
一般セッション

[3C] 情報・ソフトウェア 2

2021年3月7日(日) 15:40 ~ 17:40 C会場 (Zoom Meeting)

[3C-04] 印象の全体部分関係を考慮した自動車レビューに基づく感性評価モデルの構築

Construction of a Kansei Evaluation Model Considering the Part-whole Relationship of Impressions Based on Automotive Reviews

*小向井 美来¹、橋本 翔¹、長田 典子¹、神行 寿章²、榎上 真由子² (1. 関西学院大学、2. ダイハツ工業株式会社)

*Miku Komukai¹, Sho Hashimoto¹, Noriko Nagata¹, Toshifumi Kangyo², Mayuko Masugami² (1. Kwansei Gakuin University, 2. Daihatsu Motor Co. Ltd)

印象の全体部分関係を考慮した自動車レビューに基づく 感性評価モデルの構築

小向井 美来*, 橋本 翔*, 長田 典子*, 神行 寿章**, 榎上 真由子**

* 関西学院大学, **ダイハツ工業株式会社

Construction of a Kansei Evaluation Model Considering the Part-whole Relationship of Impressions Based on Automotive Reviews

Miku KOMUKAI*, Sho HASHIMOTO*, Noriko NAGATA*, Toshifumi KANGYO** and Mayuko MASUGAMI**

* Kwansei Gakuin University, 2-1 Gakuen, Sanda-shi, Hyogo 669-1353, Japan

** Daihatsu Motor Co. Ltd, 1-1 Daihatsucho, Ikeda-shi, Osaka 563-8651, Japan

Abstract: In today's products, not only does quality value attract attention, but sensibility value does as well. Since most products consist of several components, there are two types of evaluation: comprehensive and partial. Structuring the relationship between them is useful for providing clearer feedback to the consumer's evaluation. Thus, in this study, we propose a method for automatically constructing a Kansei evaluation model that considers the relationship between the whole and partial evaluations. The proposed method consists of four steps: (1) extracting the main whole impression in the target product domain; (2) extracting the main impression of each part in the target product domain; (3) analyzing the impact of the main impressions of each part on the main whole impressions; and (4) extracting elements related to the main impression of each part. Analysis of automotive reviews has shown that whole impressions of the product can be estimated from partial impressions.

Keywords: Text Mining, Online Review, Automatic Indexing

1. はじめに

今日、プロダクトの機能的な品質だけでなく、人々の感性に働きかけ、感動や共感を得ることで顕在化する感性価値を高める研究が注目されている [1]。例えば、プロダクトデザインの分野では、プロダクトデザインを「消費者が、美しさ、機能性、象徴性の 3 つの次元を含む多次元構造として製品を認識および編成する構成要素のワンセット」を指すものとし [2]、デザイナーはそれらを総合的にデザインすることにより、プロダクトの持つ価値を高めることを目指している。しかしながら、感性は主観的で論理的に説明しにくい反応である [3] ため、プロダクトデザインにユーザの感性を反映させることは困難である。そのような問題の解決のために、ユーザの主観的な体験を客観的に予測することのできる評価構造のモデルが必要とされてきた。

感性工学の分野において、評価構造のモデル構築は従来、主観評価実験などに基づいて行うため、人的・時間的な負荷が高いという問題点があった [4]。その問題を解決するために、Web 上に大量に存在する商品レビューや口コミなど、評価が記述されているテキストデータを用いた感性評価モデルの自動構築手法 [5, 6] が提案されている。

プロダクトの評価において、プロダクトが複数の構成要素から成る場合には、全体部分関係 [7] が存在し、総合的な評価と部分的な評価が存在すると考えられる。感性評価モデルで

表現される評価概念の全体部分関係の階層構造としては、製品全体の総合的な印象が、より低次の部分における具体的な形態要素の特性の評価から統合的に構成される、という因果構造の存在が考えられる。例えば、靴の場合、「色がシンプルで衣服と合わせやすく便利」や「靴底が柔らかく足に負担がかからず便利」といったように、色のシンプルさや、靴底の柔らかさから便利という印象が喚起されており、「シンプル・柔らかい」と「便利」の間に印象の階層性が存在すると考えられる。そのため、全体部分関係の階層構造はユーザの評価をプロダクトデザインにフィードバックする上では無視できない。

そこで、本研究では Web 上のデータを利用したプロダクトデザインに反映しやすい知識獲得を目指し、印象の全体部分関係を考慮した感性評価モデルの自動構築手法を提案する。本手法は、図 1 に示すように、感情「人の事物に対する反応や、その結果生じる態度・行動」、印象「事物の性質がどのようなものであるかの評価」、形態要素「対象物そのものや、それを構築する要素」の 3 つの階層から構成される感性の階層構造を仮定し、印象層と形態要素層の関係を明らかにするものである。このような階層を仮定することで、感情の推定結果からその原因となる印象要因が明らかとなり、印象要因を介して形態要素を特定することでプロダクトデザインに容易にフィードバック可能となる。また、中間層の印象層において全体部分関係の構造化を行うことで、総合的な評価に影響する部

分的な評価が明らかとなり、部分的な評価から、より詳細で明確なプロダクトへのフィードバックを可能にする。

レビューサイトから自動車に関するレビューを収集し、2019年6月24日までのデータを用いて印象の全体部分関係を考慮した感性評価モデルの自動構築を行った。

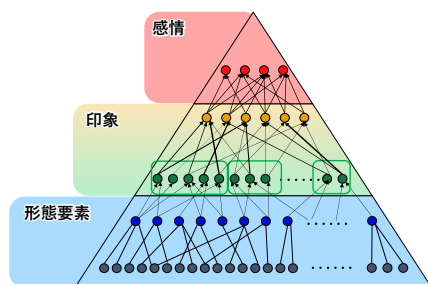


図1 感性の階層構造における印象の全体部分関係の構造化

2. 関連研究

2.1 レビュー分析に関する研究

プロダクトに対する有用な情報を抽出するため、レビューを用いた感情分析(Sentiment Analysis)やAspect Extractionなどが行われている[8-10]。しかし、評価極性の推定や、トピック抽出による評価極性の要因となる対象の抽出などにより得られる情報は、形態要素から直接的に感情につながる要因や評価を推定するものである。そのため、ユーザが対象の形態要素のどのような特徴に基づき評価しているかが明らかではなく、得られた知識をプロダクトデザインに直接反映することは困難である。そこで Hashimoto et.al. [5] は、感情層と形態要素層の間に印象層を仮定することで、プロダクトデザインに反映させやすい知識の獲得を可能にした。しかし、Hashimoto et.al. は少数の部分から構成されるプロダクトを対象とした手法であり、複数の部分が全体の印象に影響するため、印象変化に寄与する部分が明解ではないプロダクトを対象にした、デザインに反映させられる知識の獲得手法は明らかになっていない。

2.2 全体部分関係に関する研究

概念間やことば間にはさまざまな階層構造が存在する[10]が、その中でよく取り上げられる関係の1つとして全体部分関係がある。全体部分関係は下位概念が上位概念に包含される階層構造で、下位概念が上位概念の部分にあたる構造である。全体部分関係を明らかにする研究は、オントロジーやターミノロジー、シソーラスなどの分野で行われている。オントロジーの分野では、全体部分関係は部分概念、部分概念のクラス制約、部分概念の役割を表すロール概念の3つから構成されている[11,12]。またターミノロジーの分野では、部分概念が包括概念との対比で明確にとりあげられており、本質的部分概念、非本質的部分概念、区別特性を持つ部分概念の3つの特徴をあげている[13]。シソーラスの分野では、身体組織と器官、地理的場所、学問分野、階層的社会的構造の

4つの明示的な全体部分関係がある[11]。しかし、これらの分野では印象などの評価の全体部分関係を扱っていない。一方、心理学の分野では印象の全体部分関係に着目した研究が行われている。浅川ら[14]は、緑地を対象としたSD法により、印象が異なる複数の部分から構成される緑地では、全体の印象の判断には強い印象を与える部分印象が深く関与することを明らかにした。このように印象が異なる複数の部分が、全体に包含される場合、対象の全体像の評価において各部分の印象が影響する。そのため、全体印象に関わる部分印象を抽出することは対象の評価を明らかにする上で重要である。

3. 提案手法

この章では、Web上のデータから印象の全体部分関係を考慮した感性評価モデルを自動構築する提案手法について説明する。手法の概観を図2に示す。

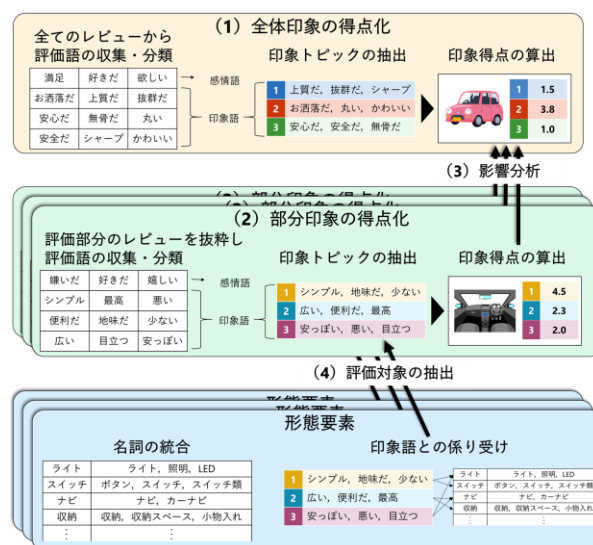


図2 提案手法の概観

手法は(1)対象プロダクトドメイン全体の主要な印象を抽出し、得点化(2)対象プロダクトドメインにおける各評価部分の主要な印象の抽出し、得点化(3)各評価部分の主要な印象が全体の主要な印象に与える影響分析(4)各評価部分の印象に関連する形態要素の抽出、という4つのプロセスから構成されている。

(1)(2)(3)では印象層の構造を分析し、(4)は印象層と形態要素層との関係性を明らかにする。

3.1 全体印象の得点化

対象プロダクトドメイン全体の主要な印象を抽出し、各プロダクトにおけるそれらの印象の度合いを得点化する。全体印象の得点化には Hashimoto et.al. [5] の印象の定量化手法を用いる。Hashimoto et.al. は、レビュー内の評価語には、評価者の感情を表現する語と対象の持つ印象を表現する語が

混在しているが、アプレイザル理論 [15] における、内評価/外評価という評価語のカテゴリ情報に基づいて内評価語を感情語、外評価語を印象語として分類することで、対象の印象表現のみを用いた定量化を可能としている。定量化の具体的な方法としては、初めに複数の評価表現辞書を用いて評価語の収集・分類を行う。次に、得られた印象語のみを入力としたトピック抽出により、対象プロダクトドメインにおける主要な印象を抽出する。最後に、各プロダクトに対して単語の出現頻度と term-score、単語の分散表現によって得られる印象語間の類似度に基づき、印象トピックごとの得点（以下、印象得点）を算出するというものである。

提案手法では、対象プロダクトドメインの全てのレビューに対し Hashimoto et. al. の手法を適用することで、対象プロダクトドメイン全体の主要な印象の抽出と、各プロダクトにおける主要な印象の得点化が達成される。

3.2 部分印象の得点化

対象プロダクトドメインにおける各評価部分の主要な印象の抽出し、各プロダクトにおけるそれらの印象の度合いを得点化する。提案手法では、対象プロダクトドメインの評価部分ごとにレビューを分割し、各評価部分において Hashimoto et. al. [5] の手法を適用する。これにより、対象プロダクトドメインの各評価部分における主要な印象の抽出と、各プロダクトにおける各評価部分の主要な印象の得点化が達成される。

3.3 全体印象と部分印象の構造化

対象プロダクトドメインにおいて各部分印象が全体印象に与える影響を分析する。本手法では重回帰分析を用いて、全体印象と部分印象を構造化する。目的変数は対象プロダクトドメインに属する各プロダクトの全体印象の得点であり、説明変数は対象プロダクトドメインに属する各プロダクトの部分印象の得点である。なお各得点は 3.1, 3.2 で付与されたものを用いる。また、印象得点は印象ごとにスケールが大きく異なるため標準化する。

プロダクトによってはレビューで評価されていない部分印象がある場合があるため、データの部分印象の得点には欠損値が存在する。本研究では、欠損値補完の方法として、連鎖方程式に基づく多重代入法 (multiple imputation by chained equation; MICE) [16, 17] を用いる。連鎖方程式に基づく多重代入法は、対象となる解析データセットにおいて、複数の変数にまたがって非単調な欠損が生じたときに、全ての利用可能なデータを用いて多重代入法を実行できる方法である。多重代入法における補完値の生成方法は予測平均マッチング (predictive mean matching; pmm) を用いる。本研究では、分析ツールは R の mice パッケージを用いた。

3.4 形態要素の指標化

前節で構造化した印象の評価対象（形態要素）を明らかにし、プロダクトデザインにフィードバックする際の指標とす

る。まず、名詞には同じ意味や似た意味の単語が多くあるため、それらを統合する必要がある。そのため、初めに Word2Vec を用いてレビュー内の各単語を分散表現にする。その後、各名詞間のコサイン類似度を距離に変換したデータを入力としたクラスタリングを行う。なお、-1 から 1 までの値で表現されるコサイン類似度を 1 から減じることで 2 から 0 の距離に変換する。また、クラスタリングはウォード法によって階層型クラスタリングし、クラスタ数はクラスタの集中度と孤立度に関する指標によって決定する。このように単語クラスタを作成することで、名詞の統合を行う。次に、各単語クラスタと印象語との係り受け解析を行う。本研究では、係り受け解析は、日本語構文・格・照応解析システム KNP Ver4.19 を用いる。具体的には、各部分印象トピックの term-score 上位の印象語に係っている名詞と係られている名詞を抽出する。抽出された名詞が各部分印象に関連する形態要素である。また、これらの形態要素を単語クラスタに従って分類し、統合したものが各部分印象に関連する形態要素クラスタである。これによって得られた形態要素クラスタをプロダクトデザインにフィードバックする際の指標とする。

4. 実データの分析

本章では、提案手法を実データに適用する実験を行う。本実験では、対象プロダクトドメインを自動車とした。自動車は構成要素が多く、デザイン面や機能面など評価される部分が多いためである。

4.1 自動車レビュー

レビューは価格.com [18] にて 2019 年 6 月 24 日までに書かれたものを用いた。自動車は同一車名のプロダクトであっても発売年式による違いが存在しているため、それらのすべてが同一の印象を与えているとみなすことは難しい。本研究においては、モデルチェンジによって自動車の印象が大きく変化すると仮定し、レビューを自動車のモデルチェンジ単位で分類し、車名とモデルチェンジの組を 1 プロダクトとした。また、評価者の価値観が現在のオーソドックスなものと大きく異なる評価者の母集団に限定するため、発売年と販売台数で対象車を制限した。具体的には、2010 年以降にモデルチェンジし販売された自動車であるか、2010 年以降に新規販売された自動車を対象とした。また、その中でも、輸入車など日本国内において販売台数が非常に少ない自動車を除去するため、1 万台以上の販売実績があるもののみを対象とした。以上のような選定をした上でも、分析対象のみで全累計販売台数の 98% を補っており過剰な選定は行われていないと考えられる。選定を行った結果、対象となったプロダクト数は 288 種で、レビュー数は 17,596 件となった。形態素解析の結果、総単語数は 3,227,586 語、総語彙数は 121,145 語となった。また、評価部分は価格.com のレビュー文の定型項目として事前に用意されている「エクステリア」、「インテリア」、「エンジン性能」、「走行性能」、「乗り心地」、「燃費」、「価格」の 7

項目を用いた。

4.2 全体印象の得点化

収集された評価語は4910語で、そのうち印象語は3911語であった。これらの印象語から、ほとんどのプロダクトに対するレビューで用いられている印象語は各プロダクトを特徴づけるのに適さないと考えられるため、70%以上のプロダクトに対するレビューに含まれている印象語を除外した。またレビューでの出現頻度が過度に少ない印象語についても、対象を特徴づける共通の印象語として適さないと考えられるため、15%以下のプロダクトに対するレビューにしか含まれていない印象語を入力の対象から除外した。これらの条件を満たす印象語は675語であった。また、レビューの件数とこれらの印象語の平均出現頻度の関係から必要なレビュー件数について探索すると、レビュー件数が2件あるときにレビューを統合した際の印象語が平均47語含まれており、先行研究で想定されていた1プロダクト当たりの語数と整合性が取れることから、レビュー数が2件以上あれば分析対象として十分なレビュー数が存在していると判断した。したがって、レビューが1件以下であるプロダクトを分析対象から除外した結果、288プロダクト中11プロダクトが除外され、277プロダクトが分析対象となった。プロダクトごとにレビューを統合し、それらの印象語を入力としたトピック抽出をHDP-LDA[19]により行った。HDP-LDAにおける各ハイパーパラメータは、 $\alpha=2.0$, $\beta=0.01$, $\gamma=0.02$ とした。モデル構築を50回行い、モデルの評価指標であるPerplexityからモデルを決定した。採用したモデルのPerplexityは462.24、トピック数は9であった。これらの9つの印象トピックについて、単語の出現頻度やterm-score上位の語に基づき選定を行い、5つのトピックを採用した。採用した5つの印象トピックのterm-score上位3語と、term-score上位の語から解釈したトピック名を表1に示す。

表1 全体印象のトピック抽出結果

	トピック名	term-score上位3語 単語の出現頻度		
1	上質	滑らかだ 930	抜群だ 795	上質だ 707
2	加速	速い 365	ノーマルだ 113	加速感 113
3	安心	安全だ 366	安心感 221	追従 158
4	おしゃれ	おしゃれだ 141	独特だ 75	丸い 63
5	軽快	チープだ 73	売れる(-) 55	軽快だ 53

ここで、(-)は各評価語の否定的表現であることを示す。例えば「大きい(-)」は、「大きい」という単語について「大きくない」や「大きくはない」などのような使われ方をしている場合に、(-)を付与している。本研究においては、以降、ここで採用した5つの印象トピックを自動車における全体印象として扱う。

また、本実験で対象となった277種のプロダクトに対して、

採用した5つの全体印象の得点を算出した。トピック1(上質)では、販売価格が500万円前後の自動車が上位であった。トピック2(加速)では、スポーツカーなど走りを重視した自動車が上位であった。トピック3(安心)では、先進安全機能を搭載した自動車が上位であった。トピック4(おしゃれ)では、形が特徴的であったり、丸みがあったりする自動車が上位であった。トピック5(軽快)では、車体サイズが小型のコンパクトカーや軽自動車が上位であった。これらの結果は、トピック解釈の妥当性を示唆している。

4.3 部分印象の得点化

7つの評価部分(エクステリア、インテリア、エンジン性能、走行性能、乗り心地、燃費、価格)について書かれたレビューのみを抜粋し、評価部分ごとに評価語の収集・選定を行ったところ、印象語数はエクステリアが1707語、インテリアが1944語、エンジン性能が1570語、走行性能が1703語、乗り心地が1519語、燃費が1050語、価格が1218語であった。前節の全体印象の得点化と同様の基準で各プロダクトを特徴づけるのに適さない印象語を除外した結果、エクステリアは382語、インテリアは493語、エンジン性能は369語、走行性能は399語、乗り心地は332語、燃費は208語、価格は213語が採用された。また、レビューの件数とこれらの印象語の平均出現頻度の関係から必要なレビュー件数について探索した。評価部分別に分析する際には、1レビューあたりの印象語が少ないため、10件以上印象語を含むレビューがあるプロダクトを対象とした。その結果、分析対象となったプロダクトは、エクステリアが192種、インテリアが201種、エンジン性能が185種、走行性能が191種、乗り心地が192種、燃費が175種、価格が165種であった。各評価部分において、プロダクトごとにレビューを統合し、それらの印象語を入力としたトピック抽出を前節と同様のパラメータでHDP-LDA[19]により行った。モデル構築を10回行いPerplexityからモデルを決定した。採用したモデルのトピック数は、エクステリアが9、インテリアが6、エンジン性能・乗り心地・価格が4、走行性能・燃費が5であった。各印象トピックはterm-score上位の語から解釈した。例えば、エクステリアでは「シンプルだ、シャープだ、地味だ、オーソドックスだ」といった印象語からシンプルと解釈した。また、インテリアでは、「スポーティーだ、素晴らしい、上質だ、恰好良い」といった印象語から上質と解釈した。全てのトピックのトピック名は次節の図3に示す。以降、ここで得られた37の印象トピックを自動車における部分印象とする。また、分析対象となったプロダクトに対して、これらの部分印象の印象得点を算出した。

4.4 全体印象と部分印象の構造化

4.2と4.3で算出した印象得点を用いて、全体印象と部分印象の構造化を行った。全体印象のトピック5つそれぞれに対し、37の部分印象を説明変数とした重回帰分析を行った。自由度調整済み決定係数はトピック1(上質)が0.711、トピ

ック 2 (加速) が 0.569, トピック 3 (安心) が 0.372, トピック 4 (おしゃれ) が 0.362, トピック 5 (軽快) が 0.271 であった。決定係数が最も高いトピック 1 (上質) の分析結果を図 3 に示す。

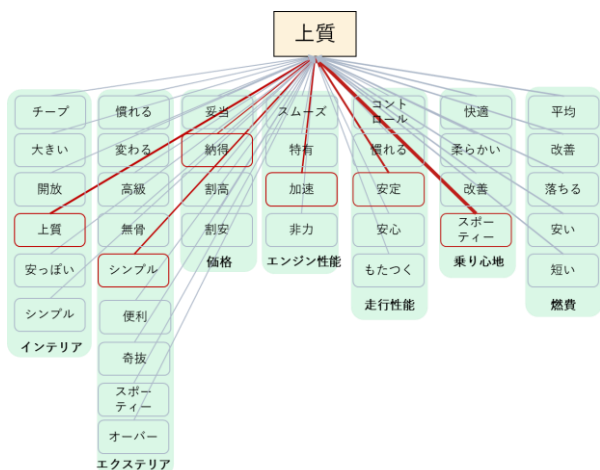


図 3 自動車の全体印象と部分印象の構造化の例

ここで、赤線は正の有意な影響を与える説明変数である。また、線の太さは影響の強さを表す。図 3 において、自動車の全体印象の「上質」は、乗心地の「スポーティー」が最も強く影響することが示唆された。また、インテリアの「上質」や走行性能の「安定」、エクステリアの「シンプル」、エンジン性能の「加速」、価格の「納得」も全体印象の「上質」に影響を与えることが示唆された。

4.5 形態要素の指標化

まず、名詞のクラスタリングを評価部分ごとに行った。ただし、クラスタリングにおいて、20%以下のプロダクトに対するレビューにしか含まれていない名詞と、固有名詞は除去した。その結果、エクステリアは 17 クラスタ、インテリアは 22 クラスタ、エンジン性能は 18 クラスタ、走行性能は 16 クラスタ、乗心地は 16 クラスタ、燃費は 14 クラスタ、価格は 13 クラスタとなった。

次に、4.3 の全 37 の部分印象トピックに関連する形態要素を印象語と名詞の係り受け関係に基づき抽出した。本研究では、各部分印象トピックの term-score 上位 5 語の印象語に係っている名詞と係られている名詞を抽出した。前節のトピック 1 (上質) において影響力の高い部分印象に関連する形態要素クラスタを図 4 に示す。

図 4 において、インテリアの上質に関連する形態要素クラスタはインパネのイメージやシート、色と質感などであり、エクステリアのシンプルに関連する形態要素クラスタはシルエットや顔のイメージ、カラーなどであった。価格の納得に関連する形態要素クラスタはコストパフォーマンスや価格設定などであり、エンジン性能の加速に関連する形態要素クラスタはパワーや走り出し、回転域などであった。走行性能の

安定に関連する形態要素クラスタはコーナリングや走行場所、ハンドリングなどであり、乗心地のスポーティーに関連する形態要素クラスタはサスペンションや揺れ、凹凸などであった。また、これらの形態要素クラスタは全体印象の「上質」に影響することが示唆された。このように、提案手法は部分印象に関連する形態要素クラスタを示唆することで、プロダクトデザインにフィードバックする際の指標となる。

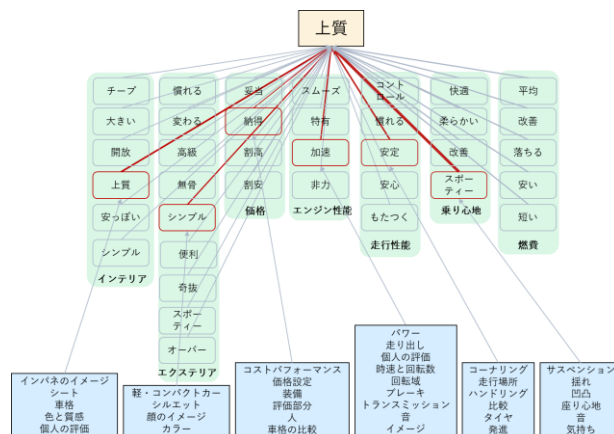


図 4 自動車の感性評価モデルの例

5. おわりに

本研究では、Web 上のデータを利用して、印象の全体部分関係を考慮した感性評価モデルの自動構築手法を提案した。手法は 4 つのプロセスからなっており、まず、対象プロダクトドメイン全体の主要な印象を抽出し、得点化を行う。次に、各評価部分の主要な印象の抽出し、得点化を行う。その後、各プロダクトに付与された印象得点を用いた重回帰分析により抽出された全体印象と部分印象を構造化することで、全体印象に影響のある部分印象を示す。最後に各部分印象に係る形態要素を示す。これら 4 つのプロセスによりレビューから自動的に印象の全体部分関係を考慮した感性評価モデルの構築が達成され、その結果を解釈することで、プロダクトデザインに反映しやすい知識を獲得できる。実証実験として提案手法を用いて自動車のレビューを対象として分析を行った結果、5 つの解釈可能な全体印象を抽出できた。また、各評価部分において印象を抽出し、自動車の全体部分関係を考慮した感性評価モデルを構築した。このモデルから全体印象が部分印象から推定可能となり、より詳細で明確なプロダクトへのフィードバックが可能になると考えられる。以上のように、本研究ではレビューデータをもとに対象ドメインの印象における全体部分構造について要約する 1 つの手法が得られた。

本研究では、レビュー文書上で全体に対する部分が分類されていたため、部分印象の抽出が容易であった。しかしながら、レビュー文書によってはそういった分類がないものも多い。したがって、今後の課題はレビュー文書上で全体に対す

る部分の分類がない場合において、対象プロダクトドメインの全体に対する部分を自動で抽出することである。

謝 辞

本研究の一部は国立研究開発法人科学技術振興機構（JST）の研究成果展開事業「センター・オブ・イノベーション（COI）プログラム」の支援によって行われた。

参 考 文 献

- [1] 長町三生:感性工学のおはなし, 日本規格協会, 1995.
- [2] Gilal NG, Zhang J, Gilal FG. Linking product design to consumer behavior: the moderating role of consumption experience. *Psychology Research and Behavior Management*. 2018.
- [3] 椎塚久雄:時代は感性を必要としている, 電気設備学会誌, 36(2), p.82-87, 2016.
- [4] 秋山修一, 鈴木謙介, 永井義満, 石津昌平:MTS 法を用いた名詞による感性画像検索システムの構築, 日本感性工学会論文誌, 8(4), p.1171-1178, 2009.
- [5] 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*, vol 18, no. 2, p.59-65, 2019.
- [6] 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, p.567-576, 2018.
- [7] 山下清美:概念の階層構造:抽象-具象構造と全体-部分構造, 基礎心理学研究, 5(2), p.87-92, 1987.
- [8] Medhat, W., Hassan, A., Korashy, H: Sentiment analysis algorithms and applications: A survey, *Ain Shams Engineering Journal*, Vol 5, no. 4, p.1093-1113, 2014.
- [9] Fang, X., Zhan, J: Sentiment analysis using product review data, *Journal of Big Data*, Vol 2, no. 1, p.5, 2015.
- [10] Poria, S., Cambria, E., Gelbukh, A: Aspect extraction for opinion mining with a deep convolutional neural network, *Knowledge-Based Systems*, vol 108, p.42-49, 2016.
- [11] 細野公男:概念間の関係に関する一考案:全体-部分関係を中心に, 情報知識学会誌, vol 10, no. 1, p.28-39, 2000.
- [12] 溝口理一郎, 池田満, 来村徳信 and others:オントロジー工学基礎論:意味リンク, クラス, 関係, ロールのオントロジー的意味論 (「オントロジーの基礎と応用」), 人工知能学会誌, vol 14, no. 6, p.1019-1032, 1999.
- [13] ISO704: Terminology work—Principles and methods, International Organization for Standardization, 2000.
- [14] 浅川昭一郎, 渡辺大介, 首藤健一:多面性を有する緑地のイメージ構成に関する事例研究, 造園雑誌, vol 57, no. 5, p.307-312, 1993.
- [15] 佐野大樹:日本語アプレイザル評価表現辞書(JAppraisal 辞書)～能動評価編～version 1, 言語資源協会, 2011.
- [16] Buuren, S van., Groothuis-Oudshoorn, Karin: mice: Multivariate imputation by chained equations in R, *Journal of statistical software*, p.1-68, 2010.
- [17] 野間久史:連鎖方程式による多重代入法, 応用統計学, vol 46, no. 2, p.67-86, 2017.
- [18] 価格.com.: <https://kakaku.com/> (2019/06/24 閲覧).
- [19] Teh, Yee Whye, et al.: Hierarchical dirichlet processes. *Journal of the american statistical association*, 101(476), p.1556-1581,2006.