This article is a technical report without peer review, and its polished and/or extended version may be published elsewhere.

第 26 回日本バーチャルリアリティ学会大会論文集（2021 年 9 月）

Generative Adversarial Network における ラベル合成の割合変化による生成された触覚情報の変化

笠井惇矢 [1)]，石丸嵩也 [1)]，嵯峨智 [1)]

1) 熊本大学 大学院　自然科学教育部（〒 860-8555 熊本県熊本市中央区黒髪 2 丁目 39 － 1 号）

概要: 我々はこれまで既存の触覚情報から Generative Adversarial Network により新規の触覚情報を合成し，中間的な特徴をもつ触覚情報のリアリティを実験を通じて検証してきた．今回はこの手法を用いて，２つの触覚情報のラベル割合をさまざまに変化させた触覚情報を生成し，参照した触覚情報の特徴が生成結果に反映される割合の変化を評価する．

キーワード： 触覚，感覚・知覚，機械学習，GAN

1. はじめに

近年，振動子を利用した振動触覚を提示するディスプレイ [1] や静電気力によって摩擦を変化させるディスプレイ [2]，超音波の音響放射圧を用いて空中触覚を提示するディスプレイ [3] など，様々なアプローチの触覚ディスプレイが開発されている．これらの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 [4] が開発されており，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 [5] も期待できる．開発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得られ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，テクスチャから得られた触覚情報を用いたディスプレイはコンテンツの拡大の度に新たな記録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．

そこで我々は，実空間上のテクスチャから触覚情報を得るのではなく，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を提案する．この手法を確立することで，未知の触覚情報を生成することが可能となり，触覚情報の収集コストを抑えることができる．今回は既存の触覚情報 2 つを様々な割合で合成した場合，生成される触覚情報に反映される参照した既存の触覚情報の特徴がどのように変化するかを評価する．

2. 提案手法

機械学習手法として，Generative Adversarial Network (GAN) [6] を用いる．GAN はデータ生成を行う Generator とデータの分類を行う Discriminator の 2 つで構成され，Generator で生成されたデータと訓練データを Discriminator が比較・分類し，それら 2 つが分類が困難になるように学習を進める敵対的生成ネットワークである．

訓練データの特徴を学習した GAN において Generator の入力となる One hot vector を操作することで，参照したラベルに対応する訓練データの特徴を合成した触覚情報の生成を行う．今回は 2 つの訓練データの合成を行う．式1に示すように，参照する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 Synthesis vector を Generator の入力とする．

$$Synthesis\ vector = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0.4 \\ 0 \\ 0 \\ 0.6 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \tag{1}$$

3. 提案手法による触覚情報の生成実験

生成実験では Saga ら [7] が提唱した GAN の学習モデルとデータセットを使用する．データセットは人工芝 (art. grass)，人工皮革 (art. 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 (place mat 1)，ランチョンマット 2 (place mat 2)，ランチョンマット 3 (place mat 3) の 9 種類のテクスチャから得られた 3 軸加速度情報で構成されている．使用するデータセットのテクスチャを図 1に示す．

図 1: GAN に入力する 9 種類の訓練データのテクスチャ

© 2021 日本バーチャルリアリティ学会

実際に tile と carpet を提案手法によって合成する．ラベル合成の割合を 1:9 から 9:1 まで変化させ，生成される触覚情報の変化を検証する．生成された触覚情報をスペクトログラム化したものを図 2に示す．このとき，10:0 は carpet を通常手法で生成した触覚情報，0:10 は tile を通常手法で生成した触覚情報を示す．

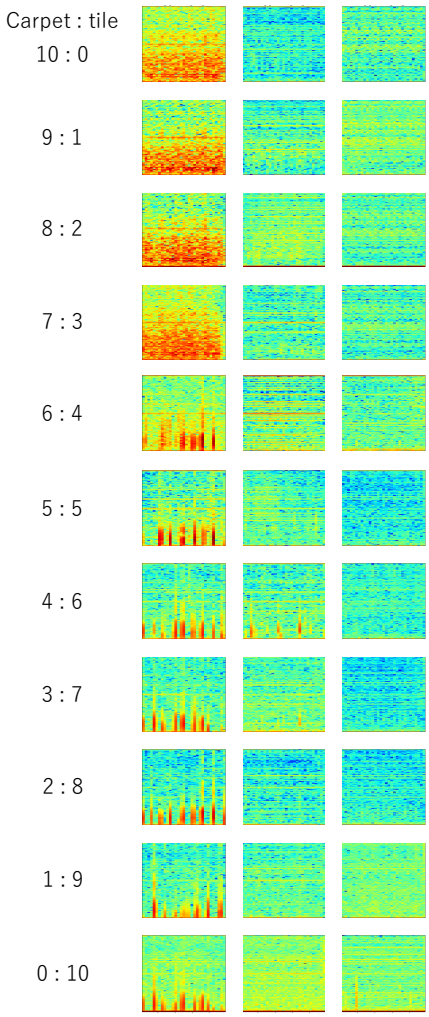

図 2: ラベル合成で得られた振動情報のスペクトログラム．左から順に x 軸，y 軸，z 軸のスペクトログラムを示す．スペクトログラムの縦軸は周波数，横軸は時間を示す．

図 2より，x 軸において 9:1 から 7:3 の割合にで carpet の特徴が大きく反映された触覚情報が生成されており，5:5 から 1:9 の割合で tile の特徴が大きく反映された触覚情報が生成されていることがわかる．また，6:4 で carpet と tile の特徴をそれぞれ反映した中間のような触覚情報が生成されていることがわかる．このことから，ラベル合成の割合を変化させることで生成される触覚情報に反映される特徴が変化することがわかる．carpet と tile の組み合わせにおいては，6:4 付近でそれぞれの特徴を持った新たな触覚情報が生成できる可能性がある．

4. 生成した触覚情報の触察実験

生成実験の結果を追加検証するために触覚ディスプレイを用いて触察実験を行う．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の振動触覚ディスプレイを使用する．振動触覚ディスプレイはタブレットの 4 隅に配置されたモータと指を置く台座を糸によって接続しており，指を動かした際に糸の張力を変化させることでタブレット上で振動触覚を提示することができる．

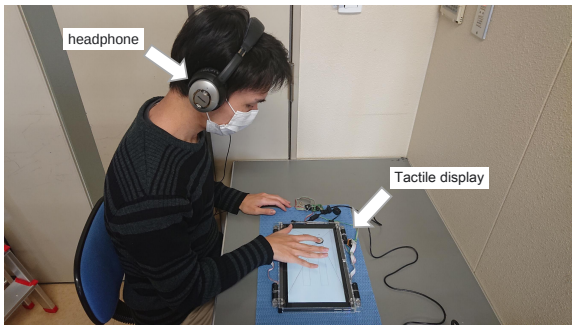

図 3: 実験の様子

実験の様子を図 3に示す．タブレット上には A と B の領域が表示されており，訓練データから生成した carpet の触覚情報 (carpet)，訓練データから生成した tile の触覚情報 (tile)，carpet と tile をラベル合成した触覚情報 (synthesis) をそれぞれ提示する．表示する組み合わせは carpet と carpet，tile と tile，carpet と synthesis，tile と synthesis とし，synthesis は carpet と tile を 2:8，6:4，5:5，4:6，2:8 の割合でラベル合成した触覚情報とする．

被験者は A と B の領域を交互に 2 回ずつ触察し，2 つの領域の類似度を「まったく違う」「違うように感じる」「わからない」「同じように感じる」「まったく同じ」の 5 段階で評価する．このとき，ディスプレイをなぞる速さは 5 cm/s，押さえる力は 50 gf とし，聴覚を制限するためノイズキャンセリング機能を搭載したヘッドフォンを装着する．被験者は 22 歳から 24 歳の男性 5 名で，全員右利きであった．

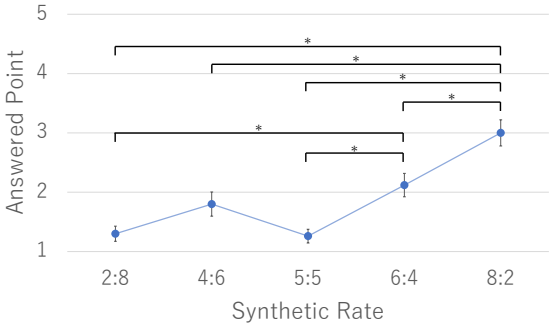

図 4: carpet と synthesis を比較した場合の類似度．横軸は carpet : tile の合成割合を示し，縦軸は被験者から得られた回答の平均値，エラーバーは標準誤差を示す．回答は値が大きいほど類似度が高いとする．有意差のある対応を*で示す．

ⓒ 2021 日本バーチャルリアリティ学会

carpet と synthesis を比較した結果を図 4に示す．Answered Point は被験者から得られた回答を「まったく違う」を 1 ,「まったく同じ」を 5 と換算した値の平均である．ANOVA によって有意差があると確認できたため，Tukey 法によって検定を行い，その結果，有意水準 5%で有意差があった組み合わせを*で示す．

carpet と synthesis を比較した場合, 全体として評価値が右上がりの傾向にあり，carpet の割合が大きいほど carpet の特徴が反映されていたことがわかる．しかし，8:2 のラベル割合で合成した場合の評価値が 3.0 と低く，被験者はラベル合成によって得られた触覚情報が carpet の触覚情報とは別のものだと感じることが多かった．また，2:8, 5:5 と 6:4 の間に有意差があることから，5:5 から 6:4 へ変化すると評価値が有意に変化するとわかる．

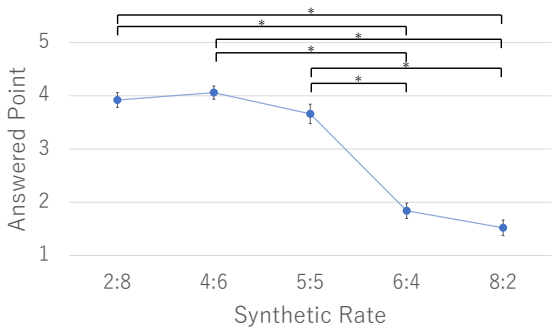

図 5: tile と synthesis を比較した場合の類似度．横軸は carpet : tile の合成割合を示し，縦軸は被験者から得られた回答の平均値，エラーバーは標準誤差を示す．回答は値が大きいほど類似度が高いとする．有意差のある対応を*で示す．

tile と synthesis を比較した結果を図 5に示す．tile と synthesis を比較した場合，ラベル割合が 2:2, 4:6, 5:5 と 6:4 の間に有意差が確認できることからラベル割合が 5:5 から 6:4 に変化すると評価値が有意に変化することがわかる．2:8 から 5:5 の評価値は 4.0 付近であるため，多くの被験者が tile と同じ触覚情報だと感じていたが，6:4 以降での評価値は 2.0 を下回っており，別の触覚情報だと感じていたことがわかる．

これら 2 つの結果より，ラベルの合成割合を変化させることで生成データの特徴を変化し，carpet と tile においては，6:4 付近で参照した訓練データのどちらとも異なる触覚情報が生成できることがわかった．これはスペクトログラムの結果とも一致している．

5. 結論

機械学習手法の 1 つである GAN のデータ生成器である Generator の入力となる One hot vector を操作することによって既存の触覚情報の特徴を合成し，参照した触覚情報と異なる新たな触覚情報を生成することを目指した．carpet と tile を実際にラベル合成した場合，ラベル割合の変化に伴ってスペクトログラムが変化することがわかった．また，carpet と tile が 6:4 付近で carpet と tile のどちらでもない新たな触覚情報が生成される可能性があることがわかった．追加実験として，振動触覚ディスプレイを用いて生成した触覚情報と参照した触覚情報を比較した場合，ラベル割合によって被験者の感じ方が異なり，6:4 のラベル割合で合成した触覚情報は carpet と tile のどちらとも異なることが確認できた．

今後の展望として，触察実験のコメントとして「tile のようなつるつるした触覚情報は判別が難しい」という意見が挙げられたため，比較検証が容易な触覚情報を選別し carpet と tile 以外の組み合わせにおいて合成結果がどのように変化するか検証することと並行して，GAN のネットワーク構造を改良を行う．

参考文献

[1] Heather Culbertson, Joseph M Romano, Pablo Castillo, Max Mintz, and Katherine J Kuchenbecker. Refined methods for creating realistic haptic virtual textures from tool-mediated contact acceleration data. In *2012 IEEE Haptics Symposium (HAPTICS)*, pp. 385–391. IEEE, 2012.

[2] Olivier Bau, Ivan Poupyrev, Ali Israr, and Chris Harrison. Teslatouch: electrovibration for touch surfaces. In *Proceedings of the 23nd annual ACM symposium on User interface software and technology*, pp. 283–292, 2010.

[3] Takayuki Iwamoto, Mari Tatezono, and Hiroyuki Shinoda. Non-contact method for producing tactile sensation using airborne ultrasound. In *International Conference on Human Haptic Sensing and Touch Enabled Computer Applications*, pp. 504–513. Springer, 2008.

[4] 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.

[5] 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.

[6] 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.

[7] Simona Vasilache Shin Takahashi Satoshi Saga, Shotaro Agatsuma. Machine Learning-based Classi-

© 2021 日本バーチャルリアリティ学会

fication and Generation of Vibrotactile Information. *International Journal on Advances in Networks and Services*, Vol. 13, No. 3, 2020.

[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.

© 2021 日本バーチャルリアリティ学会