

感性の指標化と プロダクトデザインへの応用

Kansei Indexing and Its Application to Product Design

長田典子



Abstract

ユーザのニーズ・ウォンツの多様化が進み、プロダクトやサービスのカスタマイズ化あるいはパーソナル化が求められる中、人の嗜好や満足といった感性的な価値をモデル化し、具体的なデザインに展開する方法論が注目されている。多様な人の感覚・感性を指標化し、新たな社会的価値を創出するため、感性工学をはじめ、AI、心理学、脳科学等の学際的融合により研究を進めるとともに、成果の社会実装を進めている。本稿では感性の指標化技術とそのプロダクトデザインへの応用事例について紹介する。

キーワード：感性工学，機械学習，感性的質感，スタイル特徴，アプレイザル辞書

1. はじめに

ユーザのニーズやウォンツが多様化し、プロダクトやサービスのカスタマイズ化（適合化）やパーソナル化（個別化）がますます求められている。そのためには一人一人の嗜好や満足を的確に把握し、それに合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⁾と位置付け、感性価値を創造する仕組みなどが推進されている。

感性工学や感性情報学をはじめとする感性研究は、日本発の学問分野として1980年代にスタートし、多方面で発展を続けている。感性の定義に関しては立場によって様々であるが「無自覚的・直感的・情報統合的に下す印象評価判断能力」⁽²⁾、「感情を伴う認知プロセス」といった定義がなされている。また感性は主観的、非言語的、無意識的、直感的で曖昧であり、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⁽¹⁾。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。

こうした感覚・感性を指標化し、指標に基づくプロダ

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、工学、AI、心理学、脳科学、芸術学等多様な分野の学際的融合により進めている。本稿では感性の指標化技術とそのプロダクトデザインへの応用事例について紹介する。

2. 感性指標化技術

2.1 感性の階層構造と印象の定量化

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する⁽³⁾。印象層を介することで「ひと」（価値）と「もの」（物理要因）の対応関係における感性的な価値形成の根拠（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。また印象層で個人差の補正を行えるので、モデル全体の精度が上がるというメリットもある。

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。従来手法の代表的なものとしてOsgoodによるSD（Semantic Dif-

長田典子 正員 関西学院大学理工学部人間システム工学科
E-mail nagata@kwansei.ac.jp
Noriko NAGATA, Member (School of Science and Technology, Kwansai Gakuin University, Sanda-shi, 669-1337 Japan).
電子情報通信学会誌 Vol.102 No.9 pp.873-880 2019年9月
©電子情報通信学会 2019

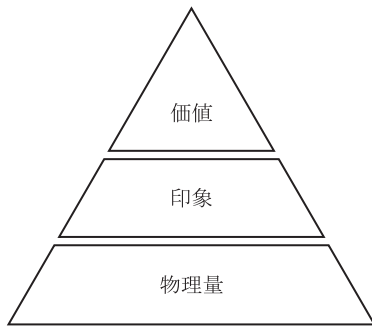
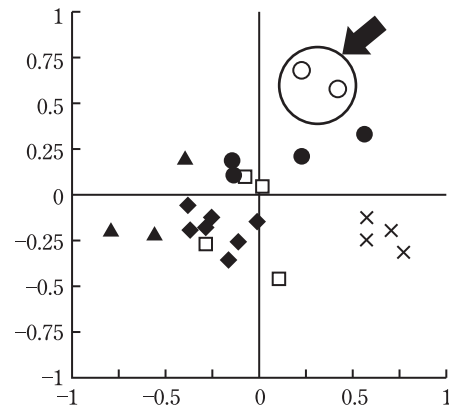
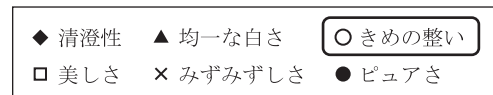


図1 感性の階層構造

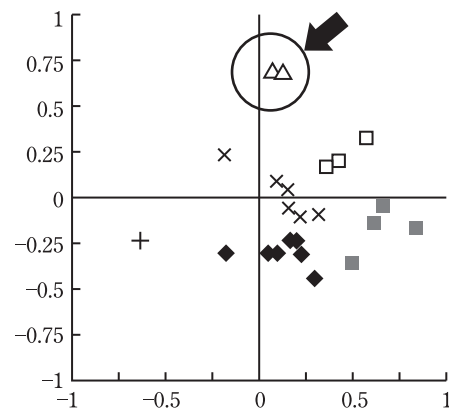
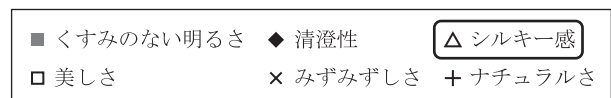
ferential) 法が挙げられる。複数の形容詞対を尺度として対象を評価し、因子分析により印象構造を少数の因子で表現する。ここで因子として評価性・活動性・力量性と解釈される三つの基本的な因子 (Osgood の3 因子) が抽出されることが多いが、これら3 因子は視覚、聴覚などの感覚モダリティや刺激の種類を越えて見いだされており、更には3 因子に関連した神経活動も確認されている。このことから本手法が印象の構造を概括するのに有用であると言える。応用事例では、自動車のフロントグリルのデザイン (形態要素) を対象にして、タイ人と日本人の印象や価値観 (視覚的嗜好) の比較を行った例があり⁽⁴⁾、日本人は、先進性・高級感・上質さ・めりはりなどを軸に捉えるのに対して、タイ人は派手・格好よさ・つや感を軸に捉える傾向があることを示した。

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回帰・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、階層構造を作る。そのとき評価語 (形容詞) や刺激の取舍選択において、代表性 (選ばれた評価語や刺激による結果が、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。図2では素肌とメイク肌における透明感の指標化を行った例を示す⁽⁵⁾。二つの透明感指標には高い類似性があった一方で、素肌では「きめの整い」、メイク肌では「シルキー感」が抽出された。この比較結果を基に「触感の透明感」という新しいコンセプトが創出され、滑らかな触感 (スキンケアタッチ) を特徴とするファンデーションとして製品化され高い評価を得た⁽⁶⁾。

なお感性価値の指標化においては、個人差の課題がある。感性は美や善などの評価判断にも関わる知覚であり、個性差が反映されやすい。そこで個人差を定量的に表現し、推測できるモデル iPCA の提案を行い、有効性を検証した⁽⁷⁾。iPCA は PCA (主成分分析) を拡張したもので、従来は誤差として処理していたデータを個人のバイアスと感度 (平均からの差とスケール、これを個人



(a)素肌



(b)メイク肌

図2 素肌とメイク肌の透明感指標

の感性傾向と呼ぶ) として表現する。本方法を実データであるテレビ番組の評価データの分析に適用したところ、一貫した個人差を探索可能であることが示された。

このような主観評価実験に基づいた感性指標化手法は、開発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 (grandtruth) としてモデルを構築するものである。実際にこうした手法は上に挙げた自動車、化粧品以外にも電気機器、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寄与している。しかし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。

2.2 機械学習による感性指標の自動構築と得点化

そこで主観評価実験を行わなくても、感性の階層構造ののりつた指標を構築する手法が望まれる^{(8)~(11)}。人工知能分野ではユーザの評価極性（肯定的／否定的）をWeb上のテキストデータから推定する感情／評判分析（Sentiment Analysis）⁽¹²⁾が行われている。しかしこれらは物理量から直接的に感情につながる要因や評価（e.g. シルエットが好き）を推定するものであり、印象要因を介して（e.g. シルエットが上品だから好き）いるわけではない。そのため、得られた知見をプロダクトの設計情報に直接反映するのは困難である。

筆者らは感性の階層モデルをWeb上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検証した^{(9)~(11)}。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。まず評価表現の階層構

造化では、アプレイザル理論に基づく評価表現辞書を用いる。アプレイザル理論では評価表現を外評価／内評価の2種類のカテゴリーに分類している。外評価は「きれい」、「柔かい」など対象の印象を表し、内評価は「うれしい」、「楽しい」など評価者の感情を表す。Web上から収集する評価語には印象語と感情語が混在しており、これらを区別できないという問題があった。そこでアプレイザル評価表現辞書における内評価／外評価のカテゴリーに基づき印象層／感情層に分類することにより、階層化を実現した。次に印象層において、印象語のみを用いたHDP-LDA（階層ディリクレ過程潜在ディリクレ配分法）による印象トピック（従来手法における主要因子に相当する）の抽出を行い、プロダクトごとに印象トピックの得点を算出する。更に感情層において、感情表現辞典を用いて10種類の感情カテゴリー（喜怒哀怖恥好厭昂安驚）と係り受け解析から、印象トピック

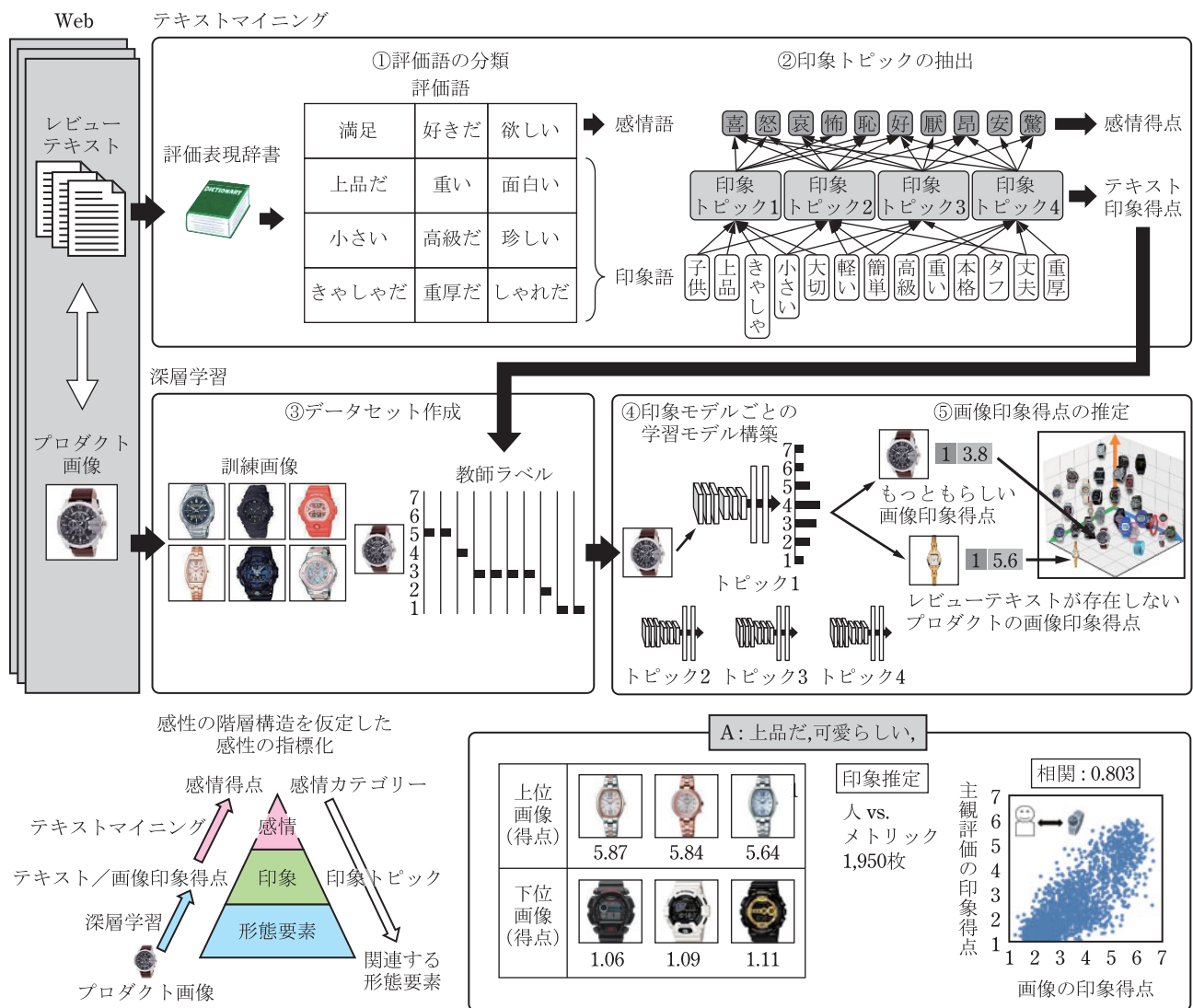


図3 機械学習による感性指標の自動構築と得点化

表1 印象トピックに対して算出された感情カテゴリーの得点

トピック	term-score上位5語	喜	怒	哀	怖	恥	好	厭	昂	安	驚
1	丁寧だ, きれいだ, 迅速だ, 手頃だ, 素敵だ	1.859	0.134	0.267	0.164	0.000	0.667	0.139	4.097	4.271	3.095
2	素敵だ, 上品だ, 小さい, きれいだ, きゃしゃだ	0.897	0.695	0.379	0.605	0.000	1.872	0.777	1.373	1.041	0.862
3	見やすい, 軽い, 薄い, 不要だ, 簡単だ	0.677	0.435	0.312	0.246	0.000	0.904	0.293	0.447	0.772	0.615
4	軽い, 邪魔(-), 小さい, 壊れる, 合わせる	0.759	0.687	1.194	0.745	0.299	1.385	0.689	0.659	0.810	1.380

(a) 算出された感情得点

トピック	term-score上位5語	喜	怒	哀	怖	恥	好	厭	昂	安	驚
1	丁寧だ, きれいだ, 迅速だ, 手頃だ, 素敵だ	1.850	-2.000	-1.900	-1.700	-1.650	1.350	-1.800	1.050	1.150	-0.450
2	素敵だ, 上品だ, 小さい, きれいだ, きゃしゃだ	1.400	-1.350	-1.050	-1.000	-1.250	1.350	-1.300	0.650	0.350	-0.500
3	見やすい, 軽い, 薄い, 不要だ, 簡単だ	1.600	-1.750	-1.900	-1.500	-1.750	1.100	-1.800	1.150	1.150	-0.200
4	軽い, 邪魔(-), 小さい, 壊れる, 合わせる	0.150	-0.300	0.300	1.050	-1.750	0.450	0.250	-0.400	-0.400	-0.500

(b) 人の主観評価による感情得点

それぞれの10種類の感情得点を算出する。最終的に、各プロダクトが印象を介して喚起される感情の得点を算出したり、逆にある感情を喚起するデザイン要素がどのようなものかを、印象を介して求めたりすることができる。

例としてECサイトにおける特定の製品分野（腕時計、図3）を対象に、商品レビューデータ約20万件に対して本指標化手法を適用した。表1に示すような印象トピックが抽出され、またそれぞれの印象得点と、それらから喚起される感情得点が得られた。検証実験として、算出された印象得点及び感情得点を、人の評価に基づく得点と比較すると高い相関（ $r=0.4\sim0.7$ 程度）を示した。更にレビューデータに加えて、レビューの対象であるプロダクトの画像約2,000枚も加え、指標化によって求められた印象得点を教師データとしてCNN（畳込みニューラルネット）により学習を行うと結果はレビューデータのみときより更に相関値が上昇する（ $r=0.8$ 程度）ことが確認され、本指標化手法が主観評価に代わる可能性が示された。

またアプレイザル評価表現辞書は現在日本語版しか存在していないが、クラウドソーシングを用いて他言語版の辞書を作る方法を開発し⁽¹¹⁾、実際に英語の商品レビューから感性指標を作り、EU圏における商品の感性価値を適切に定量化できることを検証した。また分析対象を特定の商品レビューからtwitterなどSNSに広げることで、EUやUSといった地域ごとに持つ文化や価値観などの指標化を行い、人々の潜在的なニーズやウォンツを発掘し、それらを未来のプロダクトデザインにつなげる試みも行っている⁽¹³⁾。

3. 感性指標に基づくデザインのシミュレーション

3.1 シミュレーションを利用したデザイン支援

感性指標化技術とシミュレーション技術を組み合わせると、「もの」から感性、感性から「もの」への双方向の変換が可能となる。これによりユーザが所望するデザインを生成・推薦したり、感性語でデザインを検索できたりというデザイン支援が行える。また様々な模擬サンプルを生成し印象との対応を調べることで感性指標の高精度化を図ることもできる。プロダクトデザインにおける「もの」の要因としては色、質感、形、動き、触感、変形などが挙げられる。このうち色についてはカラーイメージスケール（色の印象の指標）が広く知られており、これをベースとした色の推薦システムなどが各方面で開発されている。しかし色以外の物理的要因に関する感性指標は確立されていない。以下、視覚的・触覚的質感のシミュレーションによるデザイン支援について述べる。

3.2 視覚的質感のシミュレーション

質感は「高級感のある」とか「触りたくなる」といった感性的な価値につながるものとして、産業界で大きな注目が集まっている。学術的にも一般の「質感」の概念とは区別して、感性的な価値を持つ質感のことを「感性的質感」と定義し、工学、心理学、脳科学など学際的融合により重点的に取り組んでいる⁽¹⁴⁾。

従来の質感研究では素材のテクスチャ（細かい模様や粗さなどの視覚的な表面性状であり、質感とほぼ同意語）の生成手法について多くの研究事例があり、心理物理学に基づく画像解析アルゴリズムや、近年の深層学習

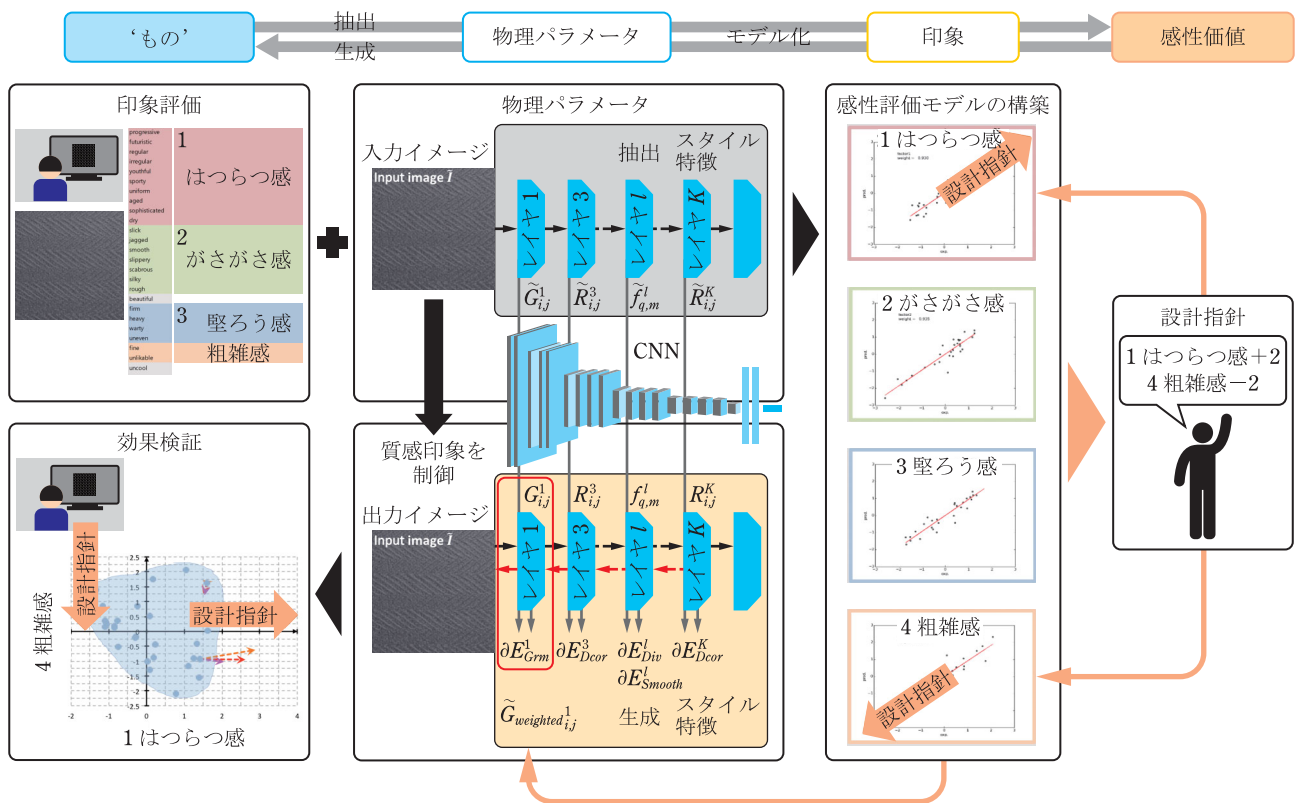


図4 CNNのスタイル特徴をベースとしたデジタル質感生成システム

によるテキスト生成アルゴリズムが提案されてきた。中でもPS統計量⁽¹⁵⁾は、「ひと」の視覚神経系に基づいた自然なテキストを生成する特徴量として広く用いられてきたが、幾何学的テキストでは生成の際に構造が崩れるという弱点があった。それに対しSendikらは深層学習における画像の構造的な特徴を含むDeep correlation featureを導入し⁽¹⁶⁾、またGatysらはCNNの浅い層から抽出される「スタイル特徴」に画風の情報が含まれるとして、スタイル特徴を用いたNeural Style Transfer(画風変換)アルゴリズム⁽¹⁷⁾を提案した。

そこでこれらテキストの数理表現と感性指標とを関連付け、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(図4)⁽¹⁸⁾。テキスト特徴量としてスタイル特徴を利用し、あらかじめ主観評価実験により構築した感性指標と相関させる。(すなわち所望の感性的質感を実現するテキスト特徴量を推定する問題を、目標とする感性指標の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。)得られた特徴量を用いてSendikらの手法により、白色雑音画像から所望の画像の生成を行った。本手法を自動車内装用のしば加工した樹脂板のテキスト生成に適用し検証実験(e.g.「はつらつ感」が+2高いテキスト生成)を行うと、生成画像が設計意図どおり(「はつらつ感」が+2)の質感を持つことが主観評価実験により確認された。

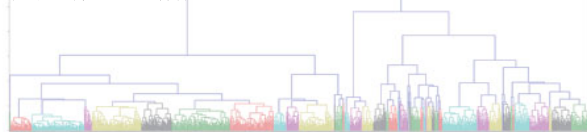
以上により、CNNのスタイル特徴と感性指標がテキスト解析・生成問題において高い親和性を持つことが示された。そこでこの枠組みをテキストのイメージ検索問題に適用した(図5)⁽¹⁹⁾。衣服用生地柄画像約1,200枚を対象とし、うち網羅性と代表性を担保した75枚を選び出し教師データとする。教師データについてCNNのスタイル特徴と感性指標(主観評価により構築した約50の印象語)の関係をモデル化した。モデルに基づいた柄検索システムを実装し、検証実験としてテスト画像約1,100枚で検索を行った結果、感性的に違和感のないイメージ検索結果が示された。(現在は更に少数(全数の0.5%)の学習データで同性能を確認。)このイメージ検索機能はファッションデザインアプリへ実装されている。

3.3 触覚的質感のシミュレーション

最近、視覚的質感とともに触覚的質感に関する産業界からのニーズが急増している。筆者らは所望の触覚的質感を実現する枠組みとして、触感計測、シミュレーション、ディスプレイ技術に関する基盤技術と応用研究を進めている(図6)⁽²⁰⁾。触感を構成する低次の要因としては指先が触れる表面性状(ハイトマップ)と接触時に生じる相互作用力の周波数空間における特徴量の違い(指がどのように変形するか)が挙げられ、高次の要因とし

①基本となる感性評価モデルを構築

刺激画像セット作成

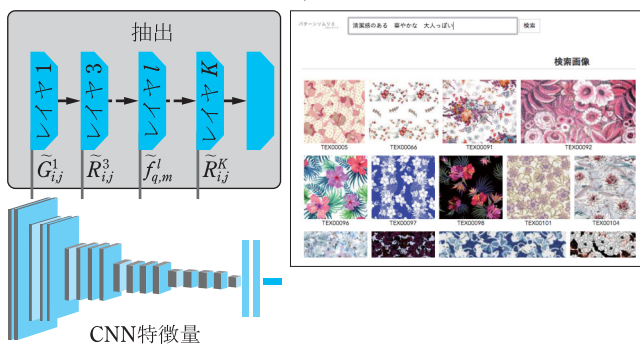


柄評価語セット作成

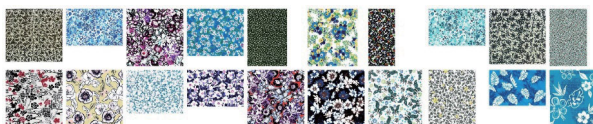
陰気な	野暮な	和風な	清潔感のある	洗練された
ミステリアスな	単純な	典型的な	大人っぽい	きれいな
平凡な	古風な	質素な	涼し気な	クールな
暗い	地味な	落ち着いたある	格好いい	上品な
自由な	モダンな	華やかな	目立つ	賑やかな
奇抜な	複雑な	現代風な	カラフルな	ゴージャスな
個性的な	先進的な	洋風な	鮮やかな	チカチカした
ガチャガチャした	重なりのある	明るい	陽気な	派手な

②柄の感性検索機能

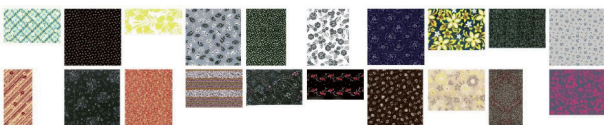
CNN (Style Transfer) × Kansei Metric
(デジタル質感生成システム, 2017)



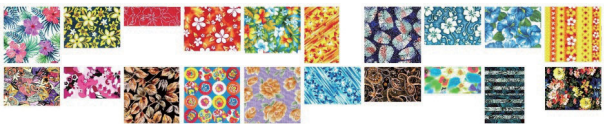
清涼感のある



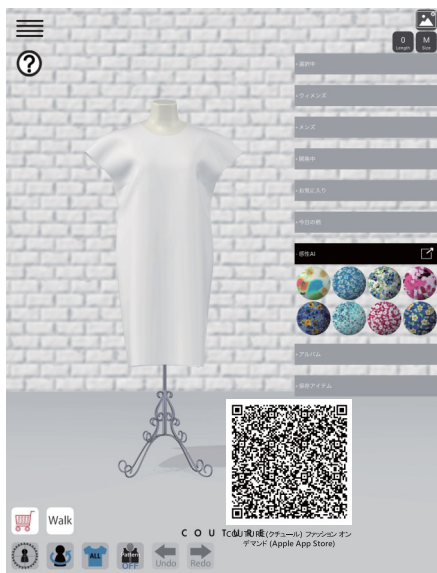
大人っぽい



目立つ



(a) スタイル特徴と印象語から成る感性評価モデルとイメージ検索結果



(b) ファッションデザインアプリ「COUTURE」(デジタルファッション株式会社製)

図5 スタイル特徴を用いた柄のイメージ検索システムとファッションデザインアプリ

では、それら特徴量から脳内でどのような触覚的質感が構成されるかの個人差や時間的・空間的变化を含む触覚的質感予測モデルの違いが挙げられる。本技術を視覚的質感と同じく自動車内装の樹脂板に応用し、触覚的質感

を操作した樹脂板を実際に作成して効果検証実験を行った。作成した樹脂板が設計意図 (e.g. 「スマートさ」が +2) どれだけの印象変化を持つことが主観 (触感) 評価実験により確かめられた。また本技術は化粧品開発にも

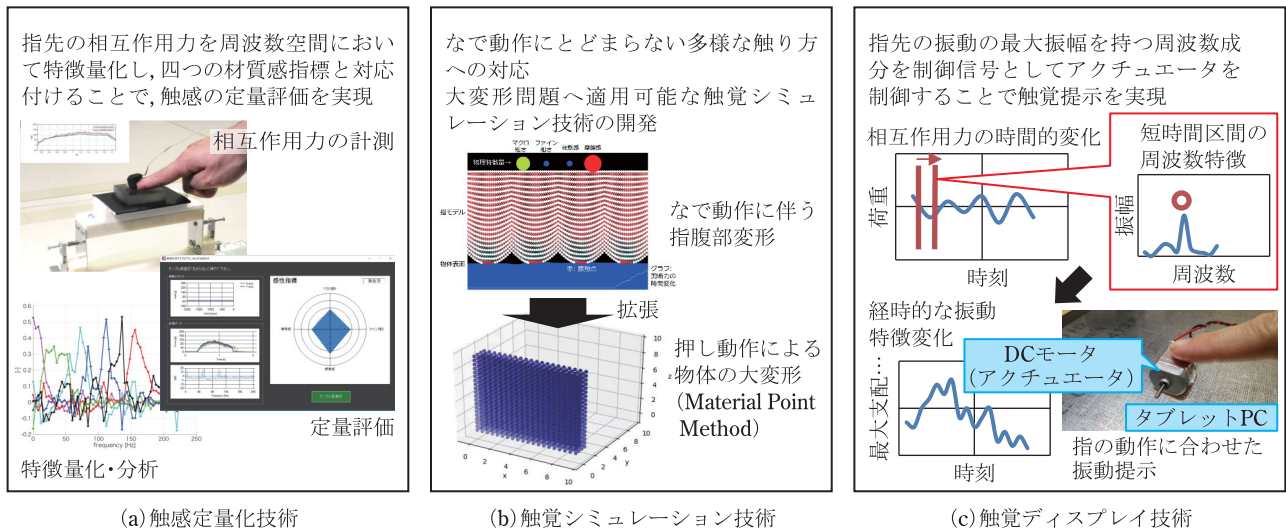


図6 触感制御技術の高度化生成手法

採用され、化粧水の「ふき取り感触」の定量化と処方開発にも寄与している。

4. 感性センシング

カスタマイズ化やパーソナル化といったデザイン支援を意味のあるものにするためには、支援の結果が引き起こす個人の満足度などを計測し、適切なフィードバックを行いシステム全体の最適化を図ることが必須である。それには感性の真値の定義が必要であり、まず指標の構成を行い、次に指標を仮説として脳活動から神経科学的な検証を行い、それらを代替する非接触、非侵襲のセンシング方法を決定するという手順で研究を進める。

指標の構成において、一般的な感情についてはコアアフェクトモデル⁽²¹⁾が有用である。快—不快、覚醒—眠気の二次元で構成されており、多くの研究でその妥当性が検証されている。ものづくり場面における感情の指標化に本モデルを適用し、喚起される感情が熟達の過程で変化していくことなどを明らかにした⁽²²⁾。

指標に基づく脳活動計測については、期待効果⁽²³⁾、ワクワク感、フロー（集中、動機付け）⁽²⁴⁾のような複雑な感情についても神経科学的な検証が進みつつある。また満足度の脳活動計測についても幾つかの試みがなされている。指標が適切に構成されるようになれば、いずれ脳活動計測も可能になると考えられる。

非接触センシング方法では、個別の生理心理指標（表情、視線、心電、筋電、行動、発汗ほか）の一部については非接触非侵襲でリアルタイム計測可能になっている。しかし最終的な感情推定には統合的処理が必要であり、それにはまだ多くの技術的課題が残っている。今後、システムを運用しながらデータを蓄積し、ビッグ

データサイエンス的に精度向上を図る必要がある。

5. ま と め

感性研究を発展させる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。一人一人の感性が尊重されつつ地球規模でつながることで、個人の満足が高まるとともに、全体として大きな価値が創出されるような社会の実現に向けて、研究にまい進していきたい。

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, ヒューマンコミュニケーション工学シリーズ, 電子情報通信学会(編), オーム社, 1994.
- (2) 現代の認知心理学〈1〉知覚と感性, 三浦佳世(編), 日本認知心理学会(監), 北大路書房, 2010.
- (3) 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,” 日本感性工学会論文誌, vol. 17, no. 4, pp. 453-463, 2018.
- (4) 黄 峻, 川澄未来子, “タイ人向け自動車フロントグリルデザイン提案のための感性の分析,” 日本感性工学会論文誌, vol. 18, no. 1, pp. 127-137, 2019.
- (5) 谿 雄祐, 飛谷謙介, 村松慎介, 小林伸次, 長田典子, “ベースメイクの自己評価に関わる肌意識の年代間差,” 日本顔学会論文誌, vol. 18, no. 2, pp. 37-45, 2018.
- (6) 雪肌精スノー CC パウダー, “肌どけファンデ開発ストーリー,” <https://www.kose.co.jp/sekkisei/hadadoke/story/>
- (7) 橋本 翔, 田中一品, 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, vol. 45, no. 1, pp. 27-38, 2018.
- (8) Y. Jiao and Q.X. Qu, “A proposal for Kansei knowledge extraction method based on natural language processing technology and online product reviews,” Comput. Ind., vol. 108, pp. 1-11, 2019.
- (9) S. Hashimoto, A. Yamada, and N. Nagata, “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, vol. 18, no. 2, pp. 59-65, 2019.
- (10) 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, vol. 17, no. 5, pp. 567-576, 2018.
 - (11) 橋本 翔, 山田篤拓, 長田典子, “レビューデータを用いたアプレイザル辞書に基づく感性の自動指標化,” 2019 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2019, 4M3-J-9-02, 2019.
 - (12) W. Medhat, A. Hassan, and H. Korashy, “Sentiment analysis algorithms and applications A survey,” Ain Shams Eng. J., vol. 5, no. 4, pp. 1093-1113, 2014.
 - (13) 山田瑠奈, 橋本 翔, 山田篤拓, 長田典子, “Twitter データを用いたアプレイザル評価表現辞書に基づく印象の自動指標化,” 2019 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2019, 3Rin2-39, 2019.
 - (14) 新学術領域研究, “質感脳情報学,” 2010-2014.
 - (15) J. Portilla and E.P. Simoncelli, “A parametric texture model based on joint statistics of complex wavelet coefficients,” Int. J. Comput. Vis., vol. 40, no. 1, pp. 49-71, 2000.
 - (16) O. Sendik and D. Cohen-Or, “Deep correlations for texture synthesis,” ACM Trans. Graph., vol. 36, no. 4, 2017, <https://doi.org/10.1145/3072959.3015461>
 - (17) L.A. Gatys, A.S. Ecker, and M. Bethge, “Image style transfer using convolutional neural networks,” Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conf., pp. 2414-2423, 2016.
 - (18) A. Takemoto, K. Tobitani, Y. Tani, T. Fujiwara, and N. Nagata, “Texture synthesis with desired visual impressions using deep correlation feature,” IEEE Int. Conf. Consumer Electronics (ICCE), pp. 739-740, 2019.
 - (19) N. Sunda, K. Tobitani, A. Takemoto, I. Tani, Y. Tani, T. Fujiwara, N. Nagata, and N. Morita, “Impression estimation model and pattern search system based on style features and Kansei metric,” 24th ACM Symp. Virtual Reality Software and Technology (VRST '18), no. P3-09, 2018.
 - (20) 山崎陽一, 谿 雄祐, 飛谷謙介, 井村誠孝, 長田典子, “樹脂板における触感と表面形状の関係解析,” 電学知覚情報・次世代産業システム合同研究, PI-18-019, IIS-18-025, pp. 9-14, 2018.
 - (21) J.A. Russell, “Core affect and the psychological construction of emotion,” Psychological Review, vol. 110, no. 1, pp. 145-172, 2003.
 - (22) 杉本匡史, 山本倫也, 長田典子, “自発的に楽しむモノづくりにおいて喚起される感情—その性質と喚起タイミング—,” ヒューマンインタフェース学会論文誌, vol. 21, no. 1, pp. 85-96, 2019.
 - (23) H. Yanagisawa and K. Takatsuji, “Effects of visual expectation on perceived tactile perception : An evaluation method of surface texture with expectation effect,” International Journal of Design, vol. 9, no. 1, pp. 39-51, 2015.
 - (24) K. Katahira, Y. Yamazaki, C. Yamaoka, H. Ozaki, S. Nakagawa, and N. Nagata, “EEG correlates of the flow state : A combination of increased frontal theta and moderate frontocentral alpha rhythm in the mental arithmetic task,” Frontiers in Psychology, vol. 9, no. 300, pp. 1-11, 2018.

(2019年3月25日受付 2019年4月16日最終受付)



ながた のりこ
長田 典子 (正員)

昭58京大・理・数学卒。同年三菱電機株式会社入社。以来、マシンビジョン、感性情報学の研究に従事。平8阪大大学院基礎工学研究科博士課程了。平15関西学院大・理工・情報科学科・助教授。平19同教授。平21米国パデュー大客員研究員。平25感性価値創造研究センター長。工博。