



テクスチャの主観的触感を軸とした触覚情報の合成の検証

Verification of synthesized tactile information based on subjective tactile sensation of real textures

笠井 惇矢¹⁾, 石丸 嵩也¹⁾, 嵯峨 智¹⁾

Atsuya KASAI, Takaya ISHIMARU, and Satoshi SAGA

1) 熊本大学 (〒 860-8555 熊本県熊本市中央区黒髪 2 丁目 39 - 1 号)

概要: 近年, 機械学習を用いた触覚情報の生成が注目されている. 我々は Generative Adversarial Network を用いて触覚情報を学習し, 参照した触覚情報から得られた特徴を合成する事で触覚情報を生成する検証を行ってきた. 本稿では, 触覚情報の合成においてテクスチャの主観的触感を軸とした合成信号が触覚情報に与える影響を検証する.

キーワード: 触覚, 機械学習, GAN

1. はじめに

近年, 様々なアプローチの触覚ディスプレイが開発されており, 触覚ディスプレイを用いることで Virtual Reality (VR) 空間上のオブジェクトに触覚情報を付与するコンテンツ [1] も開発されている. VR 空間上のオブジェクトと触覚がリンクすることでユーザ体験の向上 [2] が期待されている. 触覚ディスプレイの一部では, 実際のテクスチャから収集した触覚情報を用いることで再現性の高い触覚提示を行っている. しかし, 触覚情報を用いたディスプレイはコンテンツ拡張の度に必要触覚情報を一から収集する必要があるという欠点も存在する. コンテンツで使用する触覚情報を全て収集することはコストや効率の観点から現実的ではない.

これまで我々は, 実空間上のテクスチャから触覚情報を収集するのではなく, 機械学習を用いて既存の触覚情報から未収集の触覚情報の代替えとなる触覚情報を生成する手法について研究し, 9 種類のテクスチャから構成されるデータセットを組み合わせることで参照した触覚情報とは異なる触覚情報の生成した. その過程で, 参照する触覚情報によって生成される触覚情報に現れる加速度の特徴が変化することが確認できた. 本稿では, 合成結果に表れる主観的触覚特徴の傾向を探るため, 訓練データとして使用しているテクスチャの主観的触覚特徴について調査した結果を報告する.

2. 触覚情報の合成手法

機械学習を用いた触覚情報の合成には加速度情報を用いる. 加速度情報は加速度センサを用いることで比較的容易に収集可能であり, 主に振動触覚を提示するディスプレイに使用されている.

機械学習手法として Generative Adversarial Network (GAN) [3] を用いる. GAN は敵対性ネットワークと呼ば

れ, 学習結果からデータ生成を行う Generator と生成されたデータを訓練データと比較・分類する Discriminator の 2 つのニューラルネットワークで構成される. Generator が生成したデータと訓練データの分類が困難になるように学習を進めることで訓練データに酷似したデータを生成する.

触覚情報の合成には Saga ら [4] が提案した GAN の学習モデルを使用する. この学習モデルでは音声情報の学習で結果を残している WaveGAN [5] のアルゴリズムを使用しており, 音声情報と同形式の時系列情報である加速度情報の学習において期待できる. また, Conditional GAN [6] のアルゴリズムを用いることで訓練データをラベリングし, 複数データの学習に対応している.

触覚情報の合成は, GAN の学習時に訓練データに割り振られたラベルを用いる. 使用する学習モデルでは GAN の学習においてラベルを条件ベクトル (One hot vector) で制御している. 訓練データの特徴を学習させた後, Generator のデータ生成において条件ベクトルを操作することで 2 つの特徴を合成した触覚情報を生成する. 本稿では式 1 に示すような, 参照したい訓練データのラベルを 2 つの合計が 1 となるように操作した条件ベクトル (Synthesis vector) を作成し触覚情報の合成を行った. これによって GAN が学習した訓練データの特徴を指定した割合で反映した触覚情報の生成を目指す.

$$\text{Synthesis vector} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.4 \\ 0 \\ 0 \\ 0.6 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (1)$$

3. 訓練データの主観的触覚の調査

これまでの研究から、Synthesis vector を用いた合成手法によって図 1 に示すように、既存の触覚情報からスペクトログラム特性の異なる新たな触覚情報が生成できることが確認できた。しかし、組み合わせによって生成結果に見られる訓練データの特徴が表れる割合が異なり、特徴の抽出が難しい場合も確認されている。

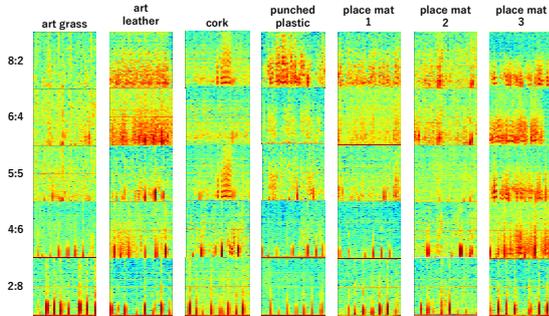


図 1: tile と各種訓練データを合成したスペクトログラム。全てのスペクトログラムは x 軸を表し、縦軸は周波数、横軸は時間を示す。

生成結果に表れる特徴の傾向を探るため、以前の研究で軸としていたスペクトログラム以外の特徴を模索する。本稿では訓練データとして使用しているテクスチャの触覚に注目する。Okamoto ら [7] は触覚を粗滑感、温冷感、硬軟感、乾潤感、粘着感の 5 つ要素に分類した。このうち、学習に使用する加速度情報において温冷感や乾潤感、粘着感は再現が難しい。よって、今回はテクスチャの持つ触覚の要素として粗滑感と硬軟感について検証を行う。

3.1 主観的触覚の評価実験

本実験では訓練データの主観的粗滑感と硬軟感を調査する。調査対象は訓練データを採取したリアルテクスチャと触覚ディスプレイを用いて再現したテクスチャの 2 つとする。実験に使用する触覚ディスプレイは Saga ら [8] が開発したタブレット装着型デバイスを使用する。

調査するテクスチャは Saga ら [4] が提案したデータセットで使用されている人工芝 (Artificial Grass), 人工皮革 (Artificial Leather), カーペット (Carpet), コルクマット (Cork), パンチングシート (Punched Plastic), タイル (Tile), ランチョンマット 1 (Placemat 1), ランチョンマット 2 (Placemat 2), ランチョンマット 3 (Placemat 3) の 9 種類とする。データセットのテクスチャを図 2 に示す。

実験協力者は調査対象を利き手の人差し指で触察し、テクスチャの粗滑感・硬軟感について「非常に粗い (硬い)」「かなり粗い (硬い)」「やや粗い (硬い)」「どちらともいえない」「やや滑らか (軟らかい)」「かなり滑らか (軟らかい)」「非常に滑らか (軟らかい)」の 7 段階で評価する。このとき、テクスチャをなぞる速さは 5 cm/s, 押さえる力は 50 gf とし、聴覚をノイズキャンセリングヘッドフォンを用いて制限する。リアルテクスチャを触察する場合は、視覚を制限するた



図 2: GAN に入力する 9 種類の訓練データのテクスチャ

めアイマスクを装着する。実験協力者は 21 から 25 歳の男性 8 名で全員右利きであった。実験の様子を図 3 に示す。

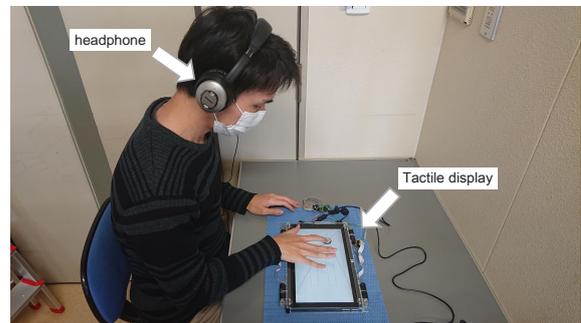


図 3: 実験の様子

3.2 粗滑感についての実験結果

粗滑感について得られた結果を図 4 に示す。Answered Point は実験協力者から得られた回答を「非常に粗い」を 1, 「非常に滑らか」を 7 と換算した値の平均である。

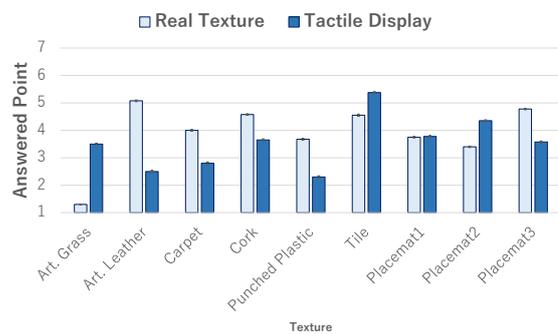


図 4: 訓練データで使用したテクスチャの粗滑感。横軸はテクスチャ、縦軸は実験協力者から得られた回答の平均値、エラーバーは標準誤差を示す。

リアルテクスチャの回答値と触覚ディスプレイの回答値を Tukey 法で検定した結果、Art. Grass, Art. Leather, Carpet, Punched Plastic, Placemat 3 で有意差が見られ

た ($p < 0.05$). Cork, Tile, Placemat 1, Placemat 2 の 4 種類においては有意差が見られなかったため、リアルテクスチャの粗滑感と触覚ディスプレイで再現した粗滑感のギャップが比較的少ない可能性がある。

3.3 硬軟感についての実験結果

硬軟感について調査した結果を図 5 に示す。Answered Point は実験協力者から得られた回答を「非常に硬い」を 1, 「非常に軟らかい」を 7 と換算した値の平均である。

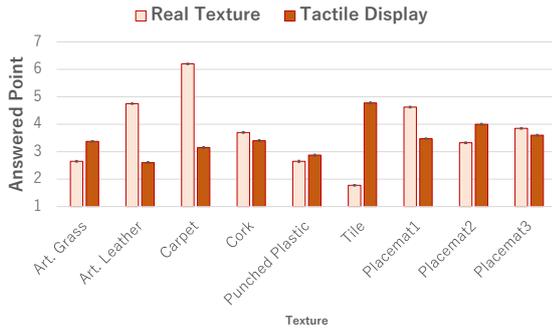


図 5: 訓練データで使用したテクスチャの硬軟感。横軸はテクスチャ、縦軸は実験協力者から得られた回答の平均値、エラーバーは標準誤差を示す。

リアルテクスチャの回答値と触覚ディスプレイの回答値を Tukey 法で検定した結果、Art. Leather, Carpet, Tile, Placemat 1 で有意差が見られた ($p < 0.05$)。Art. Grass, Cork, Punched Plastic, Placemat 2, Placemat 3 の 5 種類において有意差が見られなかったが、実験協力者から「触覚ディスプレイにおいて硬軟感の判断が難しい」とコメントが得られたため、これらのテクスチャの再現性が高いとは言えない。そこで、触覚ディスプレイの回答値に注目し得られた結果を検証する。

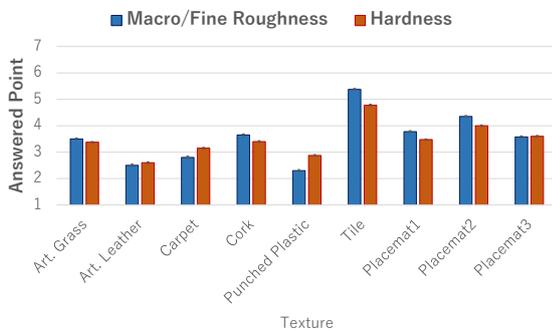


図 6: 触覚ディスプレイにおける粗滑感と硬軟感の関係。横軸はテクスチャ、縦軸は実験協力者から得られた回答の平均値、エラーバーは標準誤差を示す。

触覚ディスプレイにおける粗滑感と硬軟感の関係を図 6 に

示す。図 6 から、触覚ディスプレイにおける粗滑感と硬軟感是非常に似通っていることがわかる。Tukey 法で検定した結果、どの組み合わせにおいても有意差は見られなかったため、粗滑感と硬軟感のどちらかが一方の触覚要素に強く依存している可能性がある。

依存関係を考察するために粗滑感において有意差が見られなかった Tile に注目する。Tile のテクスチャを触覚ディスプレイで再現した場合の粗滑感における回答値は 5.38, 硬軟感における回答値は 4.78 となっており実験協力者は「やや滑らか」な「やや軟らかい」テクスチャのように感じたと考えられる。しかし、リアルテクスチャの粗滑感における回答値は 4.55, 硬軟感における回答値は 1.78 となっており、実験協力者は「やや滑らか」な「かなり硬い」テクスチャのように感じている。このことから、今回使用した触覚ディスプレイを用いて加速度情報から触覚を再現した場合、硬軟感の要素は粗滑感の要素に依存しているため再現することが難しい可能性がある。

これ以降の研究では、加速度情報から再現した触覚の特徴として粗滑感のみに注目する。

4. まとめと今後の展望

我々は加速度情報を基に機械学習を用いて既存の触覚情報から未知の触覚情報を生成する手法について研究してきた。機械学習手法の 1 つである GAN を使用し、訓練データに付与されたラベルを操作することで 2 つの訓練データの特徴を合成した新たな触覚情報の生成に成功した。しかし、組み合わせによって生成結果に見られる訓練データのスペクトログラム特徴が異なる。別の視点から生成結果に現れる特徴を調査するために触覚、特に粗滑感と硬軟感に注目した。

9 種類のテクスチャについてリアルテクスチャと触覚ディスプレイを用いて再現したテクスチャの 2 つで主観的な粗滑感と硬軟感の評価を行った。粗滑感において 4 種類のテクスチャで有意差が見られず、リアルテクスチャと触覚ディスプレイを用いて再現したテクスチャのギャップが少ない可能性があることがわかった。硬軟感において 5 種類のテクスチャで有意差が見られなかったが、触覚ディスプレイを用いて再現したテクスチャの硬軟感は粗滑感に大きく依存している可能性があることがわかった。

今後の展望として、今回得られた粗滑感を軸として触覚の合成を行い、触覚ディスプレイを用いて生成結果の粗滑感を評価する実験を予定している。

参考文献

[1] Matthias Hoppe, Pascal Knierim, Thomas Kosch, Markus Funk, Lauren Futami, Stefan Schneegass, Niels Henze, Albrecht Schmidt, and Tonja Machulla. Vrhapticdrones: Providing haptics in virtual reality through quadcopters. In *Proceedings of the 17th International Conference on Mobile and Ubiquitous Multimedia*, pp. 7–18, 2018.

- [2] Mahdi Azmandian, Mark Hancock, Hrvoje Benko, Eyal Ofek, and Andrew D Wilson. Haptic retargeting: Dynamic repurposing of passive haptics for enhanced virtual reality experiences. In *Proceedings of the 2016 chi conference on human factors in computing systems*, pp. 1968–1979, 2016.
- [3] Ian J Goodfellow, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. Generative adversarial networks. *arXiv preprint arXiv:1406.2661*, 2014.
- [4] Simona Vasilache Shin Takahashi Satoshi Saga, Shotaro Agatsuma. Machine Learning-based Classification and Generation of Vibrotactile Information. *International Journal on Advances in Networks and Services*, Vol. 13, No. 3, 2020.
- [5] Chris Donahue, Julian McAuley, and Miller Puckette. Adversarial audio synthesis. *arXiv preprint arXiv:1802.04208*, 2018.
- [6] Mehdi Mirza and Simon Osindero. Conditional generative adversarial nets. *arXiv preprint arXiv:1411.1784*, 2014.
- [7] 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.
- [8] Satoshi Saga and Koichiro Deguchi. Lateral-force-based 2.5-dimensional tactile display for touch screen. In *2012 IEEE Haptics Symposium (HAPTICS)*, pp. 15–22. IEEE, 2012.