

感性指標化技術によるテクスチャの質感制御

関西学院大学 飛谷 謙介・山崎 陽一・長田 典子

1. はじめに

近年、Eコマースの普及による市場環境のグローバル化に伴い、ユーザーのニーズが多様化し、プロダクトのカスタマイズ化やパーソナル化に対する要求が高まっている。このような要求に応えるためには、一人ひとりの嗜好や満足を的確に把握し、それらにあわせて具体的なデザインに展開する方法論が必要になる。そこで、プロダクトやサービスを通して得られる感動や共感を感性価値⁽¹⁾と位置づけ、産官学が連携し感性価値を創造する取り組みなどが推進されている⁽²⁾。

感性は立場によって様々であるが「無自覚的・直感的・情報統合的にくさす印象評価判断能力」⁽³⁾、「感情を伴う認知プロセス」といった定義がなされている。また、主観的、非言語的、無意識的、直感的であり、状況依存性や多義性があり、因果律が希薄であるとされている⁽⁴⁾。一方で個人差を超えた共通性あるいは共通理解性が見られることから、それらを利用して客観的なモデルを構築する方法が模索されてきた。これまでに我々は、こうした感覚・感性を指標化する技術を提案し、この指標化技術に基づくプロダクトデザインによって新たな感性価値を創出する研究を進めている。

この「高級感のある」や「触りたくなる」といった感性価値に繋がるものとして物体の「質感」が挙げられる。質感はものの良し悪しや好ましさを評価・判断する上で、そのものがもつ形や色、機能と同様に重要な意味をもつ。それゆえ、近年様々なプロダクトデザインの現場において質感を理解・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、特に感性的な価値を持つ質感のこ

とを学術的に一般の「質感」の概念とは区別して、「感性的質感」と定義し、工学、心理学、脳科学などの分野を中心に学際的に研究が行われている⁽⁴⁾⁽⁵⁾。

本稿では、感性の指標化技術について概説した後、当該技術を応用した研究事例として、テクスチャ画像を対象とした、視覚における感性的質感（以下視覚的質感）の制御に関する技術について紹介する。

2. 感性指標化技術⁽⁶⁾

感性研究において中心的なトピックの一つが印象（イメージ）の定量化である。プロダクトデザイン分野においても、人がプロダクトに対して「好き」や「欲しい」などの感性価値（感情を含む）を抱くのは、「かわいい」や「美しい」などの印象によるものであり、またそうした印象は色や表面性状などの物理要因によって形成されると捉えられている。そこで感性研究ではしばしば、感性のモデルを図1のように「感情－印象－物理量」の3層から成る階層構造として表現

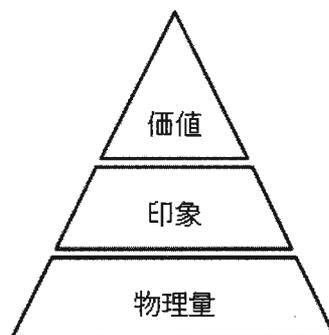


図1 感性の階層構造

する⁷⁾。印象層を介することで“ひと”（価値）と“もの”（物理要因）の因果関係が明らかになり、プロダクトデザインへのフィードバックが容易になる。

感性の構造化・定量化には、主観評価実験で得られたデータに対して多変量解析などの統計学的手法やニューラルネットなどの機械学習手法が用いられる。従来の統計学的手法の代表的なものとしてOsgoodによるSD (Semantic Differential) 法が挙げられる。複数の形容詞対を尺度として対象を評価し、因子分析により印象構造を少数の因子で表現する。ここで、評価性・活動性・力量性と解釈される三つの基本的な因子(Osgoodの3因子)が抽出されることが多いが、これら3因子は視覚、聴覚などの感覚モダリティや刺激の種類を越えて見いだされており、更には3因子に関連した神経活動も確認されている。このことから当該手法が印象の構造を概括するのに有用であると言える。ほかにも多次元尺度構成法 (MDS)、クラスタ分析、評価グリッド法、DEMATEL法、共分散構造分析や各種機械学習手法などを目的や対象に応じて選択し、組み合わせることで階層構造を作る。そのとき評価語(形容詞)や刺激の取捨選択において、代表性(選ばれた評価語や刺激による結果が、対象とする空間全体の結果を反映するか)と網羅性(対象とする空間を十分に満たしているか)を高めることが有効である。

このような主観評価実験に基づいた感性指標化技術は、実験者の予断や先入観を極力排除し、“ひと”が“もの”から喚起される反応を正しく取り出し、これを真値としてモデルを構築するものである。しかしながら、これら指標化の各段階において複数の実験・分析が必要となり、人的及び時間的な負荷が高いということが課題となっている。そこで、筆者らは感性の階層モデルをWeb上の大量のテキストデータから機械学習により自動構築する手法を提案し、プロダクトのレ

ビューデータを用いてその有効性を検証した^{(8)~(10)}。本手法は評価表現の階層構造化、印象トピックの抽出、感情の得点化の3ステップから成る。概要を図2に示す。

本章で紹介した感性指標化技術は、これまでに電気機器、化学、素材、建築、日用品などあらゆる業種のプロダクトデザインに対して適用し成果を挙げてきた。

3. テクスチャ画像の質感制御技術

本章では感性指標化技術を用いたテクスチャの質感制御に関する研究について述べる。当該研究では、視覚的質感の理解・制御を目的として、多様なテクスチャ画像を対象に、所望の視覚的質感を有するテクスチャの生成手法を開発した。この感性指標による質感制御を実現するために、

- ① テクスチャに対する視覚的質感の指標化・定量化、
- ② 定量化された視覚的質感とテクスチャの物理特性との関係性のモデル化、
- ③ モデルに基づく所望の視覚的質感を有するテクスチャ生成手法の開発、

の研究課題をそれぞれ行った。研究の概観を図3に示す。

3-1 テクスチャに対する視覚的質感の指標化・定量化

3-1-1 実験刺激画像の収集・選定

はじめに、製品として流通している内装材34種類を収集し、視覚的な類似度をもとに2グループに分割する作業を繰り返すことで視知覚的な分類を行った。得られた結果より、各サンプル間の類似度行列を算出し、多次元尺度構成法および階層クラスタ分析を行う

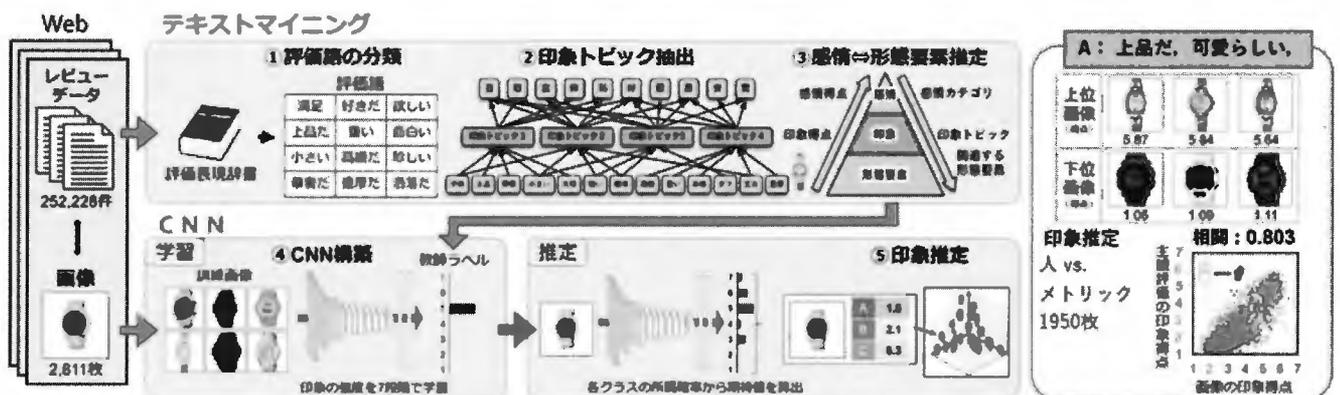


図2 機械学習による感性指標の自動構築と得点化

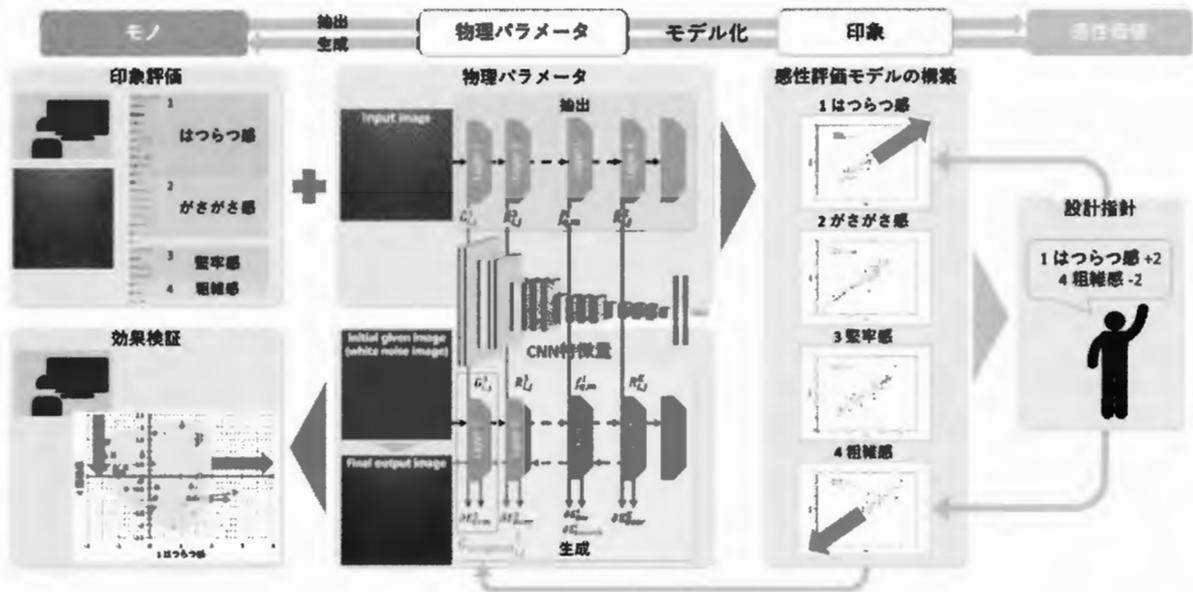


図3 所望の視覚的質感を有するテクスチャ生成手法の概観

ことで13種類のサンプルを選定した。また、後述するテクスチャのCG画像作成のため、選定したサンプルを対象に、表面の微細パターンをレーザー変位計により計測し、ハイトマップデータを取得した。

次に、様々なテクスチャのハイトマップデータベースであるPerTex Database⁽¹⁾から334種類のハイトマップデータを収集した。その後、データベースに付属の視覚的類似度行列に基づきクラスタ分析を行った。得られた各クラスタから、クラスタ重心に最も近いサンプルをそのクラスタの代表サンプルとし、22種のハイトマップデータを選定した。以上より得られた計35種類のハイトマップデータを用いて高精細なテクスチャ画像を作成する。

最後に、作成したテクスチャ画像を用いて、画像間の類似度を5段階で評価する実験を行った。得られた結果より、類似度行列の算出および階層クラスタ分析を行い、各クラスタからそれぞれ1サンプルを抽出することで29サンプルを選定した。この29種類のテクスチャ画像を主観評価実験に用いる刺激画像セットとし、V01からV29と採番した。

3-1-2 テクスチャ画像の作成

本研究では、テクスチャがもつ物理特性のうち、表面に刻まれる微細パターンに着目し、その違いにより喚起される視覚的質感を定量化する。そのため、微細パターン以外の要素を統制した実験刺激を作成する必要がある。そこで、前節で収集したハイトマップから視覚的質感を損なうことのない高精細なCG画像を作成した。

ハイトマップの計測には三次元形状をレーザーにより計測する高精度形状推定システムKS-1100 (KEYENCE社製)を用いた。さらに、対象とするサンプルの光学特性であるBRDF (双方向反射率分布関数)をS-OGM (デジタルファッション社製)を用いて計測した。これらの物理量を用いてテクスチャ画像をレンダリングした。作成したテクスチャ画像の一部を図4に示す。

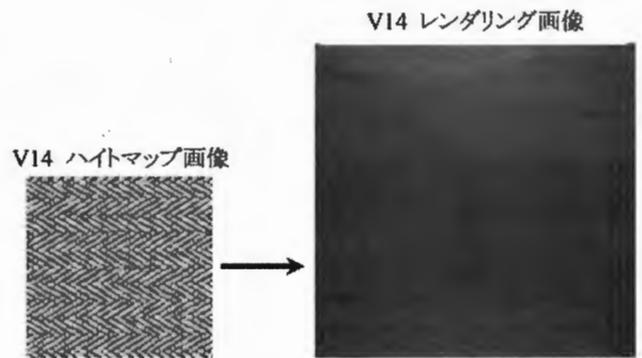


図4 作成したテクスチャCG画像の一部

3-1-3 評価語の収集・選定

はじめに、3-1-1節で述べた製品として流通している内装材のサンプル群を用いて、実際にサンプルを観察して感じた印象を、自由にできる限り書き出す記述実験を行い、評価語の候補を約200語を収集した。その後、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評価する適合度実験を行い、適合度が高い59語を選出した。さらに、これら59語に対して、言語間の意味上の置換可能性を評価する距離測定実験を行い、各語間の距離行列を算出した。最終的に、距離行列に基づき多次元尺度構成法および階層クラスタ分析を行い、クラスタ重心に最も近い25語を選定した。これら25語を主観評価実験に用いる評価語セットとする。

3-1-4 実験参加者

実験参加者は大学生および大学院生20名（男性15名、女性5名、22.2±1.01歳）とした。いずれの参加者も矯正も含め正常な範囲の視力を有していた。

3-1-5 実験手続き

主観評価実験は暗室内で1名ずつ行い、実験参加者自身がPCの所定のキーを押すことで実験が開始される。実験刺激の呈示には、高精細なテクスチャ画像を適切に表示するため解像度3,840×2,160の液晶ディスプレイを用いた。参加者は刺激画像を観察しながら、評価語セットの各評価語が表す印象の強度を5段階で回答した。以上の手続きにより、テクスチャ画像によって喚起される印象の主観的なデータを取得した。

3-1-6 結果・考察

各テクスチャ画像に対する印象評価の代表値として、25語の評価語それぞれに対する20名分の平均点を算出した。すべての評価語において、代表値に対する実験刺激画像の種類の主効果が5%水準で有意であり、評価語セットの妥当性と実験刺激画像セットの多様性を確認した。

次に、テクスチャ画像に対する視覚的質感評価の評価構造を明らかにするために、代表値を用いて因子分析を行った。因子の抽出には重みなし最小二乗法、軸の回転にはプロマックス回転を用いた。その結果、4因子が抽出された（表1）。第1因子にはプログレッシブな、未来的な、若々しい、スポーティななどの評価語が大きな負荷量を示したため「はつらつ感」と解釈した。第2因子にはぎざぎざした、ざらざらした、粗いなどが大きな負荷量を示したことから「がさがさ感」と解釈した。第3因子はしっかりした、重厚ななどが大きな負荷量を示したため「堅牢感」と解釈した。第4因子は細かいが大きな負の負荷量、嫌いなが正の負荷量を示したため「粗雑感」と解釈した。本分析により得られた因子得点を各テクスチャ画像に対する視覚的質感を定量化した値（印象値）とした。

3-2 視覚的質感とテクスチャの物理特性との関係性のモデル化

3-2-1 テクスチャ特徴量の抽出

本研究ではテクスチャ特徴量としてDeep correla-

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
美しい	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
いぼいぼした	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
かっこ悪い	-0.256	0.412	-0.02	0.496

tion feature⁽¹²⁾を用いた。Deep correlation featureは一般物体認識用CNNであるVGG-19⁽¹³⁾から抽出される特徴量であり、Deep correlation, Gram matrix, Diversity, Smoothnessの4要素で構成される。これらの要素のうち、Deep correlationは各layerで出力される特徴マップの自己相関行列であり、テクスチャの構造的特徴を表現している。この特性は、これまでのパラメトリックなテクスチャの生成手法⁽¹³⁾におけるテクスチャの幾何学的な構造が崩れるという弱点を補強する。また、Gram matrixは各layerで出力される特徴マップ間の相互相関行列であり、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⁽¹⁴⁾。そのため、今回主観評価実験に使用したテクスチャ画像においても、Gram matrixは視覚的質感と関連が強いと考えられる。以上より、本研究ではpooling層1、2、3、4で抽出されるGram matrixを視覚的質感との関係性のモデル化における対象特徴量とした。

Gram matrixの特徴次元数はそれぞれ64×64、128×128、256×256、512×512であった。

3-2-2 関係性のモデル化

テクスチャ画像における視覚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Gram matrixとする回帰問題を考える。これにより、特徴量を入力すると因子得点を出力する予測モデルを構築することが可能となる。本研究では、テクスチャ画像のサンプル数N=29に対し、説明変数のGram matrixが非常に高次元な特徴量であり、過学習を起こすことが予想される。そのため、本研究では回帰手法としてLasso回帰を用いた。Lasso回帰は罰則パラメータを用い説明変数から有意な部分を選択するため、過学習を防ぎつつ回帰モデルを構築することができる。

テクスチャ画像29種類を分析対象とし、はじめに、目的変数を因子得点、説明変数を全てのGram matrixを結合した特徴量とし、Lasso回帰を行った。その際に用いる罰則パラメータは、K-fold交差検証 (K=6) により算出した。その結果、図5に示すように、どの因子に関しても、pooling層4で抽出される512×512次元のGram matrixからは選択されなかった。この結果は、VGG-19において深い層で抽出される特徴量は一般物体認識において重要な特徴量であり、テクスチャ画像における視覚的質感との関連が低いことに起因すると考えられる。そのため、pooling層1、2、3で抽出されるGram matrixに着目し、その後、前述と同様の方法で算出した罰則パラメータを用いて、各Gram matrixを説明変数とするLasso回帰を行った。各回帰モデルにおける決定係数を表2に示す。

表2より、各回帰モデルにおいて高い決定係数が得られたため、精度の良い予測モデルを構築できたことを確認した。以降、Lasso回帰により選択された特徴量を代表特徴量と呼ぶ。

3-3 視覚的質感とテクスチャの物理特性との関係性のモデル化

3-3-1 所望の視覚的質感を実現するテクスチャ特徴量の推定

所望の視覚的質感を実現するテクスチャ特徴量を推定する問題を、目標とする因子得点を達成する代表特徴量を推定する最適化問題として扱う。因子得点ベクトルが四次元であるのに対して、推定するGram ma-

trixが高次元であることから、この問題は不良設定問題である。そのため、前章で得られた回帰モデルに基づき、初期値を元画像のGram matrixとし、所望（向上・抑制）の因子得点を有するよう最尤法により初期値近傍の最適解の探索を行った。その際、調整する特徴量は代表特徴量の要素のみとした。

3-3-2 所望の視覚的質感を有する画像生成

本研究では、第1因子「はつらつ感」を2向上、第4因子「粗雑感」を2抑制、およびその両方の操作を行った6種類のテクスチャ画像の生成を試みた。生成元の画像として、V07（幾何学テクスチャ）、V12（ヘアラインテクスチャ）の2種類を用いた。

前節で述べた手法により最適化されたGram matrixを次元ごとにそれぞれ算出し、それらの特徴量および元画像のDeep correlation、Diversity、Smoothnessの特徴量を用いてSendikらの手法⁽²⁾に基づき、ホワイトノイズから画像生成を行った。

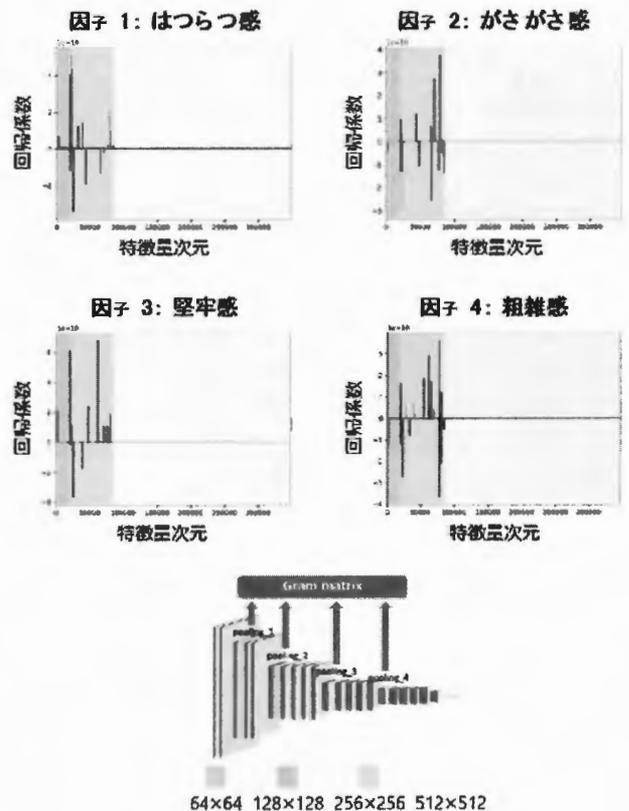


図5 選択された特徴量とpooling層との関係

表2 予測モデルの決定係数

	第1因子 はつらつ感	第2因子 がさがさ感	第3因子 堅牢感	第4因子 粗雑感
決定係数	0.885	0.865	0.823	0.831

図6に第1因子を2向上させたV07の生成結果を示す。テクスチャ画像全体の構造パターンを保ちつつ、水平及び垂直方向のエッジが強調された画像が生成されたことを確認できる。

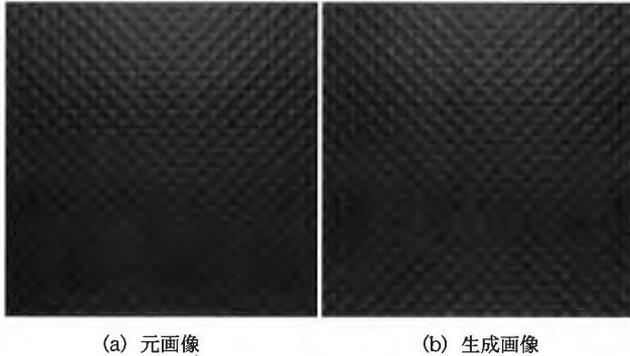


図6 第1因子「はつらつ感」を向上させた画像の生成結果

3-4 有効性検証実験

本手法により生成されたテクスチャ画像の印象が設計指針通りに変化しているかを検証するため主観評価実験を行った。

3-4-1 実験条件

前章で生成した6種類のテクスチャ画像およびその元画像の計8種類のテクスチャ画像を実験刺激として使用した。3章で述べた主観評価実験と同様の25語を評価語として使用した。実験参加者は大学生および大学院生15名(男性7名、女性8名、 21.7 ± 1.29 歳)であった。いずれの参加者も矯正も含め正常な範囲の視力を有していた。

実験は3章で述べた主観評価実験と同様の手続きで行った。

3-4-2 結果

主観評価実験により得られた評価値を用いて3章での因子構造に基づき、プロクラステス変換により因子得点を算出した。その後、元画像と生成画像との因子得点を比較した結果、V12の第1因子向上画像、V07およびV12の両因子操作画像において設計指針通りの印象の変化を確認した。図7に因子空間上における提案手法による効果を矢印で示した。図7右部のレジェンドに記載した括弧内の数字は操作した因子の番号に対応している。

4. おわりに：まとめ

本稿では、感性の指標化技術について概説した後、当該技術を応用した研究事例として、テクスチャ画像を対象とした、視覚に関する感性的質感の制御に関する技術について紹介し、検証実験結果を踏まえ、その有効性について述べた。これら感性研究の発展は、新しいモノづくりの枠組みを提供するだけでなく、人間の認知機序の解明の一助になる可能性を秘めている。そのためには指標化技術、AI/機械学習/データマイニング技術、神経科学的検証等、多方面の研究領域による協働が必要であると考えている。

〈参考文献〉

- (1) 井口征士・猪田克美・小林重順・田辺新一・長田典子・中村敏枝：“感性情報処理”，電子情報通信学会編ヒューマンコミュニケーション工学シリーズ、オーム社、東京(1994)
- (2) 経済産業省ホームページ 感性価値創造活動の推進

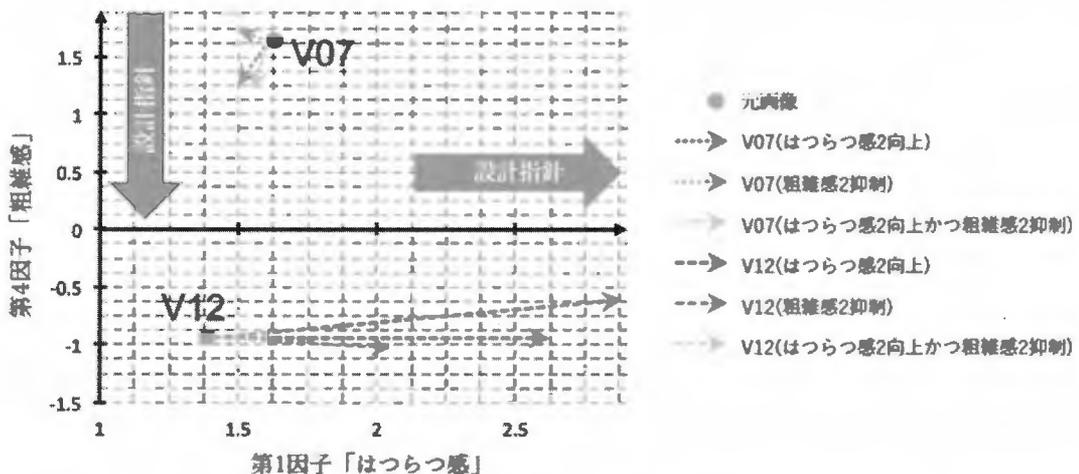


図7 有効性検証実験結果

https://www.meti.go.jp/policy/mono_info_service/mono/creative/kansei.html

- (3) 日本認知心理学会 (監修)、三浦佳世 (編集): “現代の認知心理学<1> 知覚と感性”、北大路書房、京都 (2010)
- (4) 文部科学省科学研究費補助金新学術領域研究 質感脳情報学ホームページ
<http://www.shitsukan.jp/>
- (5) 文部科学省科学研究費補助金新学術領域研究 多元質感知ホームページ
<http://www.shitsukan.jp/ISSST/>
- (6) 長田典子: “感性の指標化とプロダクトデザインへの応用”、電子情報通信学会誌、102、9、pp.873-880 (2019)
- (7) 片平建史・武藤和仁・橋本翔・飛谷謙介・長田典子: “SD法を用いた感性の測定における評価の階層性—EPA構造の評価性因子の多義性に注目して—”、日本感性工学会論文誌、17、4、pp.453-463 (2018)
- (8) 橋本翔・田中一晶・片平建史・長田典子: “刺激と独立な個人の傾向を考慮した新たな三相データの分析法”、行動計量学、45、1、pp.27-38 (2018)
- (9) 山田篤拓・橋本翔・長田典子: “レビューデータを用いた評価表現辞書に基づく印象の自動指標化”、日本感性工学会論文誌、17、6、pp.567-576 (2018)
- (10) Hashimoto, S., Yamada, A., & Nagata, N.: “A quantification method of composite impression of products by externalized evaluation words of the appraisal dictionary with review text data”, International Journal of Affective Engineering, 18, 2, pp.59-65 (2010)
- (11) Heriot-Watt大学ホームページ TextureLab
<https://www.macs.hw.ac.uk/texturelab/resources/>
- (12) O. Sendik and D. Cohen-Or: “Deep Correlation for Texture Synthesis”, ACM Transactions on Graphics, 36, 4, Article No.161 (2017)

- (13) J. Portilla and E.P. Simoncelli: “A Parametric Texture Model Based on Joint Statistics of Complex Wavelet Coefficients”, International Journal of Computer Vision, 40, 1, pp.49-71 (2000)
- (14) L. A. Gatys, A. S. Ecker and M. Bethge: “Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks”, Proc. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.2414-2423 (2016)

【筆者紹介】

飛谷謙介

関西学院大学 感性価値創造インスティテュート 客員研究員
長崎県立大学シーボルト校 情報システム学部 准教授

山崎陽一

関西学院大学 理工学部/感性価値創造インスティテュート
特任助教

長田典子

関西学院大学 理工学部 教授
関西学院大学 感性価値創造インスティテュート 所長

キーナンバーで綴る 環境エネルギー読本

水野 稔 編著 B5判288頁 3,500円+税

ゼネコン、サブコン、建築設備システム設計、エネルギー会社、電機メーカー、コンサル、大学など、空調関連の各分野からなる8名の技術者が、約20年にわたり収集してきた様々な情報を「キー」となる数字を中心にまとめ、エネルギーと環境に関する知識のポイントを抑えると同時に、今後の在り方を提案する書籍とした。

日本工業出版(株)

フリーコール 0120-974-250 <https://www.nikko-pb.co.jp/>