロバスト最適意匠設計法の検討

構築した提案手法を用いて 100 名の被験者を対象に、自動車のフロントマスクの最適設計を行った結果を以下に記す。

まず初めに被験者に対して実施したアンケートの結果に基づいて、被験者のクラスタリングを行った。図 1 にクラスタリングの結果を示す。図中の x 軸, y 軸は主成分分析の結果得られた第 1 主成分と第 2 主成分を表している。凡例に示すように、本適用例では、100 名の被験者を 10 個のクラスタにクラスタリングした(ただし、クラスタ 7 は 1 人だけのクラスタとなったため、以降は取り扱わないこととする)。

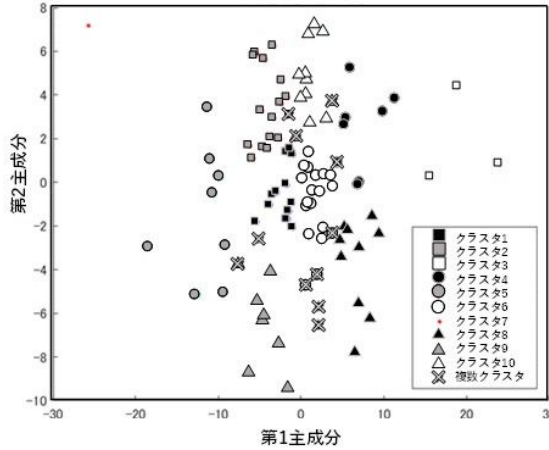


図 1：被験者のクラスタリング

次に、ニューラルネットワークを用いて、自動車のフロントマスクのデザインと被験者の選好および、選好のばらつきの間に対応関係を表現し、アンケート結果を用いてネットワークの学習を行った。最適化はクラスタごとに実施するため、ネットワークの学習はクラスタごとに実施した。最後に、被験者の選好の高さと、被験者間の感性のばらつきを目的関数として、多目的遺伝的アルゴリズムを用いて、クラスタごとに最適な意匠を決定した。被験者の選好の高さと、被験者間の感性のばらつきの評価には、先に学習させたニューラルネットワークを用いる。図 2 は、クラスタ 1 の最適化の結果を表している。x 軸は選好の高さ、y 軸は被験者間の感性のばらつきを表しており、この 2 つの目的関数は相反する関係にあることが分かる。本適用例では、図 2 に示すように、求められたパレート最適解の中から、赤色の点で表される設計案を最終的にクラスタ 1 の最適解として採用した。図 3 にこの最適解が表すフロントマスクのデザインを示す。

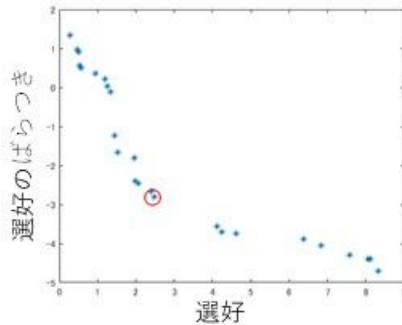


図 2：クラスタ 1 の最適化結果 (目的関数の値)



図 3：クラスタ 1 の最適化結果 (得られたデザイン)

最後に、提案手法の有効性を検証するために、クラスタごとに得られた 9 個の最適解 (先述の

理由でクラス7は最適化を行っていないため、9個の最適解が得られている)すべてを被験者に評価してもらった。その結果、ほとんどのクラスにおいて、他のクラスの最適解よりも、自分のクラスの最適解の方が、より選好が高く、被験者間の選好のばらつきが低いことが分かった。

(2)感性工学における深層学習の適用可能性の検証

研究の準備段階として、椅子の画像を約 5000 枚収集し、被験者に選好 (好き or 嫌いの 2 段階) を評価してもらい、椅子画像を入力、被験者の選好を出力とする学習データを作成した。以降の検証はこのアンケート結果を学習データとして用いた。

まず初めに、上記の学習データを CNN に学習させることで、深層学習を用いて顧客の選好を学習、推論できるかどうかの検証を行った。検証用データに対して推論を実施した結果を表 1 に示す。被験者 1, 3 については各指標ともに比較的良好な結果が得られており、CNN を用いて顧客の選好を正しく学習、推論できていることが分かった。一方で、被験者 2 については被験者 1, 3 と比べて各指標が大幅に低かった。学習に用いた CNN の構造は同一のため、この結果は被験者 2 の評価が不正確 (評価が一貫していない) であったことに起因すると考えられる。また、アンケート終了後に被験者に聞いたところ、「5000 個の椅子画像を評価するのは大変」、「5000 個も評価していると、何が好きで、何が嫌いなのか分からなくなってくる」などの感想が得られた。このように本検証では、今後の研究において参考となる結果や感想が得られた。

表 1：性能評価

	精度	適合率	再現性
被験者1	0.806	0.858	0.833
被験者2	0.648	0.33	0.496
被験者3	0.823	0.949	0.853

次に、CAM の 1 手法である、Grad-CAM[5]を用いて、推論結果の分析を行った。Grad-CAM を用いると、CNN がある椅子画像を「好き」と推論した際に、椅子画像のどこに注目して「好き」と判断したのかを可視化することができる。図 4 に Grad-CAM の適用結果を示す。この図では、「好き」と関連の深い部位が赤く表示されている。図の左側の結果は、椅子の特定の部位が赤く表示されており、「好き」と判断した理由が可視化されている。一方で、右側の結果のように可視化が上手くいかない椅子も一定の割合で存在した。以上の結果から、CAM を用いることで、顧客がどの部位に注目してその製品を「好き」と判断しているのかを可視化できることが分かった。



図 4：Grad-CAM の適用結果

参考文献

- [1] 柳澤秀吉, 福田収一, 対話型縮約進化計算法を用いた感性設計, 日本機械学会論文集 C 編, 70 (694), 2004, pp.1802-1809.
- [2] Hsiao, S.W., Huang, H.C., A neural network based approach for product form design, Design Studies, 23 (1), 2002, 67-84.
- [3] 山田耕一, 諸我潮, 畦原宗之, ラフ集合と概念階層を用いた新規性を生み出すためのデザイン支援, 日本感性工学会論文誌, 11 (1), 2012, pp.17-26.
- [4] 山本康高, 吉川大弘, 古橋武, 感性データのデータ構造を基準とした個性による被験者のクラスタリング法の提案, 感性工学研究論文集, 6 (2), 2006, pp.27-32.
- [5] Selvaraju, R R., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D., Batra, D.: Grad-CAM: Why did you say that? Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization, International Journal of Computer Vision, 128, 2016, 336-359.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 2件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 2件）

1. 著者名 Masakazu Kobayashi	4. 巻 17(4)
2. 論文標題 Multi-objective Aesthetic Design Optimization for Minimizing the Effect of Variation in Customer Kansei	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Computer-Aided Design and Applications	6. 最初と最後の頁 690-698
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.14733/cadaps.2020.690-698	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

1. 著者名 Masakazu Kobayashi, Fumi Shibata	4. 巻 16(1)
2. 論文標題 Reuse of Kansei Evaluation Results for the Aesthetic Design of Different Types of Products	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Computer-Aided Design and Applications	6. 最初と最後の頁 150-160
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.14733/cadconfP.2018.16-20	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計4件（うち招待講演 0件/うち国際学会 2件）

1. 発表者名 長谷川峻己, 小林正和
2. 発表標題 感性のばらつきを考慮したロバスト最適設計手法の提案
3. 学会等名 Designシンポジウム2019
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Masakazu Kobayashi
2. 発表標題 Optimization of similarity indices among aesthetic elements for the recommendation system based on the evaluation history of various types of products
3. 学会等名 13th World Congress of Structural and Multidisciplinary Optimization（国際学会）
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 小林正和
2. 発表標題 顧客の感性のばらつきを考慮した多目的最適意匠設計
3. 学会等名 最適化シンポジウム2018 (OPTIS2018)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 Masakazu Kobayashi
2. 発表標題 Optimal design of product aesthetics considering variation of customers' kanesi
3. 学会等名 The Asian Congress of Structural and Multidisciplinary Optimization 2018 (国際学会)
4. 発表年 2018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