

Neural Style Feature を用いた感性モデルに基づく質感表現

寸田 菜月[†] 谷 伊織[†] 飛谷 謙介^{†,††} 竹本 敦[†] 谿 雄祐[†]

長田 典子[†] 森田 修史^{†††}

[†] 関西学院大学大学院理工学研究科 〒669-1337 兵庫県三田市学園 2-1

^{††} 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 1-1-1

^{†††} クチュールデジタル株式会社 〒541-0059 大阪府大阪市中央区博労町 1-8-2 三共堺筋本町ビル 9F

E-mail: [†]{fs1013.sekarock,iori.tani,a.takemoto,tani.y,nagata}@kwansei.ac.jp, ^{††}tobitani@sun.ac.jp,

^{†††}nm@digitalfashion.jp

あらまし 本研究では、細かい模様や粗さといった素材の表面性状（テクスチャ）に対する印象である感性的質感に着目し、所望の感性的質感を有するテクスチャ生成手法を提案する。はじめに、心理実験で定量化した感性的質感とCNNから抽出されるテクスチャ特徴量であるスタイル特徴との関係性をLasso回帰によりモデル化した。その後、得られたモデルに基づき、感性的質感に寄与するスタイル特徴を操作しテクスチャ生成を行った。その結果、人の直感に合った生成結果が得られたことから、本手法の有効性を確認した。

キーワード 感性的質感, テクスチャ生成, ファッション, CNN, スタイル変換, Lasso回帰

Shitsukan Representation Based on Kansei Model Using Neural Style Feature

Natsuki SUNDA[†], Iori TANI[†], Kensuke TOBITANI^{†,††}, Atsushi TAKEMOTO[†], Yusuke TANI[†],

Noriko NAGATA[†], and Nobufumi MORITA^{†††}

[†] School of Science and Technology, Kwansei Gakuin University 2-1 Gakuen, Sanda-shi, Hyogo, 669-1337 Japan

^{††} Faculty of Information Systems, University of Nagasaki 1-1-1 Manabino, Nagayo-cho, Nishi-Sonogi-gun, Nagasaki, 851-2195 Japan

^{†††} Couture Digital Ltd. Sankyo Sakaisujihonmachi building F9, 1-8-2 Bakurou-machi, Chuo-ku, Osaka-shi, Osaka 541-0059 Japan

E-mail: [†]{fs1013.sekarock,iori.tani,a.takemoto,tani.y,nagata}@kwansei.ac.jp, ^{††}tobitani@sun.ac.jp,

^{†††}nm@digitalfashion.jp

Abstract In this research, we focus on affective texture, which comprises the visual impressions evoked by surface properties, such as fine patterns and roughness, and propose a method for texture synthesis with desired affective texture. First, we modeled the relationships using a lasso regression between affective texture quantified by psychological experiments and style features which are texture features extracted from CNN. After that, based on the obtained models, we performed texture synthesis by manipulating style features that contribute to the affective texture. As a result, the generation results matched human intuition, confirming the effectiveness of our method.

Key words Affective Texture, Texture Synthesis, Fashion, CNN, Style Transfer, Lasso Regression

1. はじめに

プロダクトデザインの分野において、“高級感のある”や“古風な”といった素材の表面性状（以下、テクスチャ）から喚起される印象について考慮したデザインへの展開が注目を集めている [1][2][3]。これらの印象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考えられている。そのため、感性的質感を理解・制御する技術が必要とされている。また、Eコマースの普及に伴い、ユーザーズが多様化が進み、プロダクトのパーソナライズ化に対する要求が高まっている。その一例として、衣服のオーダーメイドサービスが挙げられる。これらのサービスは、数多くの素材や柄、

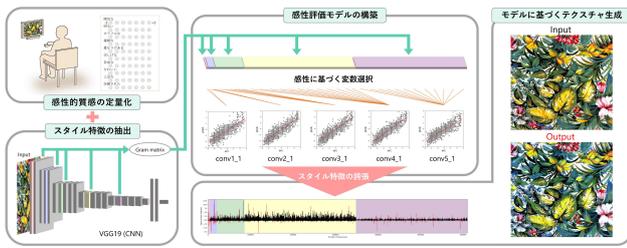


図1 所望の感性的質感を有するテクスチャ生成手法の概観

Fig. 1 Overview of our method for texture synthesis with desired affective texture.

形などから自由に組み合わせられる一方で、あらかじめ用意されている中から選ばなければならない、真のパーソナライズとは言い難い。さらに、オリジナルなものを新たにデザインする上ではデザイナーの経験的知見が必要とされ、一般ユーザには困難を伴う。

そこで本研究では、衣服の柄を対象とし、所望の視覚的印象に関する感性的質感を有するテクスチャ生成手法の提案を目的とする。本研究の概観を図1に示す。

本研究により得られる成果は、直観的な素材の質感表現を可能にするという点で、人の嗜好や満足といった感性価値に基づくデザイン支援の一助になり得る。

2. 先行研究

テクスチャ解析に関する研究は古くから行われており、さまざまなテクスチャ特徴量が提案されている [4] [5]。近年では、一般物体認識に用いられる CNN である VGG19 [6] から抽出される画像の content feature (以下、コンテンツ特徴) および style feature (以下、スタイル特徴) に着目した画風変換アルゴリズムを Gatys らが提案し、高精度な生成結果を示した [7]。これにより、スタイル特徴が画像中のマルチスケールな色やパターン等の詳細な見た目を表現するテクスチャ特徴量であることが示唆された。しかしながら、これらの特徴量と感性的質感とを関連付けた研究はこれまで十分になされていない。

このことから竹本らは、自動車内装部品などの製品として流通している幾何学テクスチャ、梨地テクスチャ、革テクスチャ等を対象とし、スタイル特徴を用いて、所望の視覚的印象に関する感性的質感を有するテクスチャ生成手法を提案した [1]。その結果、所望の感性的質感が変化した生成結果が得られたことから、スタイル特徴が感性的質感と関連の強い特徴量であることが示唆された。

そこで本研究では、スタイル特徴が衣服の柄においても高い親和性を持つと考え、竹本らの手法に基づいたテクスチャ生成手法を提案する。

3. 感性的質感の定量化

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、主観評価実験を行った。

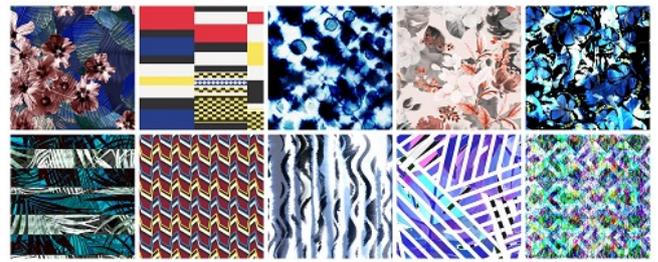


図2 自由記述実験・適合度実験に用いた刺激

Fig. 2 Stimuli used in the experiments to gather and select evaluation words.

3.1 評価語の収集・選定

飛谷ら [8] の手法に基づき、自由記述実験・適合度実験を行うことで、柄から喚起される感性的質感に関する網羅的かつ代表的な評価語を収集・選定した。

はじめに、多様な柄に対する感性的質感を表現する評価語を収集するため自由記述実験を行った。刺激には図2に示す柄画像10枚を用いた。実験参加者は大学生10名(男子学生1名、女子学生9名、 21.0 ± 0.77 歳)であった。手続きとして、実験参加者には液晶にランダムに呈示された刺激を観察してもらい、感じた印象をそれぞれ自由に書き出してもらった。その結果、形容詞98語が得られ、意味の重複していた38語を除いた計60語を収集した。

次に、自由記述実験により収集した語群の中から柄に対する感性的質感を評価するのに適した語を選び出すため適合度実験を行った。刺激には自由記述実験と同様の画像10枚を用いた。実験参加者は大学生および大学院生10名(男子学生7名、女子学生3名、 21.8 ± 0.75 歳)であった。手続きとして、実験参加者には液晶にランダムに呈示された刺激を観察してもらい、自由記述実験により収集した60語が柄に対する感性的質感を評価するのに適しているかについて、「非常に適している」、「適している」、「やや適している」、「どちらともいえない」、「やや適していない」、「適していない」、「非常に適していない」の評価尺度からなる7件法で回答してもらった。その結果、10名分の評価データが得られたため、「非常に適していない」を0点、「非常に適している」を6点として各評価尺度に対して1点刻みの点数化を行い、平均3.6点以上の評価を得た28語を選定した(表1)。

さらに、実験者の合議により、布や質感に関する先行研究 [9] [10] [11] から抜粋した形容詞12語(表2)と実利用の観点から「かわいい」を追加し、最終的に計41語を主観評価実験に用いる評価語とした。

3.2 刺激の収集

本研究では、柄の中で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、主観評価実験に用いる刺激とした。収集した刺激の例を図3に示す。

3.3 少量の柄に対する主観評価実験

各実験参加者に3.1および3.2で収集・選定した全ての評価語および刺激を用いて評価を行ってもらおうと、実験にかかる人的・時間的コストが高い。そのため、本節で述べる主観評価実

表1 自由記述実験・適合度実験により選定した形容詞 28 語

Table 1 Twenty-eight adjectives selected by the experiments.

奇抜な	個性的な	賑やかな	派手な
鮮やかな	典型的な	平凡な	目立つ
きれいな	地味な	カラフルな	重なりのある
モダンな	ミステリアスな	落ち着きのある	洋風な
大人っぽい	クールな	格好いい	自由な
ガチャガチャした	清涼感のある	ゴージャスな	チカチカした
上品な	涼しげな	先進的な	和風な

表2 先行研究から抜粋した形容詞 12 語

Table 2 Twelve adjectives extracted from previous research.

古風な	現代風な	明るい	暗い
質素な	華やかな	野暮な	洗練された
陽気な	陰気な	複雑な	単純な



図3 収集した刺激の例

Fig. 3 Examples of the gathered stimuli.

験を行う前に、あらかじめ評価語セットおよび刺激セットを作成した。

3.3.1 評価語セットの作成

はじめに、3.1 で収集・選定した評価語の中から「かわいい」を除いた計 40 語を用いて、評価語間の意味空間上での置換可能性を評価する距離測定実験を行った。実験参加者は大学生および大学院生 10 名（男子学生 7 名，女子学生 3 名， 21.9 ± 0.94 歳）であった。手続きとして、実験参加者には柄に対する感性的質感を評価する評価語 A が他の評価語 B で置き換え可能かを全 780 通り評価してもらった。その結果から、評価語間の距離行列を算出した。

次に、得られた距離行列に対して多次元尺度構成法（以下、MDS）と Ward 法を用いた階層クラスタ分析を行った。MDS により評価語間の関係を可視化し、階層クラスタ分析の結果から評価語 40 語を 4 クラスタに分割した（図 4）。

その後、各クラスタに分類された評価語を 2 もしくは 3 個含んだ計 10 語で構成される評価語セット A~D を作成し、さらに「かわいい」を C 群に追加した。作成した評価語セットを表 3 に示す。

3.3.2 刺激セットの作成

3.2 で収集した画像の中から網羅的かつ代表的な刺激を選定するため、物理特徴量に基づき Ward 法を用いた階層クラスタ分析を行った。物理特徴量には、事前学習済みの VGG19 にお

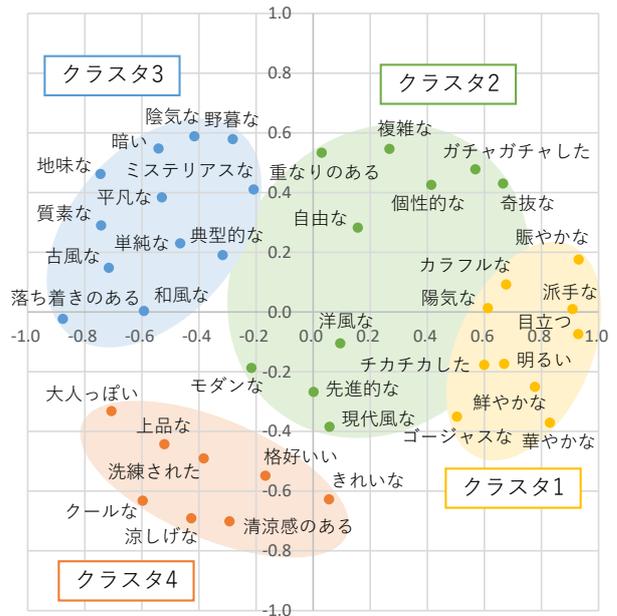


図4 形容詞 40 語を 4 クラスタに分割した結果

Fig. 4 The results of dividing 40 adjectives into four clusters.

表3 評価語セット

Table 3 Evaluation word sets.

クラスタ	評価語	4群分け		
1	平凡な	A	1	かわいい C
1	単純な	A	1	陰気な C
1	落ち着きのある	A	1	野暮な C
2	クールな	A	2	地味な C
2	上品な	A	2	清涼感のある C
3	奇抜な	A	3	大人っぽい C
3	複雑な	A	3	ガチャガチャした C
3	先進的な	A	3	現代風な C
4	華やかな	A	4	明るい C
4	ゴージャスな	A	4	カラフルな C
			4	目立つ C
1	暗い	B	1	ミステリアスな D
1	典型的な	B	1	古風な D
1	和風な	B	1	質素な D
2	格好いい	B	2	涼しげな D
2	きれいな	B	2	洗練された D
3	自由な	B	3	個性的な D
3	モダンな	B	3	重なりのある D
4	陽気な	B	3	洋風な D
4	派手な	B	4	鮮やかな D
4	賑やかな	B	4	チカチカした D

いてプーリング層 1, 2, 3, 4 から抽出されるスタイル特徴を用いた。スタイル特徴に関する詳細は 4.1 で述べる。その後、得られた結果に基づきそれぞれ 20 クラスタに分割し、各クラスタの重心に最も近い画像を選定した。最終的に、選ばれた 80 枚の中で重複していた 5 枚を除いた計 75 枚を刺激セットとした。

3.3.3 実験参加者

実験参加者は大学生および大学院生 40 名（男子学生 18 名，女子学生 22 名， 21.9 ± 2.84 歳）であった。また、評価語セットを 4 種類作成したのと同様に、実験参加者も 10 名×4 グループに分割した。

3.3.4 実験手続き

実験参加者には液晶に呈示された刺激を観察してもらい、各評価語につきどの程度当てはまるかについて、「非常に当てはまらない」、「かなり当てはまらない」、「やや当てはまらない」、「どちらでもない」、「やや当てはまる」、「かなり当てはまる」、「非常に当てはまる」の評価尺度からなる7件法で回答してもらった。3.3.2で作成した刺激セットに含まれる全画像を評価対象とし、評価語には3.3.1で作成した評価語セットA~Dのうちいずれかに含まれる10または11語を用いた。なお順序効果による影響をなくすため、刺激の呈示順は実験参加者ごとに、また評価語の並び順については試行ごとにランダムとした。

3.3.5 結果・考察

主観評価実験により1刺激1評価語あたり10名分の評価データが得られたため、「非常に当てはまらない」を-3点、「非常に当てはまる」を3点として各評価尺度に対して1点刻みの点数化を行い、算出した平均点を各刺激・評価語に対する評価点として定義した。その後、得られた評価点を用いて因子分析を行った。分析において、因子の抽出には最尤法、因子軸の回転にはプロマックス回転を用い、因子数の決定は固有値が1以上であることを基準とした。因子分析の結果、6因子が抽出され、累積寄与率は81.1%であった(表4)。

得られた結果から、各因子に含まれる評価語とその因子負荷量を考慮し、第I因子を「ポップ」因子、第II因子を「凝った」因子、第III因子を「爽やか」因子、第IV因子を「斬新」因子、第V因子を「清楚」因子、第VI因子を「スタイリッシュ」因子と解釈した。

3.4 追加実験

3.3.5の結果から各因子に含まれた評価語の数とその因子負荷量を加味し再選定した「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語を用いて、3.2で収集した刺激のうち3.3で用いなかった全画像を評価対象とした主観評価実験を追加で行った。ただし、本節で述べる主観評価実験においても、実験にかかる人的・時間的コストの観点から、全1083枚を5群に分割した刺激セットをあらかじめ作成した。実験参加者は大学生および大学院生25名(男子学生15名、女子学生10名、22.7±3.32歳)であった。また、刺激セットを5種類作成したのと同様に、実験参加者も5名×5グループに分割した。実験参加者には3.3.4と同様の手続きで、いずれかの刺激セットに含まれる全画像に対し再選定した評価語10語を用いて評価してもらった。

追加実験では1刺激1評価語あたり5名分の評価データが得られ、3.3.5と同様の手順で評価点を算出した。これにより、3.2で収集した全ての刺激に対して計10語における評価点を付与した。

4. 感性評価モデルの構築

4.1 スタイル特徴の抽出

柄画像を表現する物理特徴量として、2.で述べたGatysらが提案したスタイル特徴を用いた。スタイル特徴は、事前学習さ

表4 因子分析結果

Table 4 Factor analysis results.

	因子					
	I	II	III	IV	V	VI
陽気な	0.971	-0.171	-0.083	0.120	0.194	0.034
明るい	0.916	-0.202	0.075	0.090	0.291	-0.001
陰気な	-0.906	0.145	-0.134	0.084	-0.155	-0.149
暗い	-0.881	0.240	0.109	-0.272	-0.414	-0.024
大人っぽい	-0.864	0.177	0.070	0.011	0.280	0.442
鮮やかな	0.852	0.256	-0.006	-0.138	0.116	0.121
地味な	-0.845	-0.182	-0.104	0.050	-0.005	-0.083
目立つ	0.844	0.158	-0.023	-0.142	-0.296	0.003
賑やかな	0.830	0.276	-0.046	0.005	0.109	-0.065
派手な	0.775	0.326	-0.148	-0.065	-0.079	0.060
落ち着きのある	-0.736	-0.131	0.151	-0.054	0.340	-0.009
チカチカした	0.727	0.273	0.004	-0.050	-0.114	-0.109
カラフルな	0.691	0.275	-0.282	0.041	0.274	-0.118
和風な	-0.634	0.260	-0.003	0.005	0.292	-0.374
質素な	-0.593	-0.459	-0.153	0.074	0.209	-0.038
古風な	-0.564	0.046	-0.320	-0.165	0.125	-0.214
華やかな	0.556	0.427	-0.133	-0.222	0.458	0.261
野暮な	-0.489	0.142	-0.268	0.034	-0.392	-0.290
現代風な	0.433	-0.078	0.335	0.274	-0.019	0.222
奇抜な	0.392	0.286	-0.138	0.332	-0.341	0.052
複雑な	-0.142	0.987	0.084	0.204	0.186	-0.135
単純な	0.056	-0.955	-0.035	-0.232	-0.202	0.068
重なりのある	0.100	0.869	0.232	-0.110	-0.009	-0.126
ガチャガチャした	0.325	0.748	0.148	-0.166	-0.204	-0.269
ゴージャスな	0.218	0.613	-0.241	-0.171	0.023	0.464
平凡な	-0.122	-0.598	0.009	-0.365	0.107	-0.058
ミステリアスな	-0.495	0.530	-0.130	0.466	-0.119	0.118
涼しげな	-0.008	0.042	0.973	-0.091	0.179	-0.218
クールな	-0.323	0.217	0.965	-0.026	-0.189	0.070
清涼感のある	0.184	-0.035	0.696	-0.025	0.466	0.001
典型的な	0.029	-0.099	0.083	-0.915	-0.014	0.188
自由な	0.501	0.054	0.013	0.696	0.281	-0.206
個性的な	0.054	0.590	-0.076	0.602	0.101	-0.247
先進的な	0.222	0.254	0.115	0.587	-0.105	0.071
かわいい	0.271	-0.152	-0.013	0.186	0.851	-0.171
上品な	-0.563	0.293	-0.080	-0.154	0.695	0.290
きれいな	0.159	0.261	0.405	-0.166	0.638	0.237
洗練された	-0.176	-0.232	0.323	-0.067	0.102	0.610
洋風な	0.360	-0.209	-0.152	-0.417	0.081	0.537
格好いい	-0.074	0.216	0.362	0.221	-0.131	0.413
モダンな	0.213	0.192	0.180	0.186	-0.036	0.347

れたVGG19の中間層から抽出される特徴マップの相互相関行列(Gram Matrix)を算出することで求められる。本研究では、3.で評価点を付与した全ての画像を用いて、論文[7]内で使用されていた畳み込み層1_1, 2_1, 3_1, 4_1, 5_1からスタイル特徴を抽出した。特徴次元数はそれぞれ64×64, 128×128, 256×256, 512×512, 512×512であった。

4.2 Lasso 回帰

感性的質感とスタイル特徴との関係性を定式化するため、

表5 モデルの決定係数

Table 5 Models' coefficient of determination.

	conv1_1	conv2_1	conv3_1	conv4_1	conv5_1
陽気な	0.582	0.699	0.628	0.694	0.648
明るい	0.711	0.784	0.760	0.801	0.695
カラフルな	0.330	0.565	0.608	0.695	0.603
複雑な	0.229	0.530	0.543	0.623	0.642
重なりのある	0.167	0.488	0.570	0.673	0.661
涼しげな	0.699	0.775	0.776	0.809	0.716
自由な	0.172	0.386	0.408	0.487	0.332
かわいい	0.372	0.550	0.501	0.568	0.549
上品な	0.229	0.317	0.393	0.460	0.411
洗練された	0.138	0.198	0.212	0.305	0.393

表6 選択された特徴量の数

Table 6 Number of selected features.

	conv1_1	conv2_1	conv3_1	conv4_1	conv5_1
陽気な	16	200	142	307	300
明るい	17	199	184	356	331
カラフルな	27	183	99	214	172
複雑な	23	158	124	187	279
重なりのある	20	174	181	230	289
涼しげな	21	134	287	453	422
自由な	14	212	226	245	94
かわいい	18	163	128	186	213
上品な	14	112	198	197	198
洗練された	11	59	95	126	226

Lasso 回帰を行った。Lasso 回帰は罰則付き回帰モデルの一つで、L1 正則化を行うことで過学習を防ぎつつ回帰モデルを構築できる手法である。目的変数を 3. で付与した評価点、説明変数を 4.1 で抽出した各層でのスタイル特徴として Lasso 回帰を行い、感性的質感と関連の強い特徴量を選択しながらモデルを構築した。罰則パラメータには、K-分割交差検証時 (K=11) の平均二乗誤差が最小となった際に得られた値を使用した。

4.3 結果・考察

各モデルの決定係数を表 5 に、モデル構築時に選択された特徴量の数を表 6 にそれぞれ示す。

10 語中 7 語において 5 つのモデルの決定係数の平均が 0.5 以上となったことから、高精度な感性評価モデルを構築できたことを確認した。

一方で、決定係数の低かった「自由な」、「上品な」、「洗練された」では、評価点が-3 点以上-2 点未満や 2 点以上 3 点以下に該当するような両極端の評価だった柄が極めて少なく、どういった特徴がそれぞれの感性的質感に寄与するのかを正確にモデル化できていないことが予想される (図 5)。そのため、前述の 3 語は 5. で行う生成の対象から外すこととした。

5. 感性評価モデルに基づくテキスト生成

5.1 感性的質感に寄与するスタイル特徴の誇張

「陽気な」、「明るい」、「カラフルな」、「複雑な」、「重なりのある」、「涼しげな」、「かわいい」を対象とし、それぞれの感性

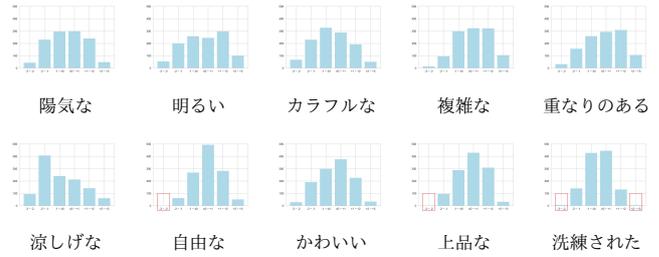


図5 評価点の分布 (縦軸: 画像数, 横軸: 評価点)

Fig. 5 Distribution of evaluation scores.

(vertical axis: number of images, horizontal axis: evaluation scores)

的質感に寄与するスタイル特徴を操作しテキスト生成を行った。計算方法を式 1 に示す。

$$G_{enhanced} = G_{original} \times (1 + \beta^{lasso} \times 10) \quad (1)$$

$G_{enhanced}$ は誇張後のスタイル特徴、 $G_{original}$ は元のスタイル特徴、 β^{lasso} は 4. で得られた回帰係数をそれぞれ表す。これにより、Lasso 回帰で選択されなかった部分は元のスタイル特徴のまま、選択された部分、すなわち感性的質感と関連の強い部分はその度合いに合わせて誇張後のスタイル特徴を算出した。その後、初期値を元画像のスタイル特徴とし、誇張後のスタイル特徴に近づくよう最適化を行いながら画像を生成した。

5.2 結果・考察

生成結果を図 6 に示す。

「陽気な」では画像全体が黄みを帯び、「明るい」では明るさが上がったように、「カラフルな」では彩度が上がったようにそれぞれ変化した。また、「複雑な」では全体的に明るさや彩度が下がり、葉脈等の線の部分が強調された。次いで「重なりのある」では「複雑な」と似た傾向がみられたが、彩度はそれほど下ならず、代わりに影の部分等が強調され奥行きを感じるように変化した。さらに、「涼しげな」では画像全体が青みを帯び、「かわいい」では明るさは上がりつつ彩度が下がったパステル調のように変化した。このように人の直感に合った生成結果が得られたことから、本手法の有効性が示唆された。

6. 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キスト生成手法を提案した。まず主観評価実験を行い、柄から喚起される感性的質感を定量化した。次に、VGG19 を用いてスタイル特徴を抽出した。その後、感性的質感とスタイル特徴との関係性を Lasso 回帰によりモデル化した。最後に、得られたモデルに基づき、感性的質感に寄与するスタイル特徴を操作しテキスト生成を行った。その結果、人の直感に合った生成結果が得られたことから、本手法の有効性を確認した。

今後の研究課題として、得られた生成結果に対する客観的・定量的な妥当性の検討が挙げられる。

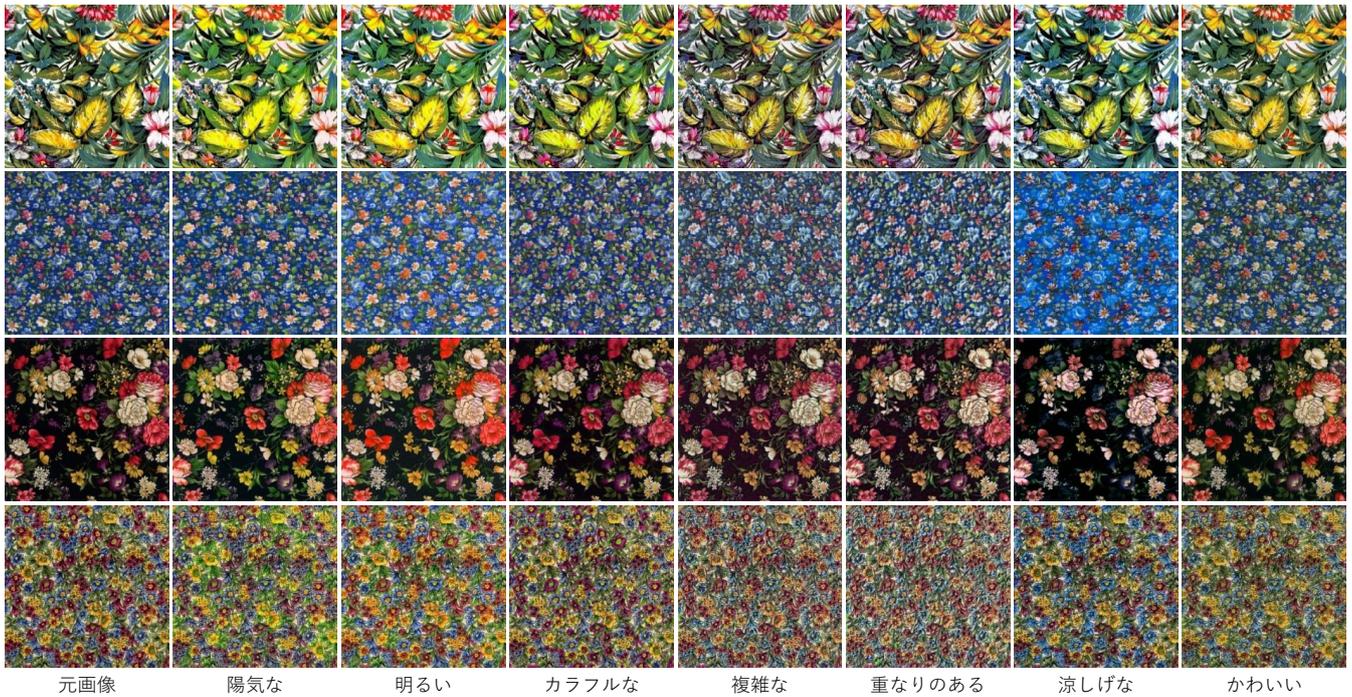


図6 生成結果

Fig.6 Generation results.

謝辞 本研究の一部は JST 研究成果展開事業 COI プログラム「感性とデジタル製造を直結し、生活者の創造性を拡張するファブ地球社会創造拠点」の支援によって行われた。また、画像データを提供いただいた株式会社ラッシュアワー様に感謝する。

- [10] 森俊夫, 内田裕子, 小見山二郎, 色彩テクスチャの視覚的印象と画像情報量との関係, 繊維製品消費科学, vol.51, no.5, pp.433-440, 2010.
- [11] 茂利千香子, 上田慎治エジウソン, 寺内文雄, 青木弘行, 擬態語と感性・感覚特性との関係について, 日本デザイン学会研究発表大会概要集, vol.58, pp.209, 2011.

文 献

- [1] A. Takemoto, K. Tobitani, Y. Tani, T. Fujiwara, Y. Yamazaki, and N. Nagata, Texture synthesis with desired visual impressions using deep correlation feature, 2019 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), pp.739-740, 2019.
- [2] T. Fujiwara, Y. Tani, A. Takemoto, K. Tobitani, and N. Nagata, Interaction of visual and haptic impressions in visuo-haptic texture cognition, 2019 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE), pp.673-674, 2019.
- [3] 後藤隆之, 曾根拓郎, 谿雄祐, 飛谷謙介, 長田典子, カメラ用ちりめん塗装から受ける印象の解析, 質感のつどい第5回公開フォーラムプログラム, 3, 2019.
- [4] B. Julesz, Textons, the elements of texture perception, and their interactions, Nature, vol.290, no.5802, p.91, 1981.
- [5] J. Portilla, E. P. Simoncelli, A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients, International journal of computer vision, vol.40, no.1, pp.49-70, 2000.
- [6] K. Simonyan, A. Zisserman, Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [7] L. A. Gatys, A. S. Ecker, and M. Bethge, Image style transfer using convolutional neural networks, Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 2414-2423, 2016.
- [8] 飛谷謙介, 松本達也, 谿雄祐, 藤井宏樹, 長田典子, 素肌の質感表現における印象と物理特性の関係性, 映像情報メディア学会誌, vol.71, no.11, pp.259-268, 2017.
- [9] 土斐崎龍一, 飯場咲紀, 岡谷貴之, 坂本真樹, オノマトペと質感印象の結び付きに着目した商品検索への画像・テキスト情報活用の可能性, 人工知能学会論文誌, vol.30, no.1, pp.57-60, 2015.