

Deep Correlation Featureを用いた感性的質感を制御可能なテクスチャ生成手法

KANSEI aspect of SHITSUKAN Controllable Texture Synthesis Using Deep Correlation feature

(キーワード: 感性的質感, テクスチャ生成, Deep Correlation特徴)

(Keywords: KANSEI aspect of SHITSUKAN, Texture Synthesis, Deep Correlation feature)

竹本敦, 飛谷謙介, 谿雄祐, 藤原大志, 山崎陽一, 長田典子 (関西学院大学)

1. はじめに

「しっとりした」や「高級感のある」といった素材の表面性状(以下テクスチャ)に対する高次の印象は感性的質感と呼ばれる。感性的質感は物の良し悪しや好ましさを評価, 判断する上で, 形や色, 機能と同様に重要な意味を持つ。そのため, プロダクトデザインや芸術分野において感性的質感を理解・制御する技術が求められている。このような質感関連研究への社会的要請の高まりとともに, 心理物理学や脳科学, 計算機科学などの分野を中心に, 質感を対象とした研究が横断的に行われ, 多くの成果を挙げている[1, 2].

以上をふまえ, 本研究では, 所望の感性的質感を有するテクスチャを自動生成する枠組みの実現を目的とし, 以下の研究課題を行う。

- ・ テクスチャに対する視覚的印象を定量化する。
- ・ 定量化された感性的質感とテクスチャの物理特性との関係性をモデル化する。
- ・ 得られたモデルを用いた所望の感性的質感を有するテクスチャを生成する手法を開発する。

本研究によって得られる成果は, 直感的に素材の質感を表現することが可能になるという点で, プロダクトデザインにおける質感表現の高度化・簡便化に寄与するとともに, 感性的質感に対する人間の認知機序の解明の一助になり得る。

2. テクスチャに対する視覚的印象の定量化

テクスチャ画像に対する視覚的印象に関する評価構造を明らかにするため, 主観評価実験を行った。

主観評価実験に先立ち, 実験刺激および評価語の選定を行った。

実験刺激の選定において, 本研究では多様なテクスチャを対象とするため, 様々なカテゴリのテクスチャ画像が含まれるPerTexテクスチャデータベース[3]から画像を収集した。まず, データベースに付属している視覚的な類似度データに基づいてクラスタ分析を行った。得られた各クラスタの重心最近の画像を抽出し, それら画像を用いて, 類似度評価実験を行うことで画像を選抜した。これにより, 網羅的かつ代表的なテクスチャ画像を選定した。これらの選定した画像を含む29枚のテクスチャ画像を実験刺激として用いた。

評価語の選定において, まず, 自由記述実験を行った。実験参加者はテクスチャを観察し, 感じる印象を自由に書き出した。

得られた語が, テクスチャから受ける印象を表現するのに適しているかを検証した結果, 59語が選定された。その後, 各語の類似度評価実験を行い, 類似度をもとにクラスタ分析を行った。その結果, 視覚的印象を評価するための網羅的かつ代表的な25語を収集し, 主観評価実験の評価語として用いた。

主観評価実験の実験参加者は関西学院大学に所属する大学生および大学院生20名(男15名, 女5名, 平均年齢22.2歳, $SD=1.01$)であった。実験参加者は, ディスプレイに提示された刺激を観察し, 各評価語に関してどの程度当てはまるかを5段階で評価した。

主観評価実験により得られた結果に対し, 因子分析(重みなし最小二乗法, プロマックス回転)を行った。結果を表1に示す。

因子分析の結果, 4因子が抽出され, 第1因子をはつらつ感, 第2因子をがさがさ感, 第3因子を堅牢感, 第4因子を粗雑感と解釈した。全因子に対して0.5以上の因子負荷量をもたない評価語については, どの因子にも属さないとした。本実験で得られた因子得点をテクスチャがもつ感性的質感として定量化した。

表1 因子分析結果

	因子1	因子2	因子3	因子4
プログレッシブな	1.119	0.211	-0.057	0.195
未来的な	1.108	0.188	-0.166	0.192
規則的な	1.087	0.396	0.01	-0.038
不揃いな	-0.924	-0.077	-0.051	0.183
若々しい	0.909	-0.127	-0.076	0.074
スポーティな	0.907	0.12	0.005	-0.024
均一な	0.898	0.136	0.156	-0.239
年寄りっぽい	-0.872	0.137	0.041	-0.037
洗練された	0.72	-0.249	0.108	-0.174
乾いた	-0.634	0.443	-0.356	-0.227
滑らかな	-0.137	-1.095	0.02	0.065
ぎざぎざした	0.442	1.032	-0.218	-0.051
すべすべした	-0.012	-0.927	-0.161	0.06
つるつるした	0.177	-0.9	-0.07	0.191
ざらざらした	-0.309	0.874	0.142	-0.509
さらさらした	-0.158	-0.727	-0.362	-0.088
粗い	-0.318	0.512	0.206	0.212
尖しい	0.448	-0.449	-0.054	-0.227
しっかりした	0.161	-0.173	0.987	-0.128
重厚な	-0.194	-0.011	0.798	0.139
いびいびした	0.044	0.263	0.694	0.078
でこぼこした	0.147	0.264	0.684	0.296
細かい	-0.069	0.326	-0.156	-0.956
嫌いな	-0.114	0.481	-0.102	0.587
かつこ悪い	-0.256	0.412	-0.02	0.496

3. 感性的質感と物理特性との関係性のモデル化

テクスチャ画像における物理特性として、Deep correlation feature[4]を用いた。Deep correlation featureは、一般物体認識に用いられる畳み込みニューラルネットワークVGG-16[5]から抽出される特徴量である。本特徴量はGram matrix, Deep Correlation, Diversity, Smoothnessの4種類で構成されている。これらの特徴量のうち、Gram matrixは、各layerで出力される特徴マップ間の相関行列であり、画像の方位に非依存なマルチスケールな画像のスタイルを表現している。そのため、テクスチャ画像において、Gram matrixは感性的質感を表現していると考えられる。また、VGG-16で抽出される特徴量において、抽出する層が深くなるほど一般物体認識における重要な特徴量であり、浅い層で抽出される特徴量が感性的質感と関連が強いと予想される。そのため、本研究では、Gram matrixに着目し、特にpooling層1, 2, 3で出力されるGram matrixを対象特徴量とした。特徴量の次元数はそれぞれ64×64, 128×128, 256×256であった。

テクスチャ画像の感性的質感と物理特性との関係性を明らかにするため、目的変数を因子得点、説明変数を各layerでのGram matrixとし、Lasso回帰を行った。Lasso回帰は、罰則パラメータを用いて、説明変数から有意な部分を選択し、過学習を防ぎつつ回帰モデルを推定することができる。本研究では、テクスチャのサンプル数 $N=29$ に対し、説明変数のGram matrixが高次元の特徴量であり、過学習を起こすことが予想されるので、回帰手法としてLasso回帰を用いた。各回帰モデルにおける決定係数を表2に示す。

精度の良い回帰モデルを構築し、回帰係数を算出することで、テクスチャの感性的質感と物理特性との関係性をモデル化した。

説明変数	64×64	128×128	256×256
決定係数	0.65	0.83	0.91

4. 所望の感性的質感を有するテクスチャ画像の生成

所望の感性的質感を有するテクスチャ画像を生成するため、前章で得られた回帰モデルに基づき、Deep correlation featureを最適化する。その際、初期値を制御対象画像のGram matrixとし、所望（強調もしくは抑制）の因子得点を有するよう、勾配法を用いて初期値近傍における最適解の探索を行った。最適化された特徴量をもとにSendikらの手法[3]を用いてテクスチャ画像の生成を行う。

図1 (a)に制御対象画像、(b)に第3因子（堅牢感）を強調し、生成したテクスチャ画像を示す。元画像と生成画像を比較し、堅牢感が誇張されたことを確認し、本手法の有効性が示唆された。



(a) 制御対象画像



(b) 生成画像

図 1 堅牢感強調画像生成結果

5. おわりに

本研究では、所望の感性的質感を有するテクスチャを自動生成する枠組みの実現を目的とし、テクスチャがもつ感性的質感と物理特性との関係をモデル化した。さらに、得られたモデルに基づく物理特性の拡張およびテクスチャの生成を行うことで提案手法の有効性を確認した。

今後の研究課題として、生成した画像に対して、実際に感性的質感が制御され、所望の印象の変化が生じているかを、客観的・定量的評価により検証することが挙げられる。

参考文献

- [1] 科学研究費補助金 新学術領域研究「質感脳情報学」：<http://shitsukan.jp/> (2018/02/02 閲覧)
- [2] 科学研究費補助金 新学術領域研究「多元質感知」：<http://www.shitsukan.jp/ISST/> (2018/02/02 閲覧)
- [3] TextureLab: <https://www.macs.hw.ac.uk/texturelab/resources/databases/pertex/> (2018/02/02 閲覧)
- [4] Sendik, O., Cohen-Or, D., Deep correlation for texture synthesis, ACM Transaction on Graphics, 36(5), pp.161:1-161:15, 2017.
- [5] Simonyan, K., Zisserman, A.: Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.