

CNNを用いた積層造形物における表面質感の印象推定

○今川航介[†], 都賀美有紀[†], 葛睿剛[†], 長田典子[†], 飛谷謙介[‡], 益山詠夢[§], 湯浅亮平^{||}, 田中浩也^{††}

[†]: 関西学院大学大学院理工学研究科

[‡]: 情報科学芸術大学院大学メディア表現研究科

[§]: 宮城大学事業構想学群

^{||}: 慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科

^{††}: 慶應義塾大学環境情報学部

k-imagawa92@kwansei.ac.jp

概要: 本研究では, 積層造形の過程で生じる造形痕 (以下, 積層痕) の表面質感に関する印象推定モデルを提案する. まず積層痕の質感印象に関する評価語を選択し, 主観評価実験により質感印象を定量化する. 次に積層痕画像から抽出される物理的特徴 (スタイル特徴) と評価値の関係を ResNet50 によりモデル化する. 構築したモデルで印象推定を行ったところ, すべての評価語について高い正の相関が得られたことから, CNN のスタイル特徴を使った積層痕質感の印象推定モデルの有効性を確認した.

<キーワード> CNN, 印象推定, 積層痕

1. はじめに

ものづくり分野において, 積層造形 (Additive Manufacturing) 技術が急速な発展を遂げている [1]. 積層造形は, 新素材の活用によって産業から個人に至る多種多様なニーズに応えるとともに, SDGs の推進にも寄与し得る [2].

素材を用いた製品開発では機能性に加え, 利用者に与える印象や感情, 感性価値が重要な要素となる [3]. 積層造形の過程で生じる表面の積層痕 (以下, 積層痕) は, 造形物の外観を悪化させるとして, 研磨・塗装などで除去する対象になる [4]. しかし, 積層痕が良いと評価されるものであるならば, その特徴を活かしたものづくりを展開することができる. そこで本研究では, 積層痕の表面から喚起される感性的な質感 (印象, 感情, 価値) を推定する方法を検討する.

2. 先行研究

質感と関連したテクスチャの解析に関する研究は, 古くから行われている [5][6][7]. また質感の感性的側面を扱う研究として, 衣服の柄の印象推定がある [8][9]. ここで ResNet50 の最終層を用いることで人の主観的印象と良く整合する結果が得られて

いる. その基盤となる流れは, Gatys らが VGG19 を用いて提案した画風変換アルゴリズムに端を発する [10]. Gatys らは画像のスタイル特徴 (グラム行列) を中間層から抽出しており, その後, Wang らは Softmax による平滑化手法を導入し, ResNet 系においてもスタイル転送のロバスト性を大幅に向上させた [11]. さらに, グラム行列の対称性に基づいて上三角成分のみを選択することで, 冗長性を除去しつつ埋め込みの次元を大幅に削減しても, モデルの精度を大きく損なわないことが報告されている [12]. スタイル特徴は画像の色やパターンといった質感的特徴を統計的に捉えた表現である.

本研究では, 積層痕の表面質感の印象推定を ResNet50 のスタイル特徴を用いて行う.

3. 提案手法

先行研究 [9] では, ResNet50 の最終層を利用して印象推定の有効性が示されているが, スタイル特徴を反映する中間層を活用することで, より質感や印象を的確に捉えられる可能性がある.

本研究では, ResNet50 の中間層を用いた印象推定モデルを構築し, その有効性を検証する. このとき中間層から抽出するグラム行列は, 上三角部分のみを利用する. 主観評価実験で得た評価値と,

積層痕の表面画像から抽出される物理的特徴との関係性から、モデル化を行う。提案手法の概念図を図1に示す。

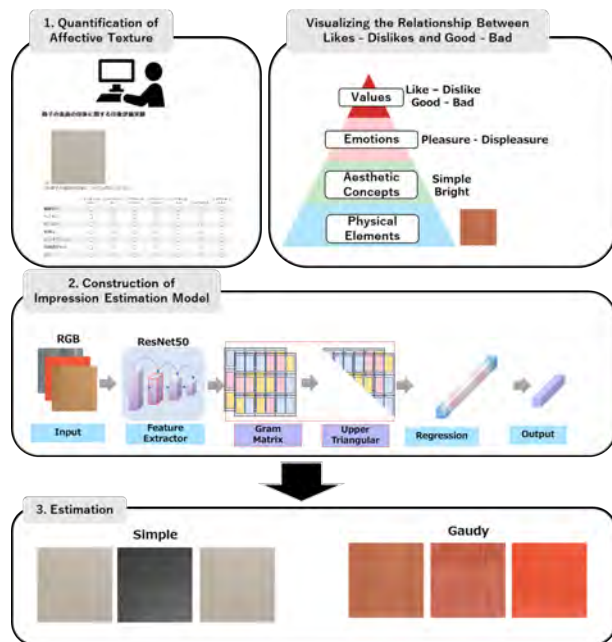


図1 提案手法の概念図

4. 感性評価の定量化

4.1. 画像データの収集

主観評価実験と印象推定モデル構築で必要となる画像データを作成した。積層造形された椅子(図2)[2]を2視点(真上・斜め)から撮影し、一部を切り出して表面質感の画像とした(図3)。十分なデータ量を確保するため、データ拡張(回転・平行移動)を行い、16種類の元画像×各2視点につき、元画像1枚+拡張8枚=計9枚、合計288枚の画像データを収集した。このうち、真上からの元画像を主観評価実験に用いる刺激とした。

4.2. 評価語の収集

積層痕の表面質感がどのような言葉で評価されるかを明らかにするため、評価語の収集および選定を行った。印象は、新海らの手法に従い選定した。具体的には、積層痕の表面質感を表現する語を自由記述によって収集し、評価語としての相応しさと意味の類似性をそれぞれ適合度評価と距離計測評価で明らかにした[13]。それらをもとに最終的に28語を印象の評価語として選定した。感情はコアアフェクト理論に基づき、“快-不快”と“覚醒-沈静”の二次元を指標とした[14]。価値は“好

き-嫌い”と“良い-悪い”の2項目とした、合わせて32項目を評価語とした。

4.3. 主観評価実験

主観評価実験を行った。70名の参加者(男性49名、女性21名、平均年齢45.6歳)に対して、画面に呈示された積層痕画像を観察し、積層痕に対する視覚的な印象(28語)は7件法で(1.全くあてはまらない~7.非常にあてはまる)、感情はアフェクトグリッドを用いた9段階で(1.不快~9.快、1.沈静~9.覚醒)[14]、価値は7件法(1.嫌い~7.好き、1.悪い~7.良い)について評価することを求めた。



図2 積層造形された椅子



図3 積層痕画像の例

得られた評価値をヒストグラムに変換して離散確率分布を算出し、これを表面画像の印象分布とした。印象分布は各刺激の評価者数で正規化した後、期待値に変換して印象推定モデルの教師データに用いた。

5. 印象推定モデルの構築

積層痕画像を入力として与え、中間層の特徴マップからスタイル特徴を算出する。スタイル特徴抽出後、次元削減としてグラム行列の上三角成分を

抽出し、線形回帰により各種評価値を予測する。

5.1. スタイル特徴の抽出

特徴マップ $\mathcal{X} \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$ を空間方向に展開し、得られた行列を $F = [f(1), \dots, f(N)] \in \mathbb{R}^{C \times N}$ とし、ここで $N = 512$ 、各 $f(k)$ は画素位置 k におけるチャンネルベクトルであるとする。このとき、グラム行列 $G \in \mathbb{R}^{C \times C}$ の各要素 (i, j) は式 (1) で与えられる。

$$G_{i,j} = \sum_{k=1}^N F_{i,k} F_{j,k} \quad (1)$$

ここで、 $G_{i,j}$ はチャンネル i, j ごとのスタイル特徴のスカラであり、 k は画素位置である。添字は $i, j \in 1, \dots, C, k \in 1, \dots, N$ とする。

スタイル特徴を算出した後に、上三角成分を抽出する。まず、マスク行列を式 (2) で定義する。次に、式 (3) で上三角部分 G_{upper} をグラム行列 G とマスク行列 M のアダマール積で算出する。最後に、式 (4) で上三角部分を一次元ベクトル v として取り出し、学習で用いる。

$$M_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{if } i < j, \\ 0 & \text{if } i \geq j \end{cases} \quad (2)$$

$$G_{\text{upper}} = G \odot M \quad (3)$$

$$v = [G_{\text{upper},i,j} \mid 1 \leq i < j \leq C] \in \mathbb{R}^{C(C-1)/2} \quad (4)$$

ここで、 \odot はアダマール (要素ごと) 積を表す。式 (4) の上限は C (チャンネル数) であり、グラム行列 G は $C \times C$ の行列である。

5.2. 学習手法

5-Fold 交差検証を用いてモデルの評価・学習を行った。学習する際の最適化手法には AdamW、損失関数は平均二乗誤差 (MSE)、評価関数は平均絶対誤差 (MAE)、転移学習として ImageNet を用いた。学習率は 0.001、バッチサイズは 64、エポック数は 100 に設定し、過学習対策として L2 正則化を加えた。

また、回帰問題を解くモデルを構築したので、最終層の Softmax 関数を恒等関数に置き換えた。

6. 結果・考察

6.1. 有効性の検証

学習データやモデル構造などを変更したモデルを複数構築し精度比較を行った。

表 1 中間層ごとの結果

中間層	精度
<i>conv2_block3</i>	0.930
<i>conv3_block4</i>	0.943
<i>conv4_block6</i>	0.868
<i>conv5_block3</i>	0.884

表 2 評価値と推定値の相関係数

評価語	手法 1	手法 2	手法 3(本研究)
温もり	0.960	0.955	0.982
明るい	0.933	0.930	0.989
木のような	0.969	0.939	0.979
メタリックな	0.896	0.961	0.971
もこもこ	0.813	0.888	0.923
繊維状の	0.841	0.855	0.962
粉っぽい	0.817	0.890	0.875
もろい	0.609	0.758	0.912
艶のある	0.642	0.831	0.904
手触りの良い	0.718	0.793	0.954
均一な	0.643	0.721	0.885
滑らかな	0.802	0.738	0.934
ざらついた	0.665	0.842	0.899
立体感のある	0.837	0.869	0.939
凹凸のある	0.894	0.842	0.939
派手な	0.910	0.958	0.970
ポップな	0.905	0.931	0.955
はっきりとした	0.887	0.927	0.952
繊細な	0.882	0.911	0.970
シンプルな	0.885	0.780	0.940
地味な	0.869	0.925	0.947
高級感がある	0.535	0.756	0.903
安っぽい	0.513	0.593	0.901
自然な	0.949	0.937	0.977
和風な	0.955	0.935	0.970
素朴な	0.873	0.897	0.960
古い	0.804	0.844	0.952
現代的な	0.955	0.909	0.973
覚醒-沈静	0.887	0.931	0.943
快-不快	0.832	0.833	0.958
好き-嫌い	0.769	0.704	0.929
良い-悪い	0.713	0.638	0.937
平均	0.818	0.803	0.943

モデルの有効性を検証するために、中間層を用いた手法 (手法 1)、中間層からスタイル特徴を抽出

表 3 印象の推定結果 (一部)

評価語		真上	斜め
明るい	上位		
	下位		
温もり	上位		
	下位		
現代的な	上位		
	下位		
自然な	上位		
	下位		
和風な	上位		
	下位		

(a) 上位 5 位

評価語		真上	斜め
粉っぽい	上位		
	下位		
均一な	上位		
	下位		
ざらついた	上位		
	下位		
安っぽい	上位		
	下位		
高級感がある	上位		
	下位		

(b) 下位 5 位

し、グラム行列を全展開して用いた手法 (手法 2)、および中間層から抽出したスタイル特徴に対してグラム行列の上三角成分のみを利用し、冗長性を低減した本研究の提案手法 (手法 3) を比較した。評価指標には、実測値と推定値との相関係数を用いた。本研究では、最も精度が高かった *conv3_block4* を手法 2 と 3 のモデルに共通して使用した (表 1)。

表 2 より、手法 1, 2, 3 を比較した結果、スタイル特徴を抽出し、上三角成分を用いる有効性が確認された。一方、手法 2 ではスタイル特徴で学習しているにも関わらず、手法 1 よりも精度が低い。その理由として、グラム行列が持つ高次元かつ膨大なパラメータがモデルの学習性能を悪化させる傾向があることが挙げられる。上三角成分を使用することで、スタイル特徴における重要な相関構造の情報は保持しつつ、モデルのパラメータ数を大幅に抑制できる。スタイル特徴の重要な情報を保持しつつ、冗長性を削減できる上三角成分の抽出が、本研究におけるスタイル特徴学習の有効な手段であることが示された。

上記から、本研究ではスタイル特徴をベースとした手法 3 を基に、評価語ごとの精度の比較を行った。

表 4 価値と感情の推定結果

評価語		真上	斜め
好き-嫌い	上位		
	下位		
良い-悪い	上位		
	下位		
覚醒-沈黙	上位		
	下位		
快-不快	上位		
	下位		

6.2. 評価語ごとの比較

表 2 より、手法 3 ではすべての評価語で相関係数が 0.80 以上を示し、全体として高い相関が得られた。評価語ごとの精度については、低次の印象において“明るい”や“温もり”など視覚に関わる評価語が高い一方で、“粉っぽい”、“均一な”、“ざらついた”といった触覚に関わる評価語は比較的低かった。本研究では積層痕画像を画面で見ても

価値を行ったため、触覚的な判断が困難であった可能性がある。高次の印象については、“現代的な”や“自然な”といった語が高かった。どの手法においても“安っぽい”や“高級感がある”といった語は他の語に比べて相関係数が低かったが、手法3では相関係数が0.90以上であり、他の手法より大幅に向上した。これらの語の相関が比較的低い理由は推定手法以外に由来する可能性が考えられる。積層痕を対象とした今回特有のものであるのか、評価対象に関わらず評価語の持つ特徴であるのかなど、主観評価値の分布との関係を含めて今後検討する。

構築したモデルの推定結果と積層造形物の表面画像との関係性を視覚的に確認する。推定精度が最も高い評価語と最も低い評価語における表面画像を上位・下位3枚ずつで示す(表3)。5-fold交差検証による比較で1番精度が高い結果を推定の対象とした。表3と4より、視点ごとの結果に変化が見られず、別視点で積層痕を見ても印象や感情および価値に差がないことを確認した。上位の評価語において、“明るい”は高彩度色の積層造形物、“温もり”は暖色の積層造形物を高く評価していることから積層造形物の物理的特徴を表す評価と一致した推定を行っているといえる。

表3と表4より、価値と感情の4語の上位の画像は“高級感がある”と“安っぽい(-)”, “粉っぽい(-)”, “現代的な”と関係があると示唆される。“好き-嫌い”の場合は、価値と感情の中で“覚醒-沈静”以外の2語とほとんど類似した結果が得られ、“高級感がある”の上位の積層痕と“現代的な”の積層痕と関係をしている。具体的には、浅黄色の積層痕は“好き-嫌い”の上位1位であり、“高級感がある”と“安っぽい(-)”, “現代的な”, 価値と感情においても上位下位に入っているため、これらの評価語は積層痕の好みに影響すると示唆される。赤色の積層痕は“明るい”や“現代的な”, “覚醒-沈静”においては非常に高いが、“好き-嫌い”においては下位3位である。特にこの積層痕は、非常に明るいため“明るい”と“覚醒-沈静”においては高いが、明るさが強いほど好まれない傾向がある。

本研究では、積層痕の表面から喚起される感性的な質感を良好に推定することができた。また、積

層痕の好みについても示唆が得られた。今後は、どのような物理的特徴が印象と感情、さらに価値に結びつくのかという価値構造についての心理的側面を明らかにする必要がある。新素材はその新規性ゆえに、それがどのように感じられるかを判断できるエキスパートの不在が想定される。したがって、新素材が感性的にどのように捉えられるのかとその繋がりによる価値構造を含めた推定は、ものづくりにおいて極めて有益であると考えられる。

7. まとめと今後の課題

本研究は、ResNet50の中間層を使用した積層痕の表面質感の印象推定を実施した。積層痕の画像と表面質感に関する評価語を32語収集し、印象評価実験により印象評価を定量化した。ResNet50の中間層を用いた印象推定モデルを構築し、積層痕の表面画像から得られる物理的特徴としてスタイル特徴(グラム行列)を抽出し、グラム行列の上三角成分を用いて線形回帰により積層痕の評価値を予測した。その結果、全ての評価語において主観評価値と推定値で高い相関を示した。よって、本モデルの有効性を確認した。

今後は、画像の物理特徴量と印象、感情、価値との心理的関係を明らかにすることで、価値構造を含めた推定手法の確立を目指す。

謝辞

本研究の一部は、JST COI JPMJCE1314 および、共創の場形成支援プログラム JPMJPF2111 の支援によって行われた。

参考文献

- [1] 高橋治輝, 宮下芳明: 熱溶解積層方式3Dプリンタを用いた表現と造形手法のデザインのためのパラメータ探索手法, インタラクション2018論文集, pp.135-144, 2018.
- [2] 益山詠夢, 大木智博, 田中浩也: 再生プラスチック材料を用いた3Dプリント椅子・ベンチの設計と製造実証, 4D Functional Fabrication 研究会, 2021.
- [3] 佐藤弘喜: プロダクトデザインの感性評価, 表面技術, vol.74, no.11, pp.569-574, 2023.
- [4] 高岸賢輔, 梅津信二郎: 3Dプリンタ造形物改質処理の画像による評価, 日本画像学会誌, vol.56, no.1, pp10-15, 2017.
- [5] 竹田悠哉, 横山想一郎, 山下倫央, 川村秀憲: 深層生成モデルを用いた衣服画像の印象に基づく操作に関する研究, 人工知能学会研究会資料 知識ベースシステム研究会, vol.27, no.3, pp73-82, 2020.
- [6] Y.Siddiqui, J.Thies, F.Ma, Q.Shan, M.Nießner, A.Dai: Texturify: Generating textures on 3d shape surfaces, Computer Vision-ECCV 2022, pp.72-88, 2022.

- [7] 白土寛和, 野々村美宗, 前野隆司: 肌質感を呈する人工皮膚の開発, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.73, no.726, pp.541-546, 2007.
- [8] N.Sunda, K.Tobitani, I.Tani, Y.Tani, N.Nagata, N.Morita: Impression estimation model for clothing patterns using neural style features, HCI International, pp.689-697, 2020.
- [9] 山下ののみ, 飛谷謙介, 都賀美有紀, 長田典子: マルチタスク CNN によるテクスチャ柄の階層型感性推定モデル, 電子情報通信学会技術研究報告, vol.123, no.433, pp.150-153, 2024.
- [10] L.A.Gatys, A.S.Ecker, M.Bethge: Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks, Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2414-2423, 2016.
- [11] P.Wang, Y.Li, N.Vasconcelos: Rethinking and Improving the Robustness of Image Style Transfer, Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pp.180-188, 2021.
- [12] D.Goncalves, L.Liu, A.R.Magalhães: How big can style be? Addressing high dimensionality for recommending with style, arXiv preprint arXiv:1908.10642, 2019.
- [13] K.Shinkai, I.Tani, K.Tobitani, M.Toga, N.Nagata: Impression estimation model for suit styles using CNN features, International Workshop on Frontiers of Computer Vision, PS1-5, 2022.
- [14] J.A.Russell: A circumplex model of affect, J. Pers. Soc. Psychol., vol.39, no.6, pp.1161-1178, 1980.

今川航介: 2024 年 3 月関西学院大学理工学部人間システム工学科卒業。現在同大学大学院理工学研究科修士課程在学中。感性情報学および深層学習に関する研究に従事。

都賀美有紀: 2015 年立命館大学大学院文学研究科修了。2016 年立命館大学総合心理学部特任助教。2021 年関西学院大学工学部・感性価値創造インスティテュート研究特任助教。専門は認知心理学。

葛睿剛: 2019 年足利大学大学院理工学研究科修士課程修了。DHgate Group 社 AI リサーチエンジニア。2025 年秋田県立大学大学院システム科学技術研究科博士後期課程修了。2025 年より関西学院大学工学部・感性価値創造インスティテュート研究特任助教。専門は深層学習, 画像処理, 大規模言語モデル。

長田典子: 1983 年京都大学理学部数学系卒。同年三菱電機(株) 研究員。1996 年大阪大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。2003 年より関西学院大学理工学部情報科学科助教授, 2007 年教授。2020 年感性価値創造インスティテュート所長。専門は感性工学, メディア工学等。

飛谷謙介: 2002 年早稲田大学理工学部応用物理学科卒業。2004 年岐阜県立情報科学芸術大学院大学 (IAMAS) 修士課程修了。JST 地域結集型共同研究事業特別研究員。2010 年岐阜大学大学院理工学研究科博士後期課程修了。同年岐阜大学産官学融合本部研究員。2014 年関西学院大学理工学部・感性価値創造インスティテュート特任講師。2020 年長崎県立大学情報シス

テム学部准教授。2024 年岐阜県立情報科学芸術大学院大学 (IAMAS) 准教授。専門は感性工学, コンピュータビジョン。

益山詠夢: 2002 年 AA School インターメディアート学部卒業。同年 AA School 建築学科修士課程修了。2011 年 Oxford Brookes 大学建築学部講師, 2013 年 Central Saint Martins, London 美術大学建築学部講師を歴任。2015 年より慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科特任講師, 2021 年特任准教授。2023 年より宮城大学事業構想学群価値創造デザイン学類准教授。専門はプロダクトデザイン, デジタルファブリケーション。

湯浅亮平: 2012 年千葉大学大学院工学研究科デザイン科学専攻修了。2018 年慶應大学 SFC 研究所客員研究員。2022 年慶應義塾大学大学院政策・メディア研究科特任助教, 2023 年特任講師。専門はデザイン工学, デジタルファブリケーション。

田中浩也: 1998 年京都大学総合人間学部卒業。2000 年京都大学人間環境学研究科修了。2003 年京都大学情報学研究科 COE 研究員。2004 年東京大学生産技術研究所助手。2013 年慶應義塾大学環境情報学部准教授, 2016 年教授。専門はカラーテクスチャ, デジタルアーカイブズ。