

視覚的な類似性に基づく和紙テクスチャの対話的生成

佐藤 信¹

概要: 本稿では、視覚的な類似性に基づいて、和紙のテクスチャを対話的に生成するための手法を提案する。提案手法では始めに、深層生成モデルを用いて学習した和紙のテクスチャの潜在空間から、学習に用いた和紙のサンプルに類似の複数のテクスチャを生成する。次に、生成したテクスチャの中から、目的のテクスチャに類似のテクスチャを対話的に選択する。そして再び、和紙のテクスチャの潜在空間から、選択されたテクスチャに視覚的に類似な複数のテクスチャを生成する。類似度の評価には、構造的な類似性測度を用いる。このように、テクスチャの生成と選択とを繰り返すことにより、目的のテクスチャを生成する。提案手法は、落ち着いた和の素材を対話的に生成するための手法として適しているといえる。

Washi Texture Interactive Generation Based on Visual Similarity

MAKOTO SATOH¹

Abstract: This paper presents a method for interactively generating Washi textures based on the visual similarities. In the method, first, several textures similar to Washi textures used to train, are generated from the Washi texture latent space learned using a deep generative model. In the next step, the textures similar to intended ones are interactively selected from the generated textures, then several textures similar to the selected ones are generated from the latent space. A structural similarity measure is used to evaluate the similarities of the textures. In this way, the intended textures are generated by iterating the texture generation and selection steps. The method is suitable for generating relaxing japanese traditional materials.

1. はじめに

本稿では、視覚的な類似性に基づき和紙のテクスチャを対話的に生成するための手法を提案する。その特徴を次に示す。

- 和紙の繊細な特徴を表現するテクスチャを生成するために、和紙のテクスチャを学習したモデルの潜在空間を用いる。学習には深層生成モデルのひとつである DCGAN(Deep Convolutional Generative Adversarial Network) [6] を用いる。
- 学習モデルにより生成した複数のテクスチャの中から、目的のテクスチャに視覚的に類似なものを選択する操作を対話的に繰り返すことにより目的のテクスチャを生成する。各繰り返しでは、繰り返しの前回で選択されたテクスチャに特徴が類似なテクスチャを生

成する。テクスチャの生成では、類似度の補間によるテクスチャの生成と多様な類似性をもつテクスチャの生成とを使い分ける。テクスチャの類似度の基準として MSSIM(Mean Structural Similarity) [11] を用いる。

提案手法の目的は、和紙の繊細な質感を表現する落ち着いた和の素材を対話的に生成することである。そして、テクスチャの繊細な特徴を取り扱うことを必要とする応用分野は、植物の生育の検査および繊維製品の検査などのように、多数存在することから、そのような応用のための基礎研究としても提案手法は重要であるといえる。

これ以降の構成について、簡単に説明する。2 節では、関連研究について述べる。そして、3 節では、視覚的な類似性に基づき和紙のテクスチャを対話的に生成するための手法について説明する。実験結果および検討について 4 節で述べる。そして最後に、5 節で本稿のまとめと今後について述べる。

¹ 岩手大学
Iwate University, Ueda, Iwate 020-8551, Japan

2. 関連研究

2.1 深層生成モデル

提案手法では、深層学習 [2], [4] のモデルのひとつである深層生成モデルを用いて、和紙のテクスチャの特徴を学習することにより和紙に類似のテクスチャを生成する。

代表的な深層生成モデルとしては、VAE(Variational Auto-Encoder) [3] および GAN(Generative Adversarial Network) [1] がある。VAE では変分下限により最適化をおこなうのに対して、GAN では生成器および識別機の損失によりミニマックス解を求めるというように、VAE と GAN とは異なる動作原理に基づく学習モデルである。これらの学習モデルを用いると、学習に用いたデータに類似のデータを高品質に生成することが可能であることがあるため、多くの関連モデルおよび応用例が発表されている。

本稿では、画像の学習のための GAN の関連モデルである DCGAN(Deep Convolutional Generative Adversarial Network) [6] を用いて、和紙のテクスチャを学習する。そして、和紙の学習モデルを用いて、学習に用いた和紙に類似のテクスチャを生成する。

2.2 テクスチャの類似性

提案手法では、和紙のテクスチャの学習モデルを用いて生成した複数のテクスチャのなかから、目的のテクスチャに視覚的に類似なテクスチャを選択する操作を対話的に繰り返す。各繰り返しでは、繰り返しの前回で選択されたテクスチャに特徴が類似なテクスチャを生成する。そのために、テクスチャの類似性に基づく和紙のテクスチャの補間のための既提案手法 [5] を用いる。そこでは、テクスチャの類似性の基準として MSSIM(Mean Structural Similarity) [11] を用いている。

画像の品質を評価するために多数の基準 [9] が提案されているが、MSSIM は、SSIM(Structural Similarity) [10] [11] [12] の値を平均したものである。SSIM は、テクスチャの類似性の測度であり、画像の輝度 (luminance)、コントラスト (contrast) および構造 (structure) に基づいて、2つの画像の類似度を評価する。画像の品質の基準とする参照画像と比較することにより画像の品質の評価基準として用いることも可能である。SSIM を用いた研究の例としては、映像データの要約を生成するために、SSIM による類似性の値を用いる手法 [7] などがある。

なお本稿では、提案の対話的なテクスチャ生成手法において MSSIM を用いるだけではなく、実験結果の検討においても MSSIM を用いる。そこでは、学習モデルを用いて生成したテクスチャの類似性を視覚的に評価するだけではなく、MSSIM により数値的に類似性の評価をおこなう。

3. 視覚的な類似性に基づく和紙テクスチャの対話的な生成手法

3.1 アルゴリズムの概要

視覚的な類似性に基づき和紙のテクスチャを対話的に生成するための手法の概要を説明する。

複数のテクスチャのなかから目的のものに類似のものを対話的に選択することによりテクスチャを生成する過程を、テクスチャの可視化および検索として捉えることも可能である。一般的には、対話的な操作によりデータの可視化または検索をおこなう場合には、始めに、データの全体のなかから目的のデータに近いデータを選択し、それから、選択した対象についての詳細を把握することが重要であるといえる [8]。そこで、提案のテクスチャの生成手法においても、全体から詳細へというアプローチをとる。

深層生成モデルである DCGAN により学習した和紙のテクスチャの学習モデル D を用いて、和紙のテクスチャを対話的に生成するための手法の概要を、次に示す。

Step 1 和紙のテクスチャの学習モデル D の生成器 (generator) の潜在空間上の点を、乱数を用いて生成する。そして、 D の生成器を用いて、生成した各点から和紙のテクスチャを生成する。目的のテクスチャが生成されるまで、**Step 2,3** を繰り返す。

Step 2 前ステップで生成したテクスチャのなかから、目的のテクスチャに類似なテクスチャを対話的に選択する。

Step 3 **Step 2** で選択したテクスチャに類似なテクスチャを、 D の生成器を用いて生成する。テクスチャの生成では、類似度の補間によるテクスチャの生成、または、多様な類似性をもつテクスチャの生成をおこなう。

Step 3 のテクスチャの生成では、次に示すように、3.2 節で述べるアルゴリズム 1 を用いてテクスチャを生成する。

類似度の補間によるテクスチャ生成 **Step 2** で選択した 2つのテクスチャに対応する D の生成器の潜在空間上の 2点を求め、それらをアルゴリズム 1 の p_1 および p_2 としてテクスチャを生成する。

多様な類似性をもつテクスチャ生成 **Step 2** で選択した 1つのテクスチャに対応する D の生成器の潜在空間上の点を求め、その点および乱数により生成した D の生成器の潜在空間上の点をアルゴリズム 1 の p_1 および p_2 としてテクスチャを生成する。

多様な類似性をもつテクスチャの生成では、必要とされる類似の多様性にあわせて、新たに生成した乱数を用いてテクスチャの生成を繰り返す。

Algorithm 1 Washi Texture Interpolation with Visual Similarity (for detailed description see ref. [5])

Prepare DCGAN model D trained with a Washi texture training image set.

Select the points in the latent space of D : $\mathbf{p}_1$ and $\mathbf{p}_2$.

Generate texture images from $\mathbf{p}_1$ and $\mathbf{p}_2$ using D :

T_1 and T_2 respectively,

T_1 is used as a reference texture image.

Compute visual similarities (SSIMs) between T_1 and T_1 , and between T_1 and T_2 : C_1 and C_2 respectively.

Set SSIM intervals $\mathbf{S}$, which are utilized to interpolate the textures T_1 and T_2 , using C_1 and C_2 .

Search recursively interpolation ratios $\mathbf{R}$ in latent space, with the SSIM intervals $\mathbf{S}$.

Generate interpolating points in the latent space of D with the searched interpolation ratios $\mathbf{R}$.

Generate interpolating texture images from the generated interpolating points, using D .

3.2 深層生成モデルを用いた和紙テクスチャの補間

3.1 節において述べた手法では、類似性に基づき和紙のテクスチャを補間するための既提案の手法 [5] を用いる。既提案の手法の概要を、アルゴリズム 1 に示す。そこでは、深層生成モデルのひとつである DCGAN を用いて学習した和紙のテクスチャの学習モデルを用いて、学習モデルの潜在空間から可能な範囲で偏りが少なく滑らかに類似度が変化する補間テクスチャを生成する。

そのような補間テクスチャを生成するための潜在空間上の補間点を求めるために、アルゴリズム 1 では潜在空間上で探索をおこなう。始めに、乱数などにより潜在空間上の 2 点を選択する。そして、選択された 2 点を結ぶ直線上の点について、その点から生成されるテクスチャの類似度 (SSIM) を基準として補間点の探索をおこなう。探索では、潜在空間上の補間点を探索するために設計した二分木による区間探索をおこなう。一般的な二分木による区間探索では、区間に含まれる値は、有限個の値の集合である。一方、アルゴリズム 1 が対象とする補間点の探索では、探索区間に含まれる値は、潜在空間上の補間区間に含まれる各点から生成されるテクスチャの類似度の集合である。潜在空間上の補間区間には、潜在空間上で選択した 2 点を結ぶ直線上の連続的に座標値が変化する各点が含まれる。そのような区間探索を効率よくおこなうために、アルゴリズム 1 では、補間点から生成されるテクスチャの類似度の変化の基準として用いる SSIM 区間を予め与える。そして、潜在空間上の点を選択するための区間、および、探索する類似度の値の区間を適応的に変化させることにより探索をおこなう。

アルゴリズム 1 は、潜在空間上の点の座標値の変化に対

して、その点から生成されるテクスチャの類似度の変化が滑らかであるほど効率のよいアルゴリズムである。

なお、[5] で述べられているように、DCGAN により学習した和紙のテクスチャの潜在空間から生成した補間テクスチャの類似度の変化は、比較的滑らかであるが偏りがある。そこで、そのような補間テクスチャの類似度の変化の偏りを減少させるためにアルゴリズム 1 が有効である。

潜在空間上の補間点の探索アルゴリズムの詳細については、[5] で述べられている。

4. 実験結果と検討

4.1 深層生成モデルによる和紙テクスチャの学習

深層生成モデルのひとつである DCGAN を用いて、和紙のテクスチャの学習をおこなった [5]。4 種類の和紙のテクスチャ画像から、乱数を用いて領域を選択することにより、各和紙について 10,000 のテクスチャパッチを生成した。そのテクスチャパッチを、DCGAN の識別機 (discriminator) の訓練のためのサンプル画像 (real image) として用いた。また、DCGAN の生成器 (generator) の入力には、 $[-1, 1]$ の一様乱数を用いた。訓練に用いた和紙のテクスチャ画像の例を、図 1 に示す。

訓練をおこなった DCGAN の生成器により和紙に類似のテクスチャを生成することにより、学習モデルの確認をおこなった。 $[-1, 1]$ の一様乱数を生成器の各次元に入力することにより生成したテクスチャを、図 2 に示す。

偏りが少なく滑らかに類似度が変化する補間テクスチャを生成するためのアルゴリズム 1 (3.2 節) の有効性を確認するために、学習した和紙の潜在空間を用いて補間テクスチャを生成した。生成した補間テクスチャを、図 3 に示す。図 3 第 1 行は、潜在空間上の 2 点を等間隔に補間する各補間点から生成した補間テクスチャである。図 3 第 2 行は、アルゴリズム 1 を用いて生成した補間テクスチャである。この場合には、潜在空間上の各補間点から生成される補間テクスチャの偏りが少ないように、アルゴリズム 1 により潜在空間を探索することにより、潜在空間上の各補間点を選択した。各行の両端のテクスチャ (青色の枠) が、乱数を用いて選択した潜在空間上の 2 点から生成したテクスチャである。潜在空間上での補間点列の順序と図 3 に示すテクスチャ列の順序とは対応している。アルゴリズム 1 においておこなうテクスチャの類似度の計算では、各行の左端のテクスチャを参照テクスチャとして用いた。参照テクスチャと各テクスチャとの MSSIM の値を、テクスチャの類似度として用いた。

図 4 に、図 3 の補間テクスチャの MSSIM の変化を示す。図に示す参照テクスチャは、テクスチャ列ではインデックス 0 のテクスチャである。MSSIM の計算では、テクスチャ画像の各ピクセルの表現には HSV 色座標を用いた。

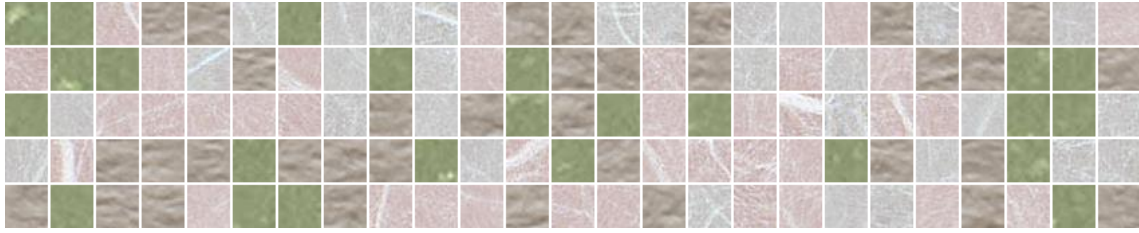


図 1 DCGAN の訓練に用いた和紙テクスチャ画像の例

Fig. 1 Examples of Washi texture images used to train DCGAN.



図 2 ランダムに抽出した潜在空間上の点から生成した和紙テクスチャ

Fig. 2 Washi texture images generated from randomly-sampled latent space points.

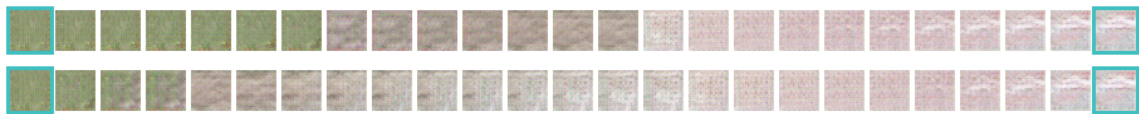


図 3 形状類似性に基づく和紙テクスチャの補間

Fig. 3 Comparison between interpolation methods: equal-spacing interpolation (first row) and interpolation based on shape similarity (MSSIM) using algorithm 1 in section 3.2 (second row). The textures at the both ends in each row (blue edges) were generated from randomly-sampled latent space points. The textures between the textures at the both ends were generated from the interpolating points between the randomly-sampled points.

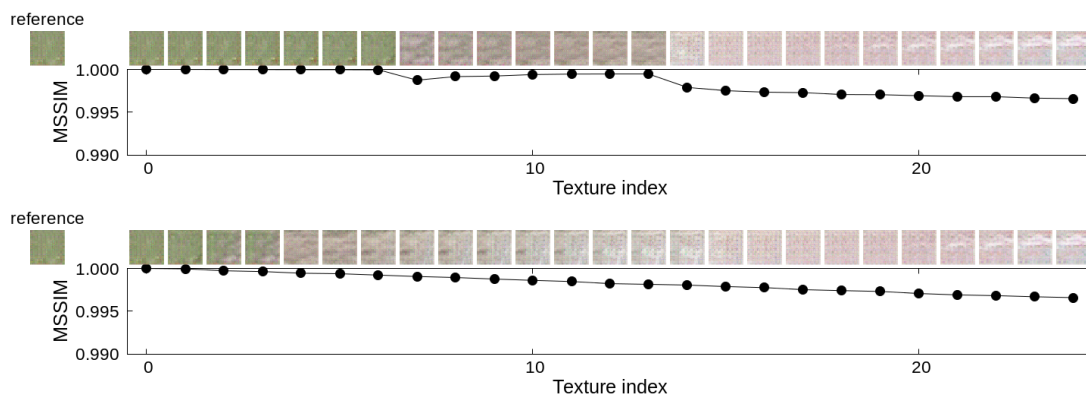


図 4 図 3 の補間テクスチャの MSSIM の比較

Fig. 4 Comparison of MSSIMs of the interpolating textures in figure 3: equal-spacing interpolation (first row) and interpolation based on shape similarity (MSSIM) using algorithm 1 in section 3.2 (second row).

4.2 視覚的な類似性に基づく対話的な和紙テクスチャの生成

4.2.1 類似度の補間によるテクスチャ生成

3 節において和紙のテクスチャを対話的に生成するための手法を提案した。その **Step 3** において述べた類似度の補間によるテクスチャ生成手法を用いて生成したテクスチャを図 5 に示す。各行の両端のテクスチャは、繰り返しの前回において生成したテクスチャのなかから対話的に選択したテクスチャである。それらの間に並ぶテクスチャは、潜在空間上の各補間点から生成したテクスチャである。潜在空間上での補間点列の順序と図 5 に示すテクスチャ列の順序とは対応している。補間テクスチャの生成には、アルゴリズム 1 を用いた。テクスチャの類似性の計算では、各行の左端のテクスチャを参照テクスチャとして用いることにより、参照テクスチャと各テクスチャとの MSSIM の値を計算した。

図 6 は、図 5 に示す補間テクスチャの MSSIM の変化である。

4.2.2 多様な類似性をもつテクスチャ生成

3 節のテクスチャ生成手法の **Step 3** において述べた多様な類似性をもつようにテクスチャを補間するための手法を用いて生成したテクスチャを図 7 に示す。各行の左端のテクスチャは、繰り返しの前回において生成したテクスチャのなかから対話的に選択したテクスチャであり、同一のテクスチャである。各行の右端のテクスチャは、乱数により選択された潜在空間上の点から生成したテクスチャである。それらの間に並ぶテクスチャは、潜在空間上の各補間点から生成したテクスチャである。潜在空間上での補間点列の順序と図 7 に示すテクスチャ列の順序とは対応している。補間テクスチャの生成には、アルゴリズム 1 を用いた。テクスチャの類似性の計算では、各行の左端のテクスチャを参照テクスチャとして用いることにより、参照テクスチャと各テクスチャとの MSSIM の値を計算した。

図 8 は、図 7 に示す補間テクスチャの MSSIM の変化である。

4.2.3 対話的な和紙テクスチャの生成

3 節での対話的なテクスチャの生成手法を用いたテクスチャ生成の例を、図 9 に示す。

図 9 (a) は対話的処理の繰り返し 1 であり、乱数により生成した潜在空間上の各点から生成したテクスチャである。青色の枠で囲まれたテクスチャが、対話的に選択されたテクスチャである。

図 9 (b) は繰り返し 2 であり、繰り返し 1 において選択されたテクスチャを補間するように生成したテクスチャである。アルゴリズム 1 を用いて、3 節において述べた類似度の補間によりテクスチャを生成した。青色の枠で囲まれたテクスチャが、この繰り返しにおいて対話的に選択されたテクスチャである。

図 9 (c) は繰り返し 3 であり、繰り返し 2 において選択されたテクスチャを用いて、繰り返し 2 と同様のテクスチャの生成および選択をおこなった。

図 9 (d) は繰り返し 4 であり、繰り返し 3 において選択されたテクスチャと乱数により生成した潜在空間上の点から生成したテクスチャとを補間するように生成したテクスチャである。3 節において述べた多様な類似性をもつようにテクスチャを補間するための手法を用いて、補間テクスチャ列の生成を 3 回おこなった。図 9 (d) の各行が、生成した補間テクスチャ列である。図 9 (d) の各行の左端および右端のテクスチャは、それぞれ、繰り返し 3 において選択されたテクスチャおよび乱数により生成した潜在空間上の点から生成したテクスチャである。青色の枠で囲まれたテクスチャが、この繰り返しにおいて対話的に選択されたテクスチャである。

図 9 (e) は繰り返し 5 であり、繰り返し 4 において選択されたテクスチャを補間するように生成したテクスチャである。アルゴリズム 1 を用いて、3 節において述べた類似度の補間によりテクスチャを生成した。これらの補間テクスチャのうちのひとつが、意図するテクスチャとして対話的に選択された。

図 10 は、図 9 (a) および (e) に示す補間テクスチャの MSSIM の値である。

4.3 検討

DCGAN の訓練において用いた和紙のテクスチャ画像 (図 1) と訓練した生成器から生成したテクスチャ (図 2) とを比較することにより、訓練において識別機に入力するサンプル画像として用いた和紙のテクスチャに類似のテクスチャを、訓練した生成器から生成することが可能であることが分かる。このことから、DCGAN を用いて学習した和紙の潜在空間は、和紙の繊細なテクスチャをよく表現しているといえる。

図 3 からは、和紙のテクスチャの潜在空間上の補間点列から、特徴が滑らかに変化する補間テクスチャの生成が可能であることが分かる。等間隔の各補間点から生成した補間テクスチャ (図 3 第 1 行) とアルゴリズム 1 を用いて生成した補間テクスチャ (図 3 第 2 行) とを比較すると、テクスチャの類似性に基づいて補間をおこなうアルゴリズム 1 を用いることにより、偏りが少なく滑らかに類似度が変化する補間テクスチャの生成が可能であることを視覚的に確認できる。図 4 からは、視覚的な類似度を表現する測度である MSSIM の値の変化により、図 3 において生成した補間テクスチャの類似度の変化を数値により確認できる。図 4 の第 1 行と第 2 行とを比較すると、アルゴリズム 1 により生成した補間テクスチャでは、偏りが少なく滑らかに MSSIM の類似度が変化していることが分かる。そして、図 3 および図 4 から、テクスチャの視覚的な特徴と MSSIM

により数値として表現した特徴とがよく一致していることが分かる。

図5からは、生成したテクスチャのなかから選択したテクスチャを補間の端点として、アルゴリズム1を用いて類似度を補間することにより、視覚的な特徴が滑らかに変化する補間テクスチャの生成が可能であることが分かる。そして、図6からは、そのような類似度の変化を数値により確認できる。

図7からは、補間の一方の端点を生成したテクスチャのなかから選択したテクスチャとして、もう一方の端点を乱数により選択した潜在空間上の点から生成したテクスチャとして用いて、アルゴリズム1により類似度を補間することにより、視覚的な特徴が滑らかに変化する補間テクスチャの生成が可能であり、それらのテクスチャは多様な類似性をもつことが分かる。図8からは、そのような類似度の変化を数値により確認できる。

図9からは、対話的にテクスチャを生成する過程を確認できる。始めに、多くの種類のテクスチャを生成したなかからテクスチャを選び(図9(a)),そして、テクスチャの生成と選択を繰り返すことにより徐々に意図するものに類似のテクスチャを生成している(図9(b,c,d,e))。提案のアルゴリズムを用いることにより、全体から詳細へと、徐々に意図するテクスチャに近づく様子を確認できる。

図10からは、対話的なテクスチャの生成過程において、選択の対象となるテクスチャの集合の類似度の広がりの変化する様子が見られる。繰り返しの始めでは、全体からテクスチャを選択できるようにテクスチャの類似度のばらつきが大きく、繰り返しの終わりでは意図したものに類似なテクスチャを詳細に選択できるようにテクスチャの類似度のばらつきが小さいことが分かる。

5. おわりに

視覚的な類似性に基づいて、和紙の繊細なテクスチャを対話的に生成するための手法を提案した。

提案手法では、深層生成モデルを用いた和紙のテクスチャの生成、および、生成したテクスチャのなかからの目的とするテクスチャに類似のテクスチャの対話的な選択を繰り返す。前回の繰り返しにおいて選択されたテクスチャに類似のテクスチャの生成を繰り返すことにより、徐々に目的のテクスチャを生成する点が特徴である。類似なテクスチャの生成では、テクスチャの類似性に基づき深層生成モデルの潜在空間を探索するための既提案のアルゴリズムを用いた。

そして、深層生成モデルを用いて学習した和紙のテクスチャの潜在空間を用いて、提案手法の実装をおこなった。偏りが少なく滑らかに特徴が変化する和紙の補間テクスチャの生成、および、意図するものに類似のテクスチャの選択を繰り返すことにより、意図するテクスチャの対話的

な生成が可能であることを示し、その有効性を示した。

今後の課題としては、多種類の和紙のテクスチャの学習、テクスチャ生成のための対話的手法の改良などがある。また、和紙以外のテクスチャの学習についても重要な課題である。

参考文献

- [1] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y.: Generative Adversarial Nets, *Advances in Neural Information Processing Systems 27* (Ghahramani, Z., Welling, M., Cortes, C., Lawrence, N. D. and Weinberger, K. Q., eds.), Curran Associates, Inc., pp. 2672–2680 (online), available from (<http://papers.nips.cc/paper/5423-generative-adversarial-nets.pdf>) (2014).
- [2] Hinton, G. E. and Salakhutdinov, R. R.: Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks, *Science*, Vol. 313, No. 5786, pp. 504–507 (2006).
- [3] Kingma, D. P. and Welling, M.: Auto-Encoding Variational Bayes, *ArXiv e-prints* (2013).
- [4] LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G.: Deep learning, *Nature*, Vol. 521, No. 7553, pp. 436–444 (2015).
- [5] 佐藤 信: 深層生成モデルにより学習した潜在空間を用いた和紙テクスチャの補間, 情報処理学会研究報告, Vol. 2018-CG-169, No. 2, pp. 1–6 (2018).
- [6] Radford, A., Metz, L. and Chintala, S.: Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks, *CoRR*, Vol. abs1511.06434 (online), available from (<http://arxiv.org/abs/1511.06434>) (2015).
- [7] Sandhu, S. K. and Agarwal, A.: Summarizing Videos by Key Frame Extraction Using SSIM and Other Visual Features, *Proceedings of the Sixth International Conference on Computer and Communication Technology 2015, ICCCT '15*, New York, NY, USA, ACM, pp. 209–213 (online), DOI: 10.1145/2818567.2818607 (2015).
- [8] Shneiderman, B.: The Eyes Have It: A Task by Data Type Taxonomy for Information Visualizations, *Proceedings of the 1996 IEEE Symposium on Visual Languages, VL '96*, Washington, DC, USA, IEEE Computer Society, pp. 336–343 (online), available from (<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=832277.834354>) (1996).
- [9] Thung, K. H. and Raveendran, P.: A survey of image quality measures, *2009 International Conference for Technical Postgraduates (TECHPOS)*, pp. 1–4 (online), DOI: 10.1109/TECHPOS.2009.5412098 (2009).
- [10] Wang, Z. and Bovik, A. C.: A universal image quality index, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 9, No. 3, pp. 81–84 (online), DOI: 10.1109/97.995823 (2002).
- [11] Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R. and Simoncelli, E. P.: Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity, *Trans. Img. Proc.*, Vol. 13, No. 4, pp. 600–612 (online), DOI: 10.1109/TIP.2003.819861 (2004).
- [12] Wang, Z., C. Bovik, A. and Simoncelli, E.: *Structural Approaches to Image Quality Assessment*, pp. 961–974 (2005).



図 5 類似度の補間により生成されたテクスチャ
Fig. 5 Textures generated with similarity interpolation.

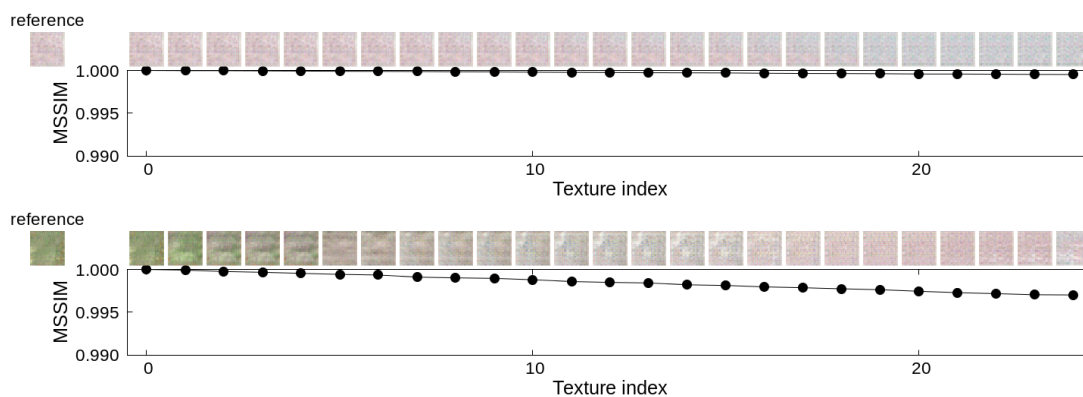


図 6 図 5 のテクスチャの MSSIM
Fig. 6 MSSIMs of textures in figure 5.

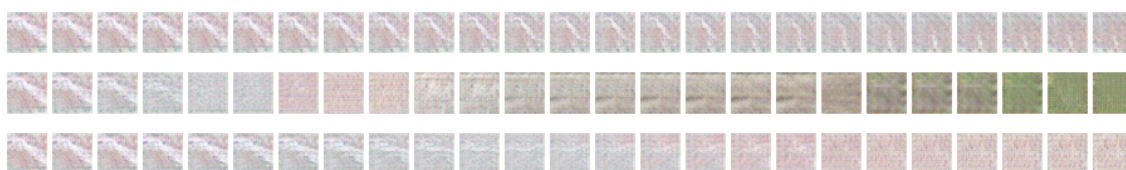


図 7 多様な類似性をもつように生成されたテクスチャ
Fig. 7 Textures generated in such a way that those have diverse similarities.

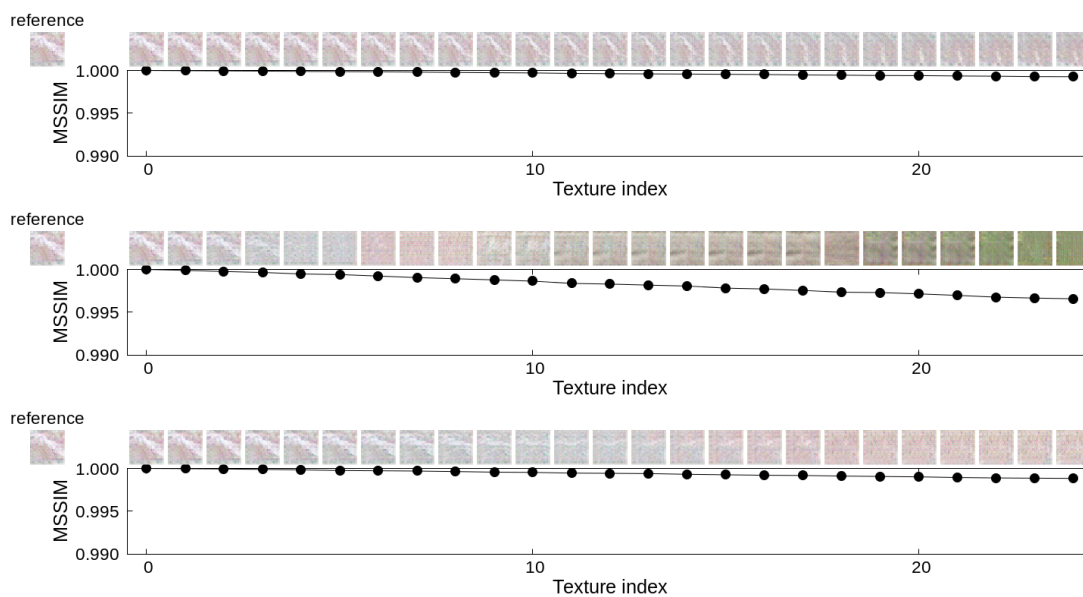


図 8 図 7 のテクスチャの MSSIM
Fig. 8 MSSIMs of textures in figure 7.



図 9 対話的な和紙テクスチャの生成

Fig. 9 Washi texture interactive generation.

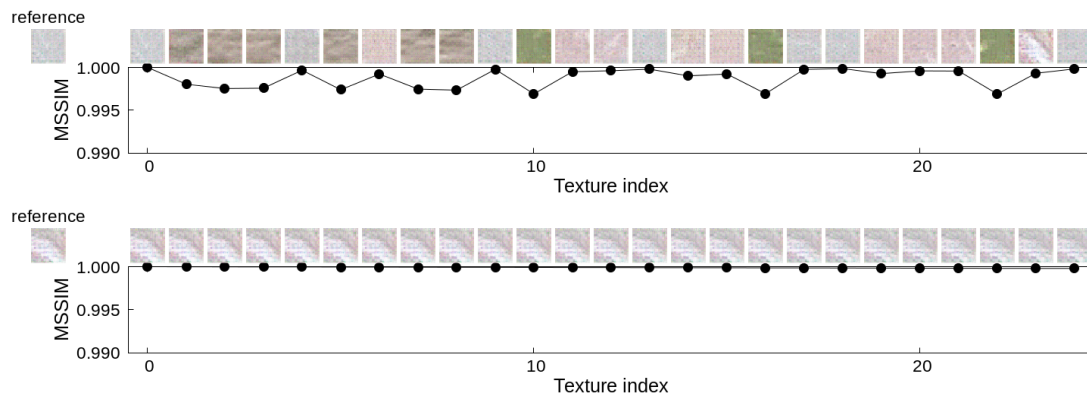


図 10 図 9 のテクスチャの MSSIM

Fig. 10 MSSIMs of interactively generated textures in figure 9 (a) and (e).