



# ハイトマップ画像特徴量に基づく 表面テクスチャの触感推定手法の複数素材における検証

中西大樹<sup>1)</sup>, 菅原敬<sup>2)</sup>, 中島友則<sup>2)</sup>, 栗田雄一<sup>1)</sup>

1) 広島大学 先進理工系科学研究科 (〒 739-8527 広島県東広島市鏡山 1 丁目 4 番 1 号,  
{hirokinakanishi, ykurita}@hiroshima-u.ac.jp)

2) 三井化学株式会社 (〒 299-0265 千葉県袖ヶ浦市長浦 580-32,  
{Kei.Sugawara, Tomonori1.Nakashima}@mitsuichemicals.com)

**概要:** 本研究は、素材情報を考慮しつつ、ハイトマップ画像情報を利用した表面テクスチャの触感予測が可能か調査した。表面テクスチャをハイトマップ画像に変換し、その画像特徴量に加えて素材情報を入力として触感予測を行った。その結果、素材情報を考慮しつつ十分な精度で触感予測が可能であると判明した。本手法により、設計者が素材情報を考慮して製品の表面テクスチャを最適化することに役立つと期待される。

**キーワード:** 触感予測, 表面テクスチャ, ハイトマップ画像

## 1. はじめに

製品の表面テクスチャは、製品の見た目や機能性だけでなく、触感にも影響を与えるため、エンジニアリングやデザインの観点から重視されている。表面テクスチャの触感がユーザの製品評価に与える影響は、従来より自動車のインテリア、家電、家具、化粧品ケース、文具、食器やパッケージなど様々な場面で実証されている [1, 2, 3]。こうした、性能・機能と異なり、質感から得られる満足感や幸福感を含むユーザーと製品との間の感情的な結びつきは感性品質と呼ばれ、消費が確立されており機能性が成熟した商品において、競合に対する付加価値として重視される [4]。そこで感性品質に基づいて製品を開発するために用いられる手法として感性工学が提案されており [5]、表面テクスチャの触感においても感性工学に基づいた開発手法が研究されてきた。触感に基づいた製品開発は、設計、試作、触感評価の順番で行われ、触感評価では製品を被験者に評価してもらう手法が一般的である。しかし、試作には時間とコストが掛かり、また被験者実験を行い触感評価を行うことは非常に手間である。そこで感性工学のアプローチを利用し、設計における 3D データから触感を定量的に推定する手法が従来より複数提案されている [6, 7, 8]。特に、Elkharraz[9] が提案したハイトマップ画像特徴量と機械学習を用いた手法は、複雑な表面テクスチャ形状に対して計算負荷が小さくかつ高精度に触感予測が行える。しかしながら、本手法は複数素材を用いて検証されていないという課題がある。そこで、本研究では画像特徴量と素材情報の両者を考慮して、触感の予測が可能か調査した。

## 2. データセットの作成

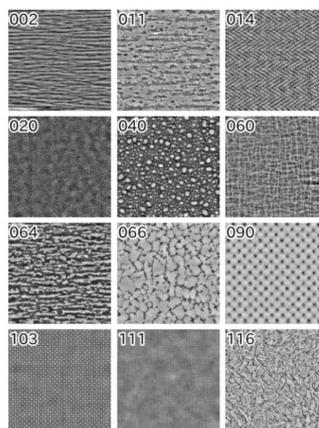
### 2.1 触感サンプルの作成

本研究はハイトマップを用いて触感サンプルを作成した。ハイトマップは、各ピクセルが表面上の特定の点の高さを表

す画像であり、表面テクスチャ形状を表現するデータ形式として知られる。本研究においては、一般的なハイトマップデータベースである Pertex[10] と、シボとして皮シボおよび梨地のハイトマップ 14 種から、図 1 に示すハイトマップ 19 種類を選定した。これらのハイトマップは 1024 × 1024 pixel、256 段階の輝度値で表現される。素材として、硬さの異なる 3 種類のエラストマーを用いた。表 1 に、素材 3 種の貯蔵弾性率を提示する。

選択した 19 種の各ハイトマップに対して素材の異なる 3 種類（硬、中、軟）のサンプルを作成し、合計 57 個のサンプルを作成した（図 2）。サンプルサイズは 50 × 50mm に設定した。ハイトマップから金型を作成し、プレス成形によりテクスチャが転写されたシートを作成し、ポリプロピレン板上に貼り付けるという手順により、サンプルを作成した。

### - Pertex



### - シボ

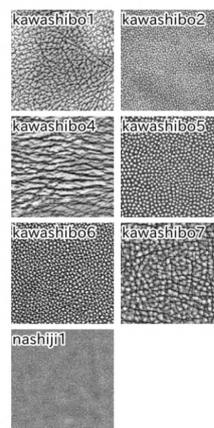


図 1: 選定したハイトマップ 19 種

表 1: エラストマーの貯蔵弾性率

硬さ種類	貯蔵弾性率 $G'$ [MPa] (1Hz, 25°C)
軟	4
中	14
硬	100

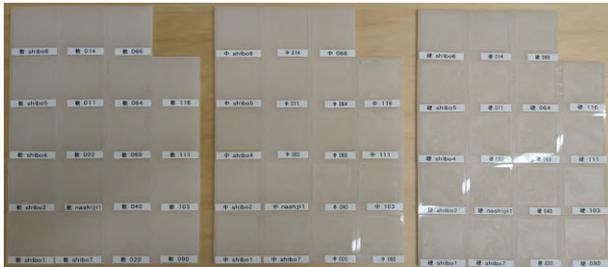


図 2: 作成した 57 個のサンプル

### 2.2 触感評価実験

健常な 20 代～50 代の一般成人 32 名 (男性 29 名, 女性 3 名) の協力の下, 触感評価実験を実施した. 評価タスクとして, 参加者は利き手示指でサンプルに触れ, 5 対の形容詞による 7 段階の SD アンケート (図 4) に基づいて試料を 1 つずつ評価した. この際, 図 4 に示すように, 各形容詞項目ごとに適した触り方を指定し, 加えて写真で提示した用途に触れることを想定しながら評価を行ってもらった. 図 3 は実験の様子であり, 視覚情報はアクリル板または暗幕により遮断し, 順序効果を打ち消すために提示順序をランダムにした. また, 評価タスクを 5 回行うごとに 30 秒間の休憩時間を設けた.

### 3. 実験結果の前処理

評価者感一致度としてクリッペンドルフのアルファ係数を算出した. 評価者感一致度とは, 評価値が被験者間でどれほど一致しているかを表す指標である. 算出した結果 (図 5) から, 硬さの一致度が低いことが分かった. これは指定した触り方である, 指で押す等の垂直的な触感評価では違いが感じられるほど, 今回のサンプルのテクスチャは十分な厚みで

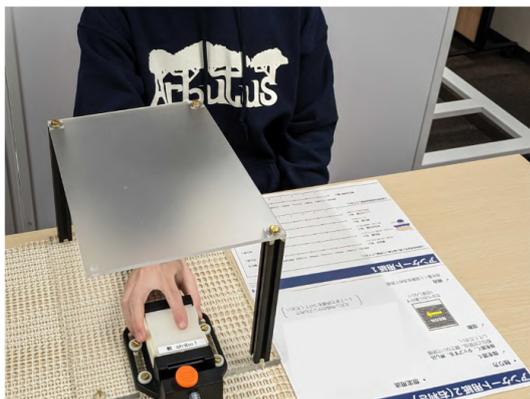


図 3: 実験の様子

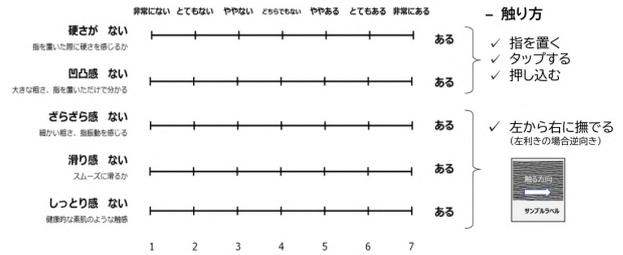


図 4: 7 段階の SD アンケート

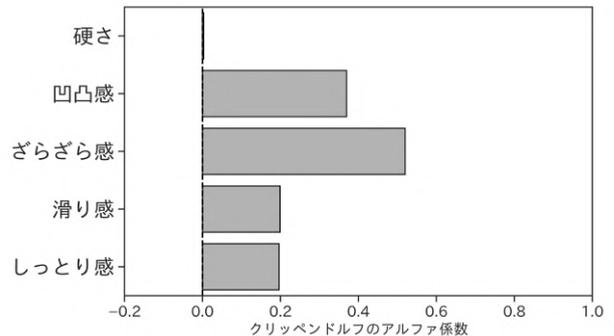


図 5: クリッペンドルフのアルファ係数

はなかったことが原因と考えられる. そのため, 以降の解析では硬さは除外する. また, 被験者ごとにスコアを最小値 1 ~ 最大値 7 で正規化した後に, テクスチャごとに SD スコアの平均値を算出した (図 6). 滑り感に素材の違いが最も大きく現れていることがわかり, その他の形容詞項目においてはそれほど大きく素材の違いは出ておらず, 主に形状による違いが触感評価に影響していると思われる. 以降の解析では, この SD スコアの平均値を予測することを目的とする.

### 4. 触感予測手法

本研究では, Elkharraz の手法 [9] を参考に, 触感予測機を作成した. この方法は, 2 次元離散ウェーブレット変換で周波数分解を行った後, 画像特徴量を抽出し, 多重共線性を回避するため部分最小二乗回帰 (PLSR) を用いて触感を予測する (図 7). 今回は, 2 次元離散ウェーブレット変換については haar ウェーブレットとスケールングを用い, 周波数分解を適応した際には画像特徴量抽出に対角成分である  $LL1, HH1 - HHl$  を用いた. 画像特徴量は, 図 7 に示す

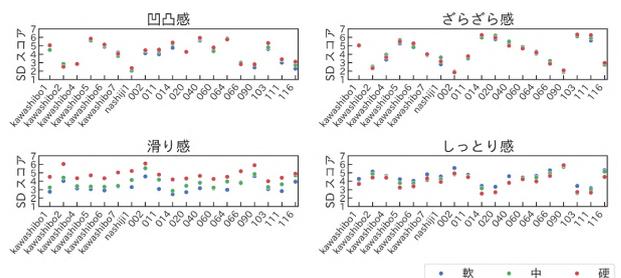


図 6: テクスチャごとの SD 評価平均値

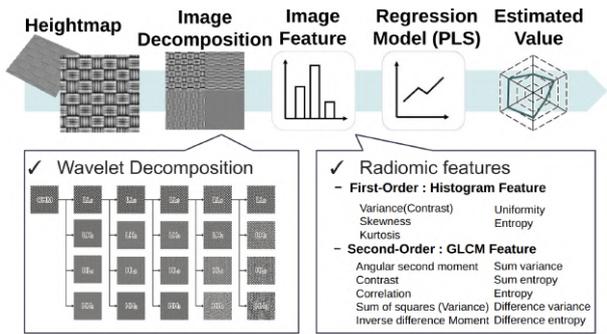
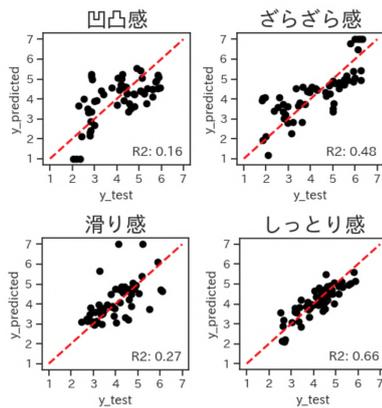


図 7: 予測手法



※ 目安

R2スコア	判断
< 0.0	とても悪い
< 0.1	悪い
< 0.1 - 0.3	普通
< 0.3 - 0.5	良い
< 0.5 - 1	とても良い

図 8: yy プロットと R2 スコア (素材ごとにモデルを分けた場合)

1次統計量と2次統計量 (GLCM Features : Gray Level Co-occurrence Matrix Features) を採用した。ただし、ビンニング処理は 256 段階で行い、GLCM は  $d = 1$  の場合の  $\theta = 0, 45, 90, 135[\text{degree}]$  の平均を算出した。これら特徴量の算出には Pyradiomics を用いた [11]。

### 5. 予測精度検証

前章の予測手法を利用して、触感予測精度検証を行った。検証は素材ごとにモデルを分けた場合と、素材の物理値を説明変数として入力した場合の2種類の精度検証を行った。

#### 5.1 素材ごとにモデルを分けた場合

本節では、各素材ごとにモデルを作成し、Nested Leave One Out Cross Validation により精度を評価した。評価指標は平均二乗誤差 (MSE : Mean Squared Error) を採用し、PLSR の潜在変数 1~15 を候補としたグリッドサーチによるパラメータチューニングを実施した。図 8 に最も MSE の低い周波数分解レベルの yy プロットと R2 スコアを示す。また、素材により違いが大きい形容詞項目である滑り感において、各素材の予測モデルを用いて異なる素材のテクスチャの触感を予測した場合の MSE を算出し、ウィルコクソンの順位和検定とホルム補正を用いて、予測モデル間で MSE の差を比較した (図 9)。

#### 5.2 素材の物理値を説明変数とした場合

本節では、説明変数として画像特徴量とともに素材の物理値を入力する予測モデルを作成し、Nested Leave One Out

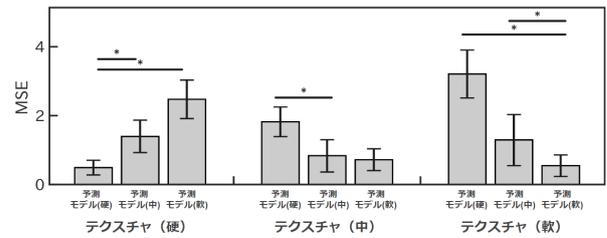


図 9: 滑り感におけるモデル間の検定

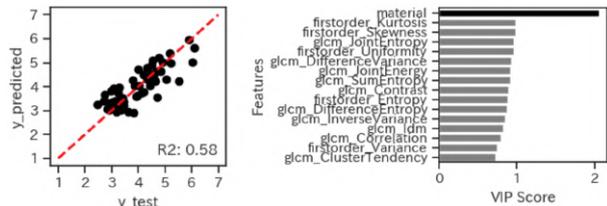


図 10: 滑り感の yy プロットと VIP の上位 16 変数 (素材の物理値を説明変数とした場合)

Cross Validation により精度を評価した。条件は、前節と同様である。この際、素材による違いの小さい形容詞項目については除外し、滑り感のみを解析対象とした。素材の物理値として貯蔵弾性率  $G'[\text{MPa}]$  (表 1) を採用し、画像特徴量とともに説明変数として回帰モデルに入力した。図 10 に yy プロットと R2 スコア、加えてモデル内の変数重要度 (VIP) を示す。

### 6. 考察

図 8 から一般的なテクスチャと複数の素材に対し、ハイトマップ情報から触感を十分な精度で予測できると分かった。図 9 より、そのテクスチャの素材に対応した、予測モデルを利用することにより、統計的に有意に予測精度が向上するとわかった。実際にテクスチャに予測モデルを適応した際の触感予測値を例示した図 11 を見ても、滑り感において各素材に合った予測モデルを使うことで正確に予測できていることがわかる。したがって、各素材ごとに学習した予測モデルを用意することで、より精度の高い予測が行えることが検証できたとと言える。

また図 10 に示すように、素材の物理値を入力した場合の、変数重要度 (VIP : Variable Importance in the Projection) を算出すると、素材の物理値の重要度が高いことが分かった。このため、画像特徴量とあわせて素材の物理値を入力すると、素材の物理値を考慮した触感予測モデルを作成できると言える。

### 7. おわりに

本研究では、素材情報を考慮しつつ、ハイトマップ画像情報を利用した表面テクスチャを触感の予測が可能か調査した。結果として素材情報を考慮しつつ、一般的なテクスチャに対して、ハイトマップを利用し触感を予測できると分かった。また、素材の物理値を説明変数に追加する事で、物理値を考慮した予測ができることも分かった。本手法に基づくこ

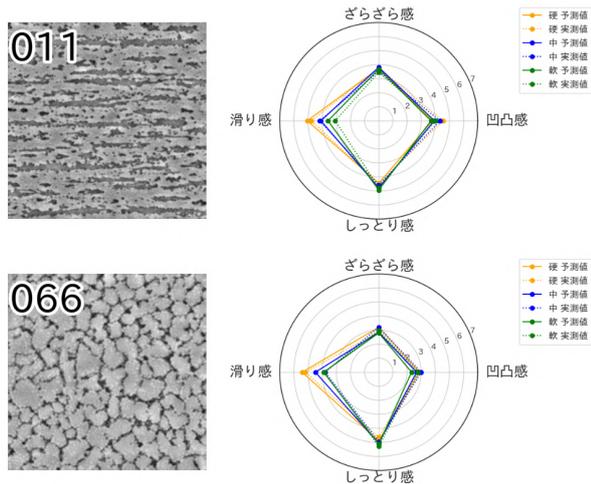


図 11: テクスチャの予測例

とで、設計者は素材の情報を考慮しつつ、触感に基づいて最適化された表面テクスチャを作成でき、より価値の高い製品を提供することに役立つと考えられる。

謝辞 本研究は、三井化学株式会社との共同研究により得られた成果である。

#### 参考文献

- [1] M. H. Yun, H. You, W. Geum, and D. Kong, "Affective evaluation of vehicle interior craftsmanship: Systematic checklists for touch/feel quality of surface-covering material," *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*, vol. 48, no. 6, pp. 971–975, 2004.
- [2] S. Ritnamkam and Y. Chavalkul, "The influence of textured surfaces of cosmetic packaging on consumers' feelings," *Environment-Behaviour Proceedings Journal*, vol. 1, pp. 123–131, Aug. 2016.
- [3] Q. J. Wang and C. Spence, "A smooth wine? haptic influences on wine evaluation," *International Journal of Gastronomy and Food Science*, vol. 14, pp. 9–13, 2018.

- [4] H. M. Khalid, "Embracing diversity in user needs for affective design," *Applied Ergonomics*, vol. 37, no. 4, pp. 409–418, 2006. Special Issue: Meeting Diversity in Ergonomics.
- [5] M. Nagamachi, "Kansei engineering: A new ergonomic consumer-oriented technology for product development," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 15, no. 1, pp. 3–11, 1995. Kansei Engineering: An Ergonomic Technology for product development.
- [6] S. Zhang, X. Zeng, D. Matthews, A. Igartua, E. RodriguezVidal, J. C. Fortes, and E. Van Der Heide, "Texture design for light touch perception," *Biosurface and Biotribology*, vol. 3, no. 1, pp. 25–34, 2017.
- [7] C. Tymms, E. P. Gardner, and D. Zorin, "A quantitative perceptual model for tactile roughness," *ACM Trans. Graph.*, vol. 37, oct 2018.
- [8] D. Akay, X. Chen, C. Barnes, and B. Henson, "Anfis modeling for predicting affective responses to tactile textures," *Human Factors in Ergonomics & Manufacturing*, vol. 22, pp. 269–281, 05 2012.
- [9] G. Elkharraz, S. Thumfart, D. Akay, C. Eitzinger, and B. Henson, "Making tactile textures with predefined affective properties," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 5, no. 1, pp. 57–70, 2014.
- [10] F. Halley, "Perceptually relevant browsing environments for large texture databases," 2012.
- [11] J. J. van Griethuysen, A. Fedorov, C. Parmar, A. Hosny, N. Aucoin, V. Narayan, R. G. Beets-Tan, J.-C. Fillion-Robin, S. Pieper, and H. J. Aerts, "Computational Radiomics System to Decode the Radiographic Phenotype," *Cancer Research*, vol. 77, pp. e104–e107, 10 2017.