

## Textile-GAN

## —敵対的生成ネットワークを用いた感性的質感認知に基づくテクスチャ生成—

谷口 史果<sup>†</sup> 飛谷 謙介<sup>†,‡</sup> 長田 典子<sup>†</sup><sup>†</sup> 関西学院大学理工学部人間システム工学科 〒〒669-1337 兵庫県三田市学園 2-1<sup>‡</sup> 長崎県立大学情報システム学部 〒851-2195 長崎県西彼杵郡長与町まなび野 1-1-1E-mail: <sup>†</sup> {aikidofumi, nagata}@kwansei.ac.jp, <sup>‡</sup> tobitani@sun.ac.jp

**あらまし** 本研究では、衣服の柄（テキスタイルデザイン）から喚起される感性的質感に着目し、所望の感性的質感を持つテクスチャ（柄）の生成手法を提案する。はじめにスタイル変換技術を応用した敵対的生成ネットワークである StyleGAN2-ADA を用いて、柄画像を生成するモデルを構築した。次に生成モデルを評価する定量的な指標に基づき、モデルを選定した。本モデルを用いて、柄に対する感性的質感に基づきテクスチャ生成を行った。その結果、人の直感に合致した生成画像が得られたことから、本手法の有効性が示唆された。

**キーワード** 柄生成, StyleGAN, スタイル変換, 深層学習, ファッション

## 1. はじめに

“華やかな”や“涼しげな”といった素材の表面性状（テクスチャ）から喚起される印象や感情は感性的質感と呼ばれ、物の良し悪しや好ましさを評価・判断する上で重要な意味を持つとされる。そのため、近年プロダクトデザイン分野において感性的質感を理解・制御する技術が注目されている。

本研究では、衣服の柄（テキスタイルデザイン）を対象とし、所望の感性的質感を持つテクスチャの生成を最終的な目標として、敵対的生成ネットワークである StyleGAN2-ADA を用いてモデル構築を行った。

## 2. 先行研究

## 2.1. 感性的質感の定量化

寸田らは、衣服の柄から喚起される感性的質感に関する評価構造を明らかにし定量化するため、実験を行った。実験では、柄の中でも代表的な例の一つである花柄を中心に画像 1158 枚を収集し、柄から喚起される感性的質感を表現する形容詞として、“陽気な”、“明るい”、“カラフルな”、“複雑な”、“重なりのある”、“涼しげな”、“自由な”、“かわいい”、“上品な”、“洗練された”の計 10 語を選定した。その後、各画像に対し、選定した 10 語についてどの程度当てはまるかを -3 から 3 の 7 段階で評価する心理実験を行った[1]。これにより得られた 5~10 名分の評価データの平均値を評価点として定義した。

## 2.2. StyleGAN

近年、生成モデルの一種である GAN (Generative Adversarial Networks, 敵対的生成ネットワーク)の研究が進んでいる。この中で、スタイル変換技術を応用した StyleGAN [2]が画像生成分野で大きな成功

を収めている。現在 StyleGAN では、改良されたモデルである StyleGAN2 [3]と、さらに少ない数のデータセットによる過学習を防ぎ、より高品質な画像を生成する StyleGAN2-ADA [4]が発表されている。本研究では StyleGAN2-ADA を用いてモデルを構築する。

## 3. テクスチャ生成モデルの構築

## 3.1. 学習条件

モデルの学習に使用するデータセットは、寸田らの研究で使用した花柄を中心とした画像 1158 枚で、解像度はすべて 256×256 である。使用した画像の例を図 1 に示す。学習は総学習画像数が 3000×10<sup>3</sup>になるまで続け、学習過程で所定の学習画像数に達するごとにネットワークを出力した。



図 1 学習に使用した画像

## 3.2. 生成モデルの評価

得られた複数のネットワークから、より良いモデルを選定するため、定量的な 2 つの指標を使用した。一つ目の指標は FID [5] である。FID が低いほど良いネットワークであるとされる。しかし FID が低い複数のネットワーク間で有意な差は見られなかった。そこでもう一つの指標として Kynkäänniemi et al. が提案した Precision, Recall [6] を使用した。

Precision はモデルの生成画像の全体的な品質を表し, Recall は生成画像の多様性を表すと考えられる. Precision と Recall はトレードオフな関係であり, FID が低いネットワークの中で, Recall が最も高いものを選定した. 図 2 に学習中の FID の推移, 図 3 に Precision と Recall の推移を示す.

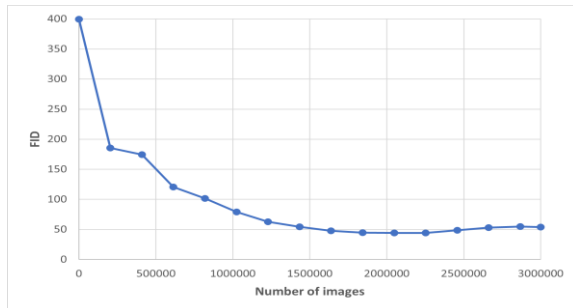


図 2 学習中の FID の推移

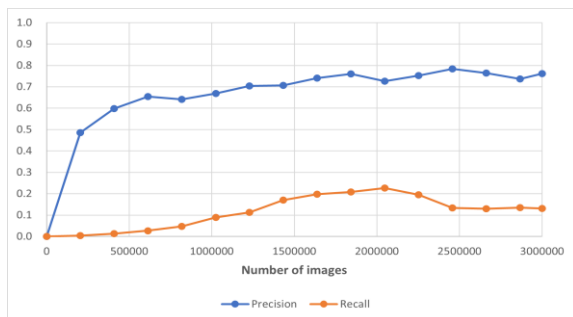


図 3 学習中の Precision, Recall の推移

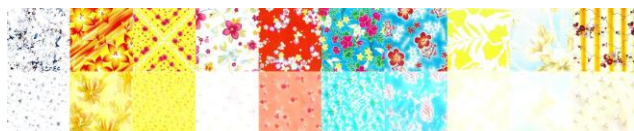
#### 4. 感性的質感を有するテクスチャ生成

評価語として“明るい”, “重なりのある”, “涼しげな”の 3 つを選び, 各評価語で評価点が上位 10 枚と下位 10 枚の柄画像に一致するようなスタイルを持つ潜在ベクトルを探索した. この潜在ベクトルをモデル中の生成器に入力として与え, 探索対象の柄画像と近いスタイルを持つ画像を得る. その結果, 人の直感に合った生成画像が得られたことから, 本手法の有効性が示唆された. 図 4 に評価語ごとの探索対象の柄画像と, モデルによる生成画像を示す.

#### 5. おわりに

本研究では, 衣服の柄を対象とし, 所望の感性的質感を有するテクスチャ生成手法を提案した. StyleGAN2-ADA で学習したモデルを定量的な指標で選定し, 心理実験で定量化された感性的質感に寄与するスタイルを持つテクスチャ生成を行った.

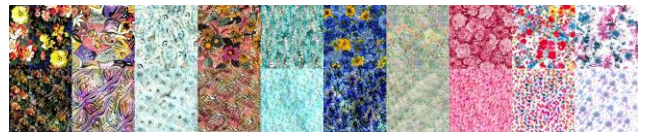
今後の研究課題として, 得られた生成結果に対する定量的な妥当性の検討が挙げられる.



(a) 「明るい」上位



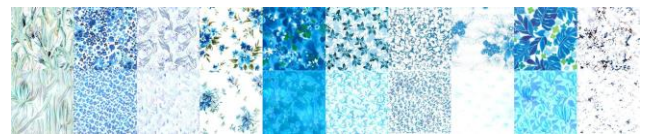
(b) 「明るい」下位



(c) 「重なりのある」上位



(d) 「重なりのある」下位



(e) 「涼しげな」上位



(f) 「涼しげな」下位

図 4 生成結果

( (a) ~ (f) において上段 : 探索対象の柄画像,  
下段 : モデルによる生成画像 )

#### 文 献

- [1] N. Sunda et al.: “Impression Estimation Model for Clothing Patterns Using Neural Style Features”, HCI International 2020 – Posters (HCII2020), CCIS 1226, pp.689-697 (July 2020)
- [2] T. Karras, S. Laine, and T. Aila: “A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks”, Proc. CVPR, pp.4396-4405 (June 2019)
- [3] T. Karras, S. Laine, M. Aittala, J. Hellsten, J. Lehtinen, and T. Aila: “Analyzing and Improving the Image Quality of Stylegan”, Proc. CVPR, pp.8110-8119 (June 2020)
- [4] T. Karras, M. Aittala, J. Hellsten, S. Laine, J. Lehtinen, and T. Aila: “Training Generative Adversarial Networks with Limited Data”, arXiv preprint, arXiv:2006.06676v2 (Oct. 2020)
- [5] M. Heusel, H. Ramsauer, T. Unterthiner, B. Nessler, and S. Hochreiter: “GANs Trained by a Two Time-Scale Update Rule Converge to a Local Nash Equilibrium”, Proc. NIPS, 30, pp.6626-6637 (Jun 2017)
- [6] T. Kynkäänniemi, T. Karras, S. Laine, J. Lehtinen, and T. Aila: “Improved Precision and Recall Metric for Assessing Generative Models”, Proc. NeurIPS, 33 (Oct. 2019)