

風鈴音にあわせた動的な和紙テクスチャの生成のための 潜在空間の探索区間のガンマ補正

佐藤 信¹

概要: 本稿では、深層生成モデルを用いて学習したテクスチャの潜在空間を探索するための既提案手法について、類似度探索区間のガンマ補正を提案する。類似度探索区間とは、潜在空間上で探索された補間点列から生成される補間テクスチャ列について、テクスチャの類似度の変化の滑らかさを調節するためのパラメータである。ここでは、類似度の調節をより容易にするために、類似度探索区間にガンマ補正をおこなう。そして、風鈴の音にあわせて変化する和紙の Small Multiple Textures を生成するための既提案手法においてここで提案のガンマ補正を用いることにより、生成される動的テクスチャを意図にあわせて調節することが可能であることを示す。提案手法は、落ち着いた雰囲気のを表現するコンテンツを制作するために適した手法である。

Gamma Correction on Latent Space Searching Intervals for Generating Dynamic Washi Textures with Wind Chime Sounds

MAKOTO SATOH¹

Abstract: This paper presents a gamma correction method of similarity searching intervals on the proposed method for searching the texture latent spaces learned with deep generative models. The similarity searching intervals refer to the parameter to adjust the smoothness of the texture similarity variation of the interpolating texture sequence, which is generated from the interpolating points searched in a learned latent space. In this paper the similarity searching intervals are gamma corrected to make the adjustment of the generated texture similarity easier. Then, it is shown that the dynamic textures which are generated using the proposed method for generating Small Multiple Textures varying with wind chime sounds, can be adjusted with the gamma correction method, as intended. The method is suitable for creating artistic contents representing relaxing japanese traditional ambiente.

1. はじめに

本稿では、深層生成モデル (deep generative model) により学習したテクスチャの潜在空間を探索するための既提案手法 [10] について、類似度探索区間のガンマ補正を提案する。類似度探索区間とは、潜在空間上での探索によりえられる補間点列から生成される補間テクスチャ列について、テクスチャの類似度の変化の滑らかさを調節するためのパラメータである。類似度探索区間にガンマ補正をおこなうことにより、次のことが可能となる。

- 類似度が非線形に変化する補間テクスチャ列の生成、および、類似度の均一な変化からの偏りの調節
- 区分的なガンマ補正による補間テクスチャ列の類似度の変化の非線形度の柔軟な調節

探索により生成した補間テクスチャ列は、風鈴の音にあわせて変化する和紙の Small Multiple Textures の生成 [12] に用いることが可能である。[12] は、落ち着いた雰囲気のを表現するコンテンツを制作するために適した手法である。

これ以降の構成について、簡単に説明する。2 節では、着想および関連研究について説明する。そして、3 節では、潜在空間の類似度探索区間のガンマ補正について述べる。

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

4節では実験結果を示しそれについての検討をおこなう。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。

2. 着想および関連研究

2.1 聴覚情報と視覚情報とを関連付けるという着想

聴覚情報と視覚情報とを関連付けることは、長年にわたり研究者の興味をひきつけてきたテーマであり、多数の研究が存在する ([6], [8], [14])。また、聴覚情報のなかでもある種類の音には聴くものをリラックスさせる効果があることは、日常的な経験から広く認められているといえる。例えば、よく眠るため、または、集中力を高めるためなどに音楽が効果的である場合がある。

そのような音の効果について、[1]では心理学的に研究がおこなわれている。一方、環境音楽(アンビエント音楽)に代表される、リラックスするため、または、落ち着いて考えるための音楽が発表され音楽愛好家などに鑑賞され始めたのは、1970年代後半からである。そして1980年代には、環境音楽と映像とを融合した作品の制作が試みられ、現在でも鑑賞し続けられている名作も制作された。それらの作品で用いられた映像は、実写したビデオ映像を計算機により画像処理したものであった。当時は、計算機を用いて音楽にあわせた動的なテクスチャを生成することは未知の分野であった*1。

その後しばらくの間は、音にあわせた動的なテクスチャを計算機により実時間で生成することは困難であるという状況が長く続いた。そして、2.2節で述べるように、深層生成モデルを用いた画像生成のための手法の発表により、機械学習により高品質なテクスチャを生成することが可能となった。現在は、それらの手法を発展させるための研究とともに、生成したテクスチャをコンテンツの制作などに用いるための研究が活発におこなわれている。

本稿の手法は、自然の風を間接的にイメージする風鈴の音を、手作りによる和紙の繊細なテクスチャに関連付けるための[11], [12]に関連する手法である。[12]では音にあわせて流れをイメージするように変化する動的な Small Multiple Textures を生成している。それらの手法は、落ち着いた雰囲気のあるコンテンツの制作などに適した手法であり、

*1 当時、本稿の著者は、東北大学大型計算機センター(現在の東北大学サイバーサイエンスセンター)の技官として、計算機システムおよびネットワークシステム(汎用の大型計算機、スーパーコンピュータ、および Unix システムなど)の管理などをおこなっていた。その傍ら、各種のシステムプログラムを設計・開発し、センターを利用する研究者の方々などに使用していただいていた(例えば、ジョブのトランスレータである[19]がある)。それらのソフトウェアは、勤務していたセンターだけではなく、大阪大学大型計算機センターなどでも使用していただいていた。そのようななかで、各種の色空間を用いて画像処理システムのためのテスト用のパターンを作成する機会があった。環境音楽をよく聴いていたので、音にあわせてそれらのパターンを意図するように変化させることはできないだろうかという着想をえた。しかし、当時の最先端の計算機および画像処理のための専用のハードウェアを用いたとしても、そのようなことは実現が困難に思えた。

素材を生成するための新たな手法により素材に多様性をもたせ、リラックスするためのコンテンツを制作するうえでの選択肢を広げることが目的である。[12]では、深層生成モデルにより学習した和紙テクスチャの学習モデルから、特徴が滑らかに変化する補間テクスチャ列を生成し、音とテクスチャの写像に用いる。ここでは、補間テクスチャ列を生成するための潜在空間の探索手法[10]のパラメータである類似度探索区間についてガンマ補正をおこなう。類似度探索区間とは、潜在空間上で探索された補間点列から生成される補間テクスチャ列について、類似度の変化を調節するためのパラメータである。

2.2 深層生成モデル

機械学習における生成モデルとは、学習したデータに類似のデータを生成することが可能な学習モデルであり、深層学習が発表される以前から存在した。しかし、それらの学習モデルにより生成されるデータの品質は十分とはいえなかった。

深層学習(deep learning)[9]の発表後には、[4]が発表されている。この手法により生成した画像はそれまでの手法を用いたものと比較すると格段に高品質であるが、コンテンツの制作に用いるためには十分とはいえなかった。

そして、VAE(Variational Auto-Encoder)[7]およびGAN(Generative Adversarial Network)[5]などの、深層生成モデル(deep generative model)が発表され、学習した潜在空間から学習データに類似なデータを高品質に生成することが可能であることが示された。そのことから、これらの学習モデルは多くの研究者の注目を集め、多くの関連モデルおよび応用例が発表され続けている。それらのなかには、生成したデータをコンテンツの制作に用いる研究も多数存在する。これらのモデルは、学習の対象としている潜在変数の全域について潜在空間を構築することが原理的には可能である。そのため、潜在空間から生成したデータをコンテンツの制作に用いるような用途に適しているといえる。

本稿では、GANの関連モデルであるDCGAN(Deep Convolutional Generative Adversarial Network)[13]を用いて学習した和紙の繊細なテクスチャの学習モデルについて、ガンマ補正を施した類似度探索区間を用いて潜在空間上の補間点列の探索をおこなう。そして、探索した補間点列から和紙の補間テクスチャ列を生成する。

3. 潜在空間の探索区間のガンマ補正

3.1 類似度に基づく潜在空間の探索

既提案手法[10]について、これ以降の説明に必要な内容を説明する。[10]のアルゴリズム2を、アルゴリズム1として示す(詳細については[10]を参照)。

アルゴリズム1では、パラメータの初期設定をおこない、

Algorithm 1 Washi Texture Interpolation Launcher (Algorithm 2 in [10])

Prepare a Washi texture model D trained with DCGAN.
 Select latent space points which are interpolated: \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 SSIMs between T_1 and T_1 , and between T_1 and T_2 : C_1 and C_2 respectively.
 Set the number of SSIM intervals on which the textures are interpolated based: N_s .
 Set the SSIM intervals \mathbf{S} and interpolation ratios in latent space \mathbf{R} :

$$\mathbf{S} = \{\mathbf{S}_i\} = \{[S_{1_i}, S_{r_i}]\}, \mathbf{R} = \{R_i\}$$
 such that $S_{1_i} \leftarrow C_1, S_{r_i} \leftarrow C_2, R_i \leftarrow -1, S_{1_i} \geq S_{r_i}, S_{r_j} = S_{1_{j+1}} \quad (1 \leq i \leq N_s, 1 \leq j < N_s)$.
 Set current latent space searching interval (ratios): $\mathbf{L}_c = [L_{1_c}, L_{r_c}] \leftarrow [0, 1]$.
 Set current SSIM searching interval: $\mathbf{S}_c = [S_{1_c}, S_{r_c}] \leftarrow [C_1, C_2]$.
 Note: \mathbf{S} and \mathbf{R} ; global scope and static allocation, \mathbf{L}_c and \mathbf{S}_c ; local scope and automatic allocation.

Set the maximum number of iterations at each recursive level of **function** WashiTextureInterpolation: N_I .
 Call **function** WashiTextureInterpolation ($D, \mathbf{L}_c, \mathbf{S}_c, T_1, \mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, N_I$)

Generate interpolating points $\mathbf{p}_{1_i} \leftarrow (\mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_1) \times R_i + \mathbf{p}_1 \quad (1 \leq i \leq N_s)$.
 Generate interpolating texture images from \mathbf{p}_{1_i} using D .

[10] のアルゴリズム 3 により潜在空間の再帰的な探索をおこなう。探索では、2 種類の探索区間 (現在の類似度探索区間, および, 現在の潜在空間上の探索区間) についての更新をおこないながら, 類似度探索区間に設定された類似度の変化にあわせて補間テクスチャ列を生成するための潜在空間上の補間点列を探索する。

初期値の設定について, 以下にまとめる。

- Step 1** 学習モデルの潜在空間上の点 \mathbf{p}_1 と \mathbf{p}_2 を選択し, 各点からテクスチャ T_1 と T_2 を生成する。
- Step 2** T_1 を参照画像として, T_1 との類似度 C_1 および T_2 との類似度 C_2 を計算する。
- Step 3** 類似度探索区間 \mathbf{S} を設定する。
- Step 4** 現在の類似度探索区間 \mathbf{S}_c および現在の潜在空間上の探索区間 \mathbf{L}_c の初期値を設定する。

類似度探索区間は, 次のように設定される。

$$\mathbf{S} = \{\mathbf{S}_i\} = \{[S_{1_i}, S_{r_i}]\}$$

$$S_{1_i} \leftarrow C_1, S_{r_i} \leftarrow C_2, S_{1_i} \geq S_{r_i}, S_{r_j} = S_{1_{j+1}} \quad (1 \leq i \leq N_s, 1 \leq j < N_s) \quad (1)$$

ここで, N_s は, 類似度探索区間の区間数である。

類似度探索区間の両端 (S_{1_i} と S_{r_i}) には上記の値を用いるが, それ以外には上記の条件を満たす範囲で自由な値を設定できる。例えば [10] の実験においては, C_1 と C_2 とを等間隔に分割する値を用いた。

また, 現在の類似度探索区間 (\mathbf{S}_c) の初期値を次のように与える。 \mathbf{S}_c は, 再帰的な探索の過程にあわせて更新される。

$$\mathbf{S}_c = [S_{1_c}, S_{r_c}] \leftarrow [C_1, C_2] \quad (2)$$

なお, 画像の品質を評価するために多くの基準 [15] が

提案されているが, [10] では, SSIM (Structural Similarity, [16], [17], [18]) の平均値である MSSIM (Mean Structural Similarity, [17]) を用いた。MSSIM は, 輝度 (luminance), コントラスト (contrast) および構造 (structure) に基づく画像の類似度の評価基準である。ここでも, テクスチャの類似度基準として MSSIM を用いる。

3.2 類似度探索区間のガンマ補正

式 (1) の類似度探索区間の類似度の設定値 S_{1_i}, S_{r_i} について, 次のガンマ補正をおこなう。

$$S_{(\text{new})} = \left(\frac{S_{(\text{current})} - C_2}{C_1 - C_2} \right)^\gamma (C_1 - C_2) + C_2 \quad (3)$$

ここで, $S_{(\text{current})}$ および $S_{(\text{new})}$ はそれぞれ補正前および補正後の類似度であり, C_1 と C_2 はそれぞれ T_1 と T_2 の類似度である。類似度の計算のための参照画像には T_1 を用いる。また, γ はガンマ補正の係数である。

3.3 類似度探索区間の区分的ガンマ補正

より多様な非線形性を得るために, 3.2 節で述べた類似度探索区間のガンマ補正を区分的におこなう。その手法を, 次に示す。

Step 1 類似度探索区間を複数の区間に分割する。

Step 2 分割した各区間について, 3.2 節で述べたガンマ補正をおこなう。

4. 実験と結果の検討

4.1 和紙テクスチャの学習および風鈴の音データ

実験では, [10] での和紙のテクスチャの学習モデルを用いた。学習に用いた和紙のテクスチャ画像の例を, 図 1 (上半分) に示す。

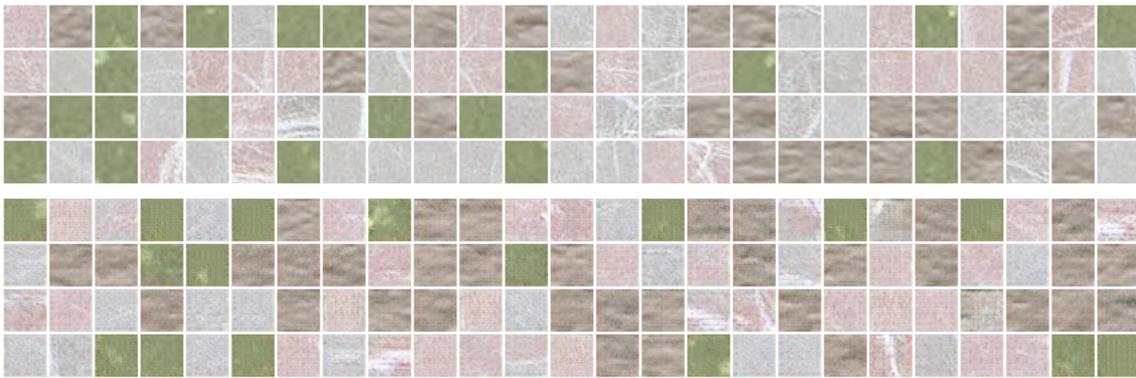


図 1 DCGAN の訓練に用いた和紙のテクスチャ画像（上半分），および，学習した潜在空間から生成したテクスチャ画像（下半分）の例

Fig. 1 Examples of Washi texture images used to train DCGAN (upper half), and texture images generated from learned latent space (lower half).

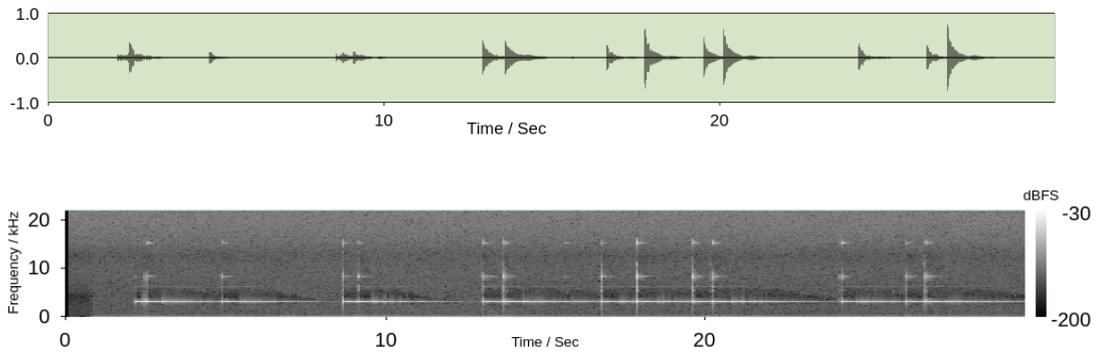


図 2 風鈴音の波形およびスペクトログラム

Fig. 2 Wind chime sound waveform and spectrogram. The spectrogram is composed of 300 spectra.

学習モデルの生成器を用いて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．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画像を，図 1(下半分) に示す．

図 2 に，実験に用いた風鈴の音データの波形およびスペクトログラムを示す．周波数スペクトルの計算には，FFT を用いた．FFT のフレームサイズは 2048 である．スペクトルの相対的強度を示すために dBFS 値 ([2], [3], [11]) を用いた (詳細については [11] を参照)．

4.2 類似度探索区間のガンマ補正

和紙のテクスチャの学習モデル (4.1 節) を用いて，3 節で述べたガンマ補正を施した類似度探索区間を基準として用いることにより，学習モデルの潜在空間の探索をおこなった．そして，探索した潜在空間上の補間点列から補間テクスチャ列を生成した．

図 3 の補間テクスチャ列は， $\gamma = 1.0$ のガンマ補正を用いて探索した潜在空間上の補間点列から生成した補間テクスチャ列である．テクスチャの生成では始めに，乱数によ

り選択した潜在空間上の複数の点からテクスチャを生成し，そのなかから補間されるテクスチャ (補間テクスチャ列の両端) を選択した．そして，提案手法を用いて，選択されたテクスチャを補間するテクスチャ列を生成した．図に示す補間テクスチャ列の両端のテクスチャが選択されたテクスチャである．それらの間に並ぶテクスチャが，探索された潜在空間上の点から生成されたテクスチャである．テクスチャ列の左側のテクスチャは，類似度の計算に用いた参照テクスチャである．参照テクスチャは，補間テクスチャ列の左端のテクスチャと同じものである．

第 1 行のグラフの丸印は，参照テクスチャと補間テクスチャ列の各テクスチャとの類似度 (MSSIM 値) である．比較される 2 つのテクスチャが全く同じである場合には，MSSIM 値が 1.0 となる．テクスチャの類似度が小さくなるほど，MSSIM 値は小さくなる．グラフの三角印は，各テクスチャを生成した潜在空間上の点の位置である．ここでは潜在空間上での位置を，潜在空間上での補間の端点を結ぶ線分上での一方の端点からの正規化距離として示している．なお，潜在空間上での補間の端点とは，補間される

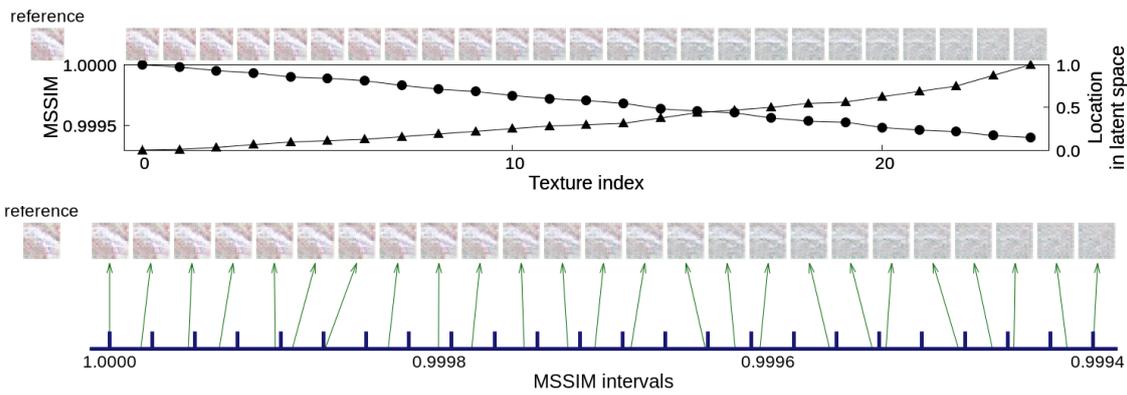


図 3 類似度探索区間のガンマ補正 ($\gamma = 1.0$)

Fig. 3 Gamma correction of similarity searching intervals: $\gamma = 1.0$. The first row shows the MSSIMs of the interpolated and interpolating textures (circles), and the locations of the latent space points from which the textures was generated (triangles). The locations are normalized with respect to the distance between the latent space points from which interpolated textures was generated. The second row shows the similarity searching intervals (MSSIM intervals) used in latent space search (blue scale), and the similarity (MSSIMs) of the generated textures (green arrows).

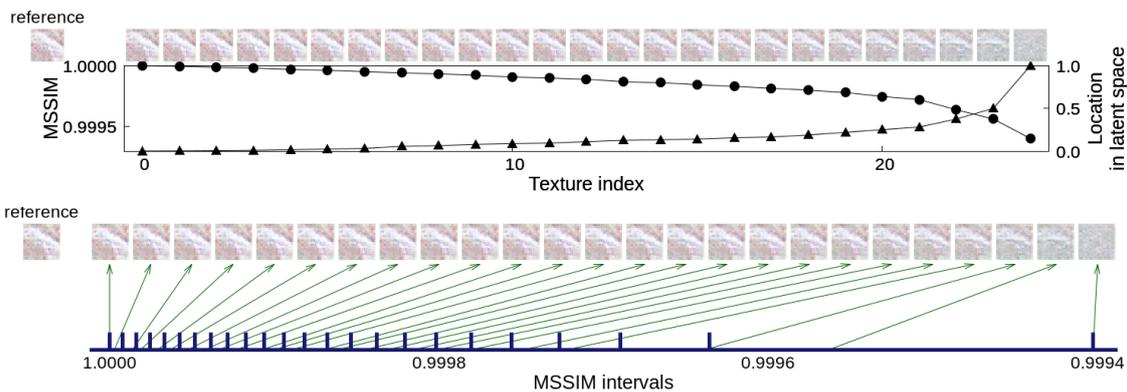


図 4 類似度探索区間のガンマ補正 ($\gamma = 0.3$)

Fig. 4 Gamma correction of similarity searching intervals: $\gamma = 0.3$. Other description is same as for Figure 3.

テクスチャに対応する潜在空間上の 2 点のことである。潜在空間上での補間の端点のそれぞれの点から、補間テクスチャ列の両端のテクスチャが生成されることになる。実験では、正規化距離を求めるための基準となる一方の端点として、図の補間テクスチャ列の左端のテクスチャに対応する潜在空間上の点を用いた。

第 2 行のグラフの青色の目盛りは、探索において用いた類似度探索区間である。本稿の探索手法では、類似度探索区間に設定されている類似度の変化の条件を満たすような補間テクスチャ列を生成するための潜在空間上の補間点列を探索する。グラフの緑色の矢印は、補間テクスチャ列の各テクスチャの類似度を類似度探索区間と対応付けている。

図 4 は、 $\gamma = 0.3$ のガンマ補正により探索した潜在空間上の補間点列から生成した補間テクスチャ列である。それ

以外の説明は、図 3 と同様である。

4.3 類似度探索区間の区分的ガンマ補正

図 5 は、区分的なガンマ補正をおこなった類似度探索区間を用いて潜在空間を探索することにより生成した補間テクスチャ列である。2 つの区分を用いて区分的にガンマ補正をおこなった。区分の境界となる類似度には、補間の端点のテクスチャの類似度の中間値を用いた。各区分の類似度探索区間のガンマ補正には、それぞれ、 $\gamma_1 = 1.0$ と $\gamma_2 = 0.1$ を用いた。それ以外の説明は、図 3 と同様である。

図 6 も、区分的なガンマ補正をおこなった類似度探索区間を用いた潜在空間の探索の例である。各区分の類似度探索区間のガンマ補正には、それぞれ、 $\gamma_1 = 2.5$ と $\gamma_2 = 0.1$ を用いた。それ以外の説明は、図 5 と同様である。

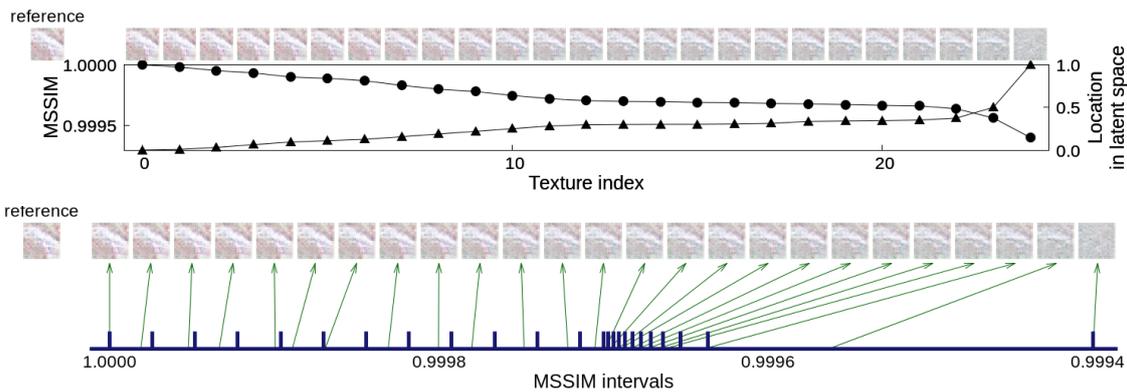


図 5 類似度探索区間の区分的ガンマ補正 ($\gamma_1 = 1.0, \gamma_2 = 0.1$)

Fig. 5 Piecewise gamma correction of similarity searching intervals: $\gamma_1 = 1.0$ and $\gamma_2 = 0.1$. Other description is same as for Figure 3.

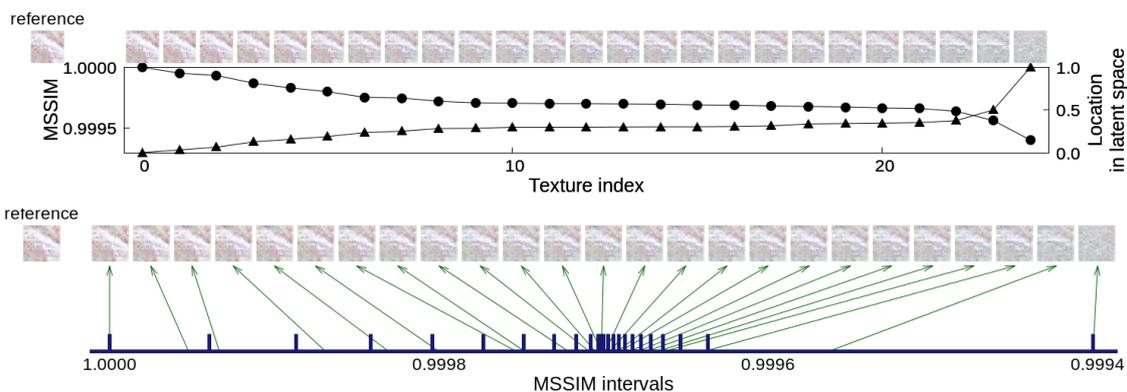


図 6 類似度探索区間の区分的ガンマ補正 ($\gamma_1 = 2.5, \gamma_2 = 0.1$)

Fig. 6 Piecewise gamma correction of similarity searching intervals: $\gamma_1 = 2.5$ and $\gamma_2 = 0.1$. Other description is same as for Figure 3

4.4 風鈴音にあわせた動的な和紙テクスチャの生成

図 7, 8 は, 図 2 に示す風鈴の音にあわせて生成した動的な和紙のテクスチャである. 音データとテクスチャの写像には, [12] の派生写像を用いた. 図 7 では, $\gamma = 1.5$ のガンマ補正を施した類似度探索区間を用いて生成した和紙の補間テクスチャ列を用いた. 図 8 では, $\gamma = 0.5$ のガンマ補正を用いて生成した補間テクスチャ列を用いた.

4.5 検討

図 1 からは, 訓練に用いた和紙のテクスチャ画像と訓練した生成器から生成したテクスチャ画像とを比較することにより, 深層生成モデルである DCGAN を用いて訓練した生成器から, 和紙の繊細な特徴を捉えたテクスチャを生成可能であることが分かる.

図 3 では, 類似度探索区間に $\gamma = 1.0$ のガンマ補正をおこない潜在空間上の点を探索した. 第 1 行のグラフに示される各テクスチャの類似度 (MSSIM) からは, 潜在空間上で探索した各点から生成した各テクスチャの類似度が滑らかに変化していることが分かる. また, 各テクスチャに対応する潜在空間上での各点の位置が滑らかに変化している

ことが分かる. 参照テクスチャに類似なテクスチャほど, 参照テクスチャを生成した潜在空間上の点に近い点から生成されている. 第 2 行のグラフからは, 類似度探索区間の各区間は等間隔のままであることが分かる. $\gamma = 1.0$ のガンマ補正をおこなっているので, ガンマ補正をおこなっても値の変化はない. 生成された補間テクスチャ列の各テクスチャの類似度は類似度探索区間のいずれかひとつの区間に含まれ, 各区間と各テクスチャが 1 対 1 に対応していることが分かる.

図 4 は, 類似度探索区間に $\gamma = 0.3$ のガンマ補正をおこない潜在空間上の点を探索した例である. 図 3 と比較すると, 参照テクスチャとの類似度が大きい (類似度が 1.0 に近い) テクスチャが多く生成されていることが分かる. これは, $\gamma < 1.0$ による類似度探索区間の補正の効果である. そして, 図 3 と比較すると, 参照テクスチャを生成した潜在空間上の点に近い位置から多くのテクスチャが生成されていることが分かる.

図 5 は, 区分的ガンマ補正の例である. 補間テクスチャ列の両端のテクスチャの類似度の中間値を, 類似度探索区間の区分の境界とした. 各区間のガンマ補正に用いたガン

マ値は、それぞれ $\gamma_1 = 1.0$ と $\gamma_2 = 0.1$ である。各グラフの左半分が $\gamma_1 = 1.0$ での補正であるので、この部分については図3の左半分と同様の結果である。右半分は、 $\gamma_2 = 0.1$ の補正であるので、図3と比較して、グラフの中央のテキストに類似なテキストが多く生成されている。そして、それらのテキストを生成した潜在空間上の点は、グラフの中央のテキストを生成した潜在空間上の点に近いものが多い。

図6も、区分的ガンマ補正の例である。補間テキスト列の両端のテキストの類似度の中間値を、類似度探索区間の区分の境界とした。各区分のガンマ補正に用いたガンマ値は、それぞれ $\gamma_1 = 2.5$ と $\gamma_2 = 0.1$ である。グラフの左半分が $\gamma_1 = 2.5$ による補正であるので、図5の左半分と比較すると、グラフの中央のテキストに類似なテキストが多く生成されている。グラフの右半分は、図5と同様である。図3と比較すると、図6では、グラフの中央部に類似度が近いテキストが多く生成されている。上記の各グラフについての分析をあわせて考えると、この結果は納得のいくものである。

図7と8とを比較することにより、ガンマ値を調節することにより、生成される動的テキストの微妙なニュアンスを調節することが可能であることが分かる。

類似度探索区間のガンマ補正により補間テキスト列の調節が可能であるためには、深層生成モデルにより和紙のテキストの変化を滑らかに表現する潜在空間を学習できていること、および、[10]の探索手法により選択したテキストに特徴が類似な滑らかに変化する補間テキスト列を生成可能であることが重要な役割を担っている。そしてそれにより、音にあわせて変化する動的なテキストの調節が可能となっているといえる。

なお、本稿で用いた類似度に基づく潜在空間の探索手法は、深層生成モデルなどの機械学習により学習したモデルの検査に用いることも可能である。特に、類似度探索区間のガンマ補正は、学習モデルを詳細に検査する場合に有用である。

5. おわりに

深層生成モデルにより学習したテキストの潜在空間を探索するための既提案手法 [10] について、類似度探索区間のガンマ補正を提案した。

提案手法を実装することにより、類似度探索区間のガンマ補正の有効性を示した。ガンマ補正を施した類似度探索区間を基準として潜在空間上の補間点列を探索し、そこから生成される補間テキスト列に含まれるテキストの類似度の変化の滑らかさをガンマ値を用いて調節することが可能であることを示した。また、区分的なガンマ補正をおこなうことにより、テキストの類似度の変化の非線形性を柔軟に調節することが可能であることを示した。提案手

法は、[12]のような、落ち着いた雰囲気のを表現するコンテンツの制作に用いる素材の生成のために考案したものである。提案の探索手法を用いると学習空間を直感的に探索できることから、深層生成モデルなどの機械学習の学習モデルの検査などにも提案手法は有用であるといえる。

今後の課題としては、多種類のテキストへの適用、多くの深層学習モデルへの適用、および、さらに柔軟な潜在空間の探索のための手法の開発などがある。

参考文献

- [1] Brewer, J. F.: Healing sounds, *Complementary Therapies in Nursing and Midwifery*, Vol. 4, No. 1, pp. 7 – 12 (online), DOI: [https://doi.org/10.1016/S1353-6117\(98\)80006-1](https://doi.org/10.1016/S1353-6117(98)80006-1) (1998).
- [2] Dove, S.: Chapter 25 - Consoles and Computers, *Handbook for Sound Engineers (Fourth Edition)* (Ballou, G. M., ed.), Focal Press, Oxford, fourth edition edition, pp. 817 – 994 (online), DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-240-80969-4.50029-8> (2008).
- [3] Dumond, L.: All About Decibels, Part I: What's your dB IQ?, https://faculty.mccneb.edu/ccarlson/VACA1010/VACA1010_CD/dB%20part%201.pdf (Retrieved: Nov./22/2017).
- [4] Eslami, S. M., Heess, N., Williams, C. K. and Winn, J.: The Shape Boltzmann Machine: A Strong Model of Object Shape, *Int. J. Comput. Vision*, Vol. 107, No. 2, pp. 155–176 (online), DOI: 10.1007/s11263-013-0669-1 (2014).
- [5] 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).
- [6] Kim, J., Ananthanarayan, S. and Yeh, T.: Seen Music: Ambient Music Data Visualization for Children with Hearing Impairments, *Proceedings of the 14th International Conference on Interaction Design and Children*, IDC '15, New York, NY, USA, ACM, pp. 426–429 (online), DOI: 10.1145/2771839.2771870 (2015).
- [7] Kingma, D. P. and Welling, M.: Auto-Encoding Variational Bayes, *ArXiv e-prints* (2013).
- [8] Kosugi, N.: Misual: Music Visualization Based on Acoustic Data, *Proceedings of the 12th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services*, iiWAS '10, New York, NY, USA, ACM, pp. 609–616 (online), DOI: 10.1145/1967486.1967581 (2010).
- [9] LeCun, Y., Bengio, Y. and Hinton, G.: Deep learning, *Nature*, Vol. 521, No. 7553, pp. 436–444 (2015).
- [10] 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キストの補間, 情報処理学会研究報告, Vol. 2018-CG-169, No. 2, pp. 1–6 (2018).
- [11] 佐藤 信: 動的な Small Multiple Textures の生成のための和紙テキストの潜在空間への風鈴音の写像, 情報処理学会研究報告, Vol. 2018-AVM-102, No. 1, pp. 1–6 (2018).

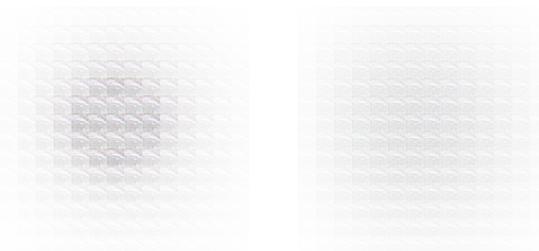


図 7 派生写像による動的テクスチャの生成 ($\gamma = 1.5$)

Fig. 7 Generating dynamic textures with derived mapping ($\gamma = 1.5$): from left to right texture frame 50, 70, 90, and 110.

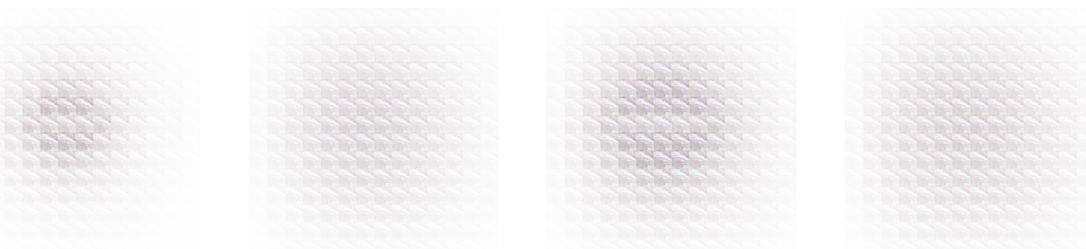


図 8 派生写像による動的テクスチャの生成 ($\gamma = 0.5$)

Fig. 8 Generating dynamic textures with derived mapping: ($\gamma = 0.5$) from left to right texture frame 50, 70, 90, and 110.

- [12] 佐藤 信 : 動的な Small Multiple Textures の生成のための和紙テクスチャの潜在空間への風鈴音の派生写像, 情報処理学会研究報告, Vol. 2018-CG-172, No. 6, pp. 1-8 (2018).
- [13] 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).
- [14] Smith, S. M. and Williams, G. N.: A Visualization of Music, *Proceedings of the 8th Conference on Visualization '97*, VIS '97, Los Alamitos, CA, USA, IEEE Computer Society Press, pp. 499-ff. (online), available from (<http://dl.acm.org/citation.cfm?id=266989.267131>) (1997).
- [15] 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).
- [16] 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).
- [17] 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).
- [18] Wang, Z., Bovik, A. and Simoncelli, E.: *Structural Approaches to Image Quality Assessment*, pp. 961-974 (2005).
- [19] 佐藤 信 : バッチジョブの自動生成コマンド BRUN, 東北大学大型計算機センター広報 SENAC(プログラミング・ノート) Vol.18, No.2, 東北大学大型計算機センター (1985).