



ハイトマップ画像特徴量を用いた 所望の触感をもつテクスチャの生成

Generation of Textures with Desired Tactile Qualities Using Height Map Image Features

金本拓馬¹⁾, 栗田雄一¹⁾

Takuma KANEMOTO and Yuichi KURITA

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 1-4-1,
{takumakanemoto, ykurita}@hiroshima-u.ac.jp)

概要: 人的・原材料・輸送コストの高騰やサステナビリティへの配慮から、試作を最低限に抑えながら品質を向上するためのデジタルツールへのニーズが高まっている。本稿では、ユーザが実現したい触感を持つテクスチャを生成する手法を提案する。実触感サンプルに対して官能評価実験を行うことでデータを収集し、ハイトマップ画像表現した表面形状の特徴量と触感情報を機械学習することで、触感推定モデルを構築した。構築した触感推定モデルを用いてハイトマップ画像を最適化することで、要求を満たす触感のテクスチャを生成できることを示した。

キーワード: 触覚, 触感推定, ハイトマップ, 機械学習

1. はじめに

製品の品質として性能や機能性が求められる一方で、近年は差別化を図るため製品の質感や美観といった感性品質に注目が集まっている。触覚が製品評価において視覚の次に重視されていること [1] や、製品触感が品質評価に対して影響を与えていること [2] など、製品触感の消費者行動への影響は先行研究の中でたびたび指摘されており、製品開発において触感デザインに対する要求が高まっている。しかしながら、触感デザインの追及には試作や触感評価などの面で多くのコストがかかる。そのため、人的・原材料・輸送コストの高騰やサステナビリティへの配慮から、試作を最低限に抑えながら感性品質を向上するためのデジタルツールへのニーズが高まっている。

試作を介することなく感性品質の向上を図ることが出来る手法として、表面形状データを用いた触感の定量的な評価が挙げられる。Elkharrz らは、表面形状をハイトマップ画像として表現し、テクスチャ特徴量 (一次統計量, 二次統計量) を用いて触感評価を行っている [3]。また、Yonehara らは、シボパターンにおける三次元表面性状パラメータと触感の関係性について調査しており、一部の表面性状パラメータを用いて回帰を行っている [4]。表面形状データは、設計段階の 3D モデルから十分取得可能である点から、製品の試作を行う必要がなく、こういった手法は実用性の高いデジタルツールとなりうる手法の 1 つである。しかし、従来の触感評価は、表面形状に対して、一方向的に触感評価を行うものが多く、設計者に対して形状が要求を満たす触感か否かを示すことは可能であっても、どのように設計を行うと良いかといった設計上の指針となるものではなかった。

そのため、複雑な依存関係にあると考えられる様々な触感の項目について、所望の触感を有するよう表面形状を最適化することができれば有用であると言える。

ここで、画像処理の分野に目を向けると、テクスチャ画像合成に関する研究は古くから行われており、Portilla と Simoncelli によって提案された人の視覚メカニズムに基づいたテクスチャ特徴量 (Portilla Simoncelli statistics 以下 PSS と略す) と、その特徴量を用いたテクスチャ生成がよく知られている [5]。PSS はマルチスケールマルチ指向性の線形フィルタによって得られた分解画像の組み合わせに対して得られるテクスチャ特徴量であるため、比較的明示的である。また、PSS は様々なテクスチャ画像を生成することができ、Portilla と Simoncelli は、PSS を同一にすることによって、元のパターンと視覚的には区別つかない新たなテクスチャ画像を生成できることを示している。そういった点から、PSS は視覚的なテクスチャ画像以外に対する活用も見られ、Murakami らは、PSS を用いて磁区パターン画像の定量的な評価およびテクスチャ構造の生成を提案している [6]。そこで、本稿では PSS を参考に、表面形状のハイトマップ画像から触感の推定を行うとともに、Portilla と Simoncelli による視覚的テクスチャの生成を参考に所望の触感を有するテクスチャを生成することを目指す。

2. 触感データセットの作成

2.1 ハイトマップ画像

触感データセットに用いるハイトマップ画像を既存のテクスチャデータベースである PerTex[7] から選定した。図 1 に選定した Height Map 画像 35 種類を示す。ハイトマップ

画像はサイズ 1024×1024 pixel, ビット深度 256 のグレースケール画像である. ハイトマップ画像を元に実触感サンプルを作製するにあたり, 実サンプルとの対応のため, サイズが 50×50 [mm], 高さが $0 - Z_{max}$ の範囲になるように, 式 (1) によるスケーリングを行った. このとき, n_x, n_y と x, y はそれぞれ変換前後のピクセル座標を示す. また, テクスチャの高さは触感に影響する可能性が高いと考えられる. そのため, 高さを定義する Z_{max} は $Z_{max} = 100, 200, 300$ [μm] の三種類とし, 計 105 サンプル分のハイトマップ画像を用いることとした.

$$\begin{cases} x = n_x \times \frac{50}{1023} \\ y = n_y \times \frac{50}{1023} \\ z(x, y) = h(x, y) \times \frac{Z_{max}}{255} \end{cases} \quad (1)$$

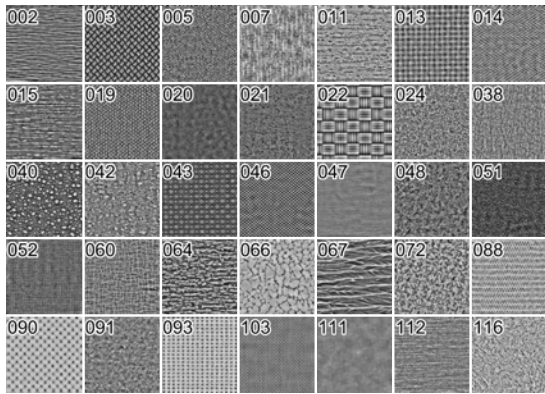


図 1: Pertex[7] から選定されたハイトマップ画像

2.2 実触感サンプル

選定したハイトマップ画像を元にレーザー加工機を用いて型を作成し, 硬質ウレタン樹脂を成型することで実触感サンプルを作製した. 用いたレーザー加工機の加工精度は最大 2540 pixel/inch である. サンプル表面にはアクリル系顔料を塗布した. 作製した実触感サンプルの例を図 2 に示す.

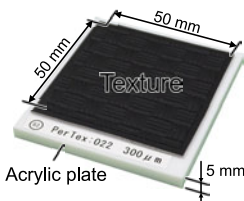


図 2: 実触感サンプルの概観

2.3 官能評価実験

実触感サンプルの触感を評価するため, 官能評価実験を行った. 実験の被験者は成人男性 10 名 (23.5 ± 1.3 歳, 右利き 9 人, 左利き 1 人) である.

評価タスクでは右手示指で触感サンプルに自由に触れ, 左手でタブレットを操作してアンケートに回答することを指示した. 触感評価アンケートには 7 段階の SD 法を用いた. 評価項目は従来研究 [8, 9, 10] を参考に触感を表す 5 対の形容詞対とした. 図 3 に用いたアンケートを示す. また, 触

感サンプルの視覚情報による影響を排除するため, 手元にアクリル板を設置した. 被験者に対する触感サンプルの提示順序は, 順序効果を打ち消すため, ランダムに設定した. 実験は被験者の疲労による影響を考慮し, 二日に分けて行った. 一日目に 50 サンプル, 二日目に 55 サンプルの評価タスクを実施した. また, 評価タスクを 5 回行うごとに一分間の休憩時間を設けた. 図 4 に実際の実験風景を示す.

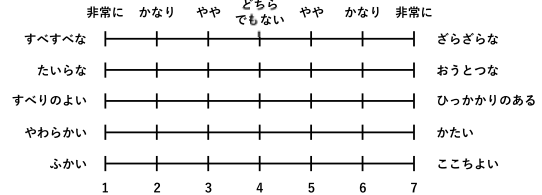


図 3: 官能評価実験に使用したアンケート



図 4: 実験風景

3. ハイトマップ画像と触感との関係のモデル化

3.1 触感推定手法の概要

ハイトマップ画像表現されたテクスチャとテクスチャを実際に触った際の触感の評価値についてその関係性を説明する触感推定モデルを作成した. ハイトマップ画像表現されたテクスチャに画像分解を施すことによって得られた画像群に対し, 特徴量を計算する. その後, 得られた特徴量を入力, 触感の評価値を出力とする回帰モデルを作成する.

3.2 Steerable Pyramid

本稿で用いる画像分解である Steerable Pyramid[11] について説明する. Steerable Pyramid はマルチスケール・マルチ方向の選択性を持つ画像分解手法であり, 分解画像を選択的に再構成することにより, 特定スケール・特定方向の成分を抽出した画像を再構成することができる. Steerable Pyramid による画像分解は分解方向 K と分解レベル N の二つのパラメータに制御される. Steerable Pyramid を実際にテクスチャハイトマップ画像に適用した例を図 5 に示す. 図 5 の画像分解時の分解方向 K と分解レベル N はそれぞれ $K = 4, N = 4$ である.

3.3 画像特徴量

Portilla-Simoncelli Statistics(PSS)[5] は人の視覚メカニズムに基づくテクスチャ特徴量であり, Steerable Pyramid を用いて計算されます. PSS は各分解画像の自己相関や, 異なるスケールや方向の分解画像の組み合わせ間の共分散, 元画像の一次統計量 (平均, 分散, 歪度, 尖度, 最大値, 最小値) など様々な特徴の統計量を含んでいます. Portilla と Simoncelli により, PSS を同一にするだけで, 元画像と視覚的には区別つかない新たな画像を生成できることが示

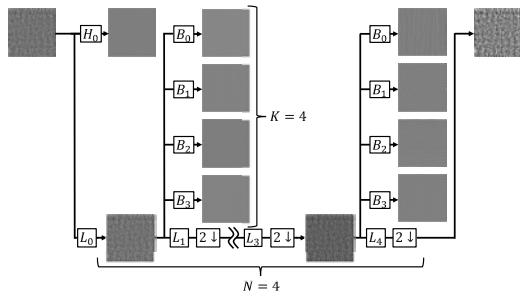


図 5: Steerable Pyramid による画像分解の一例

されており、PSSには元画像を再構成する上で十分な情報を含んでいると考えられる。そのため、触感に対するテクスチャ表現としても有用である可能性がある。本稿では、PSSを参考に、Steerable Pyramidによる各分解画像群の分散と自己相関を用いる。また、触感は画像の直流成分（表面高さの平均値）の影響を受けないと考えられるため、特徴量の計算前に入力画像に中心化を施した。

3.4 回帰モデル

本稿で、回帰モデルの学習に用いる前述の触感データセットはテクスチャのサンプル数が105であるのに対し、入力変数となる特徴量が非常に高次元であるため、多重共線性の問題が発生すると考えられる。そこで、多重共線性に対処するため、回帰モデルとしては、部分的最小二乗回帰（PLS回帰）[12]を用いた。

ヴェーバー・フェヒナーの法則として広く知られているように、触感をはじめとする心理的感覚量は刺激強度の対数に比例する。そこで、テクスチャ特徴量を回帰モデルに入力時、対数変換することとした。

4. 推定モデルの精度検証

4.1 実験条件

触感データセットの各触感評価値を目的変数とし、推定モデルの作成および精度検証を行った。Steerable Pyramidの分解方向 K と分解レベル N はそれぞれ $K = 4, N = 4$ を用いた。また、特徴量である自己相関を計算時にシフトする画素領域 M を $M = 9 \times 9$ とした。最適化時の計算コストを考え、入力画像には PerTex から選定したハイトマップ画像に高さ情報を反映し 256×256 pixel にダウンサンプリングした画像を用いた。

PLS回帰ではハイパーパラメータとして潜在変数の数を設定する必要がある。そこで、Nested cross validation を行った。内側のループ内でハイパーパラメータのチューニングを行い、外側のループで精度検証を行った。内側のループと外側のループにはともに leave one out cross validation を採用した。また、回帰モデルの誤差指標として式(2)で表されるMSEと式(3)で表される R^2 を算出した。また、潜在変数を設定する際には内側のループ内でMSEが最小となる潜在変数を設定した。

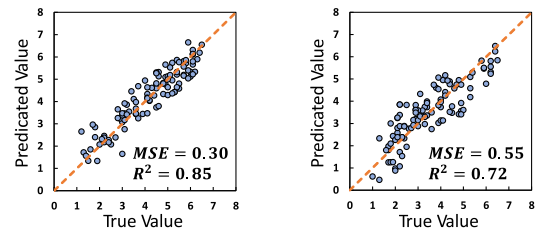
$$MSE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{2}$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \tag{3}$$

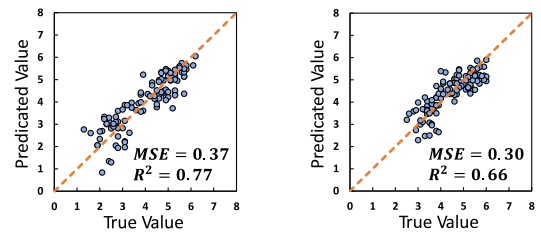
このとき、 m はテストデータの総サンプル数、 y_i と \hat{y}_i はそれぞれサンプル i の真値と予測値、 \bar{y} は y_i の平均値である。

4.2 推定精度

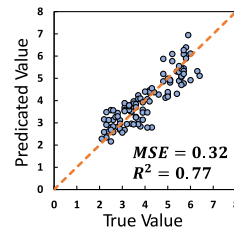
各触感評価項目について、観測値と回帰モデルによる予測値のプロットを図6に示す。また、各触感評価値を目的変数としたときの回帰モデルのMSEと R^2 を図6のグラフ上に記した。どの触感評価項目についても、 R^2 は0.6を超えており、良好に推定できていると考えられる。



(a) すべすべな/ざらざらな (b) たいらな/おうとつな



(c) すべりのよい/ひっかかりのある (d) やわらかい/かたい



(e) ふかい/こちよい

図 6: 触感推定モデルの推定精度（各触感評価項目の真値と予測値との比較）

5. テクスチャ生成

前述の触感推定モデルを用いて、所望の触感を有するテクスチャを生成する。入力されたデザインハイトマップ画像を、触感推定モデルによる予測値が所望の触感評価値と一致するように、最適化させることにより、所望の触感を有するテクスチャを生成する。よって、最小化するべき目的関数は次のように定義される。

$$f(I_H) = \sum_{j=1}^N (y_{j.tar} - \hat{y}_j(I_H))^2 \tag{4}$$

このとき、 N は最適化する触感評価値の数、 $y_{j.tar}$ は目標とする所望の触感評価値、 $\hat{y}_j(I_H)$ は触感推定モデルによる予測値である。

この目的関数 $f(I_H)$ を入力ハイトマップ画像 I_H について最小化する。最適化には Adam[13] を用いる。ここで、目的関数は、各触感評価項目ごとの目標値と推定モデルの推定値の差分平方和である。探索中に局所的な最小値にハマりにくくするため、更新量を決定する際に、触感評価項目を確率的に選択し、選択された触感評価項目から成る目的関数の勾配を更新に用いる。今回は、触感評価項目を等確率に、重複を許して6項分選択した。Adamの各パラメータは、 $\eta = 0.1, \beta_1 = 0.9, \beta_2 = 0.9, \epsilon = 1 \times 10^{-12}$ とした。

図7にテクスチャ最適化の一例を示す。各触感評価項目について、反復計算によって推定値が目標値に漸近していく様子が確認できた。

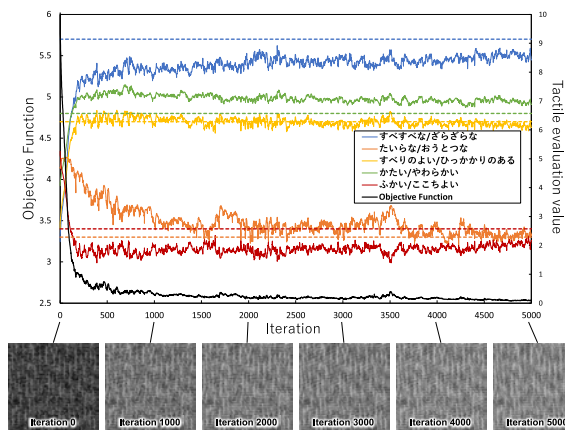


図7: 最適化による各触感評価値と目的関数の変化の一例 (同色の点線は、各触感評価項目の目標値)

6. 結論

ハイトマップ画像に基づいて所望の触感を有するテクスチャの生成手法を提案した。まず、ハイトマップ画像を用いて、実触感サンプルを作製し、官能評価実験により、触感データセットを作成した。その後、画像分解手法による特徴量を用いた触感推定モデルを構築し、精度検証を行った。そして、構築した触感推定モデルを基にハイトマップ画像の最適化を行うことで、所望の触感を有するテクスチャの生成が可能であることを確認した。

今後は、実際に今回提案したテクスチャの生成手法によって生成したテクスチャのハイトマップ画像に基づいた実触感サンプルを作製し、官能評価実験を行うことによって本手法の有効性検証を行っていく。

参考文献

[1] Hendrik NJ Schifferstein. The perceived importance of sensory modalities in product usage: A study of self-reports. *Acta psychologica*, Vol. 121, No. 1, pp. 41–64, 2006.

[2] Aradhna Krishna, Ryan S Elder, and Cindy Caldera. Feminine to smell but masculine to touch? multisensory congruence and its effect on the aesthetic experience. *Journal of Consumer Psychology*, Vol. 20, No. 4, pp. 410–418, 2010.

[3] Galal Elkharraz, Stefan Thumfart, Diyar Akay, Christian Eitzinger, and Brian Henson. Making tactile textures with predefined affective properties. *IEEE Transactions on Affective Computing*, Vol. 5, No. 1, pp. 57–70, 2013.

[4] Makiko Yonehara, Hirokazu Yoshino, Junya Tatsuno, Setsuo Maeda, and Hideki Kyogoku. Influences of whole-body vibration on roughness sensation. In *INTER-NOISE and NOISE-CON Congress and Conference Proceedings*, Vol. 249, pp. 4028–4037. Institute of Noise Control Engineering, 2014.

[5] Javier Portilla and Eero P Simoncelli. A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients. *International journal of computer vision*, Vol. 40, No. 1, pp. 49–70, 2000.

[6] Ryo Murakami, Masaichiro Mizumaki, Yusuke Hamano, Ichiro Akai, and Hayaru Shouno. Texture analysis of magnetic domain images using statistics based on human visual perception. *Journal of the Physical Society of Japan*, Vol. 90, No. 4, p. 044705, 2021.

[7] Fraser Halley, et al. *Perceptually relevant browsing environments for large texture databases*. PhD thesis, Citeseer, 2012.

[8] Lisako Nobuyama, Yuta Kurashina, Kei Kawauchi, Koji Matsui, and Kenjiro Takemura. Tactile estimation of molded plastic plates based on the estimated impulse responses of mechanoreceptive units. *Sensors*, Vol. 18, No. 5, p. 1588, 2018.

[9] Shogo Okamoto, Hikaru Nagano, and Yoji Yamada. Psychophysical dimensions of tactile perception of textures. *IEEE Transactions on Haptics*, Vol. 6, No. 1, pp. 81–93, 2012.

[10] Noritaka Kawasegi, Misato Fujii, Takaaki Shimizu, Noriaki Sekiguchi, Junji Sumioka, and Yoshiharu Doi. Physical properties and tactile sensory perception of microtextured molded plastics. *Precision Engineering*, Vol. 38, No. 2, pp. 292–299, 2014.

[11] Eero P Simoncelli and William T Freeman. The steerable pyramid: A flexible architecture for multi-scale derivative computation. In *Proceedings., International Conference on Image Processing*, Vol. 3, pp. 444–447. IEEE, 1995.

[12] Svante Wold, Michael Sjöström, and Lennart Eriksson. PLS-regression: a basic tool of chemometrics. *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, Vol. 58, No. 2, pp. 109–130, 2001.

[13] Diederik P Kingma and Jimmy Ba. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*, 2014.