原著論文

食における言語資源に基づいたシズル感に関する因子情報の抽出

長谷川 永奈, 小宮 香乃, 齊藤 史哲, 石津 昌平

青山学院大学

A Method of Factor Extraction of Sizzle Words Based on Language Resources

Ena HASEGAWA, Kano KOMIYA, Fumiaki SAITOH and Syohei ISHIZU

Aoyama Gakuin University, 5-10-1 Fuchinobe, Chuo-ku, Sagami-hara-shi, Kanagawa 252-5258, Japan

Abstract : “Sizzle” is a major factor in contemporary marketing because it evokes a feeling that indicates customer buying intention and appetite. In recent years, research on the expression of sizzle words has been actively conducted. In this study, we propose a support tool for understanding sizzle words through knowledge extraction by natural language processing. In onomatopoeia research that forms part of the sizzle word, factor analysis is generally used in subject experiments and analysis of questionnaire data. However, generally used factor analysis cannot be applied to language data because of the structure of the frequency matrix. In this study, we apply nonnegative matrix factorization to extract knowledge about sizzle words in review data from a recipe site. The quality of the learning results was improved by weighting the frequency matrix by BM 25. Furthermore, we visualized acquired knowledge of sizzle words using a factor map and word cloud. Experimental results confirmed that keywords of factors influencing the sense of sizzle can be visually grasped.

Keywords : Sizzle Word, Text Mining, Non-negative Matrix Factorization (NMF), BM25

1. はじめに

シズル感とは顧客の購買意欲や食欲を高める感性的な要因であり、消費者の五感を刺激する感覚を指す。これは焼いている肉や揚げ物がジュージュウという様子を表した“sizzle”を語源としており、このルーツは古く、米国の経営コンサルタント E. Wheeler によって1930年代に提唱された概念である。これは、商品のデザインや広告、製品コンセプトの策定といったマーケティングに関連する要因と深く結びついており、近年ではその周辺の分野を中心に重要視され始めている。食においては、食品の味や香りのみならず、調理・配膳時における音や見え方、臨場感など様々な要因がシズル感に影響を及ぼすと考えられており、パッケージや広告の制作、製品開発におけるコンセプトの策定など様々なシーンにおいて重要性が高いといえる。

食における感覚的なニュアンスやシズル感は映像や音声のみならず、言語によっても表現されるものである。このような言語表現はシズルワード（または、シズル語）と呼ばれており、広告やパッケージ、Webにおけるクチコミはもとより、日常会話においても頻繁に利用されているものである。例えば、「コトコト」は弱い火力で鍋の中の物が煮える音や様子を想像することができるし、「ホクホク」はあたたかく、やわらかい芋などの料理を連想できる。このようにシズルワードを利用することによって、食品の魅力や消費者が求める情報を端的に伝えることが可能になる。

その一方で、そのニュアンスは把握できるが、明確な意味の把握や解釈・定義が難しいケースも多々見受けられる。特に、「コク」や「キレ」「深み」などについては定義や意味

合いについて広く議論がなされており、味覚に関連する研究を中心として様々な研究がなされている。さらに、シズルワードにおいては「アッサリ」「ピリピリ」「モチモチ」などのオノマトベが多く含まれていることから、オノマトベの感性的な性質に目を向けた研究も関連研究として捉えることができる。オノマトベに関連した先行研究には被験者を募った実験やアンケート調査などに基づいて収集されたデータを解析することで、シズルワードまたはオノマトベに関する知見の獲得を目指すものが多い。ここでは、類似した特徴量を統合的に扱うことで背後に隠れたデータに影響を及ぼす要因を抽出できることから、因子分析などの感性的・心理的な要因を抽出する解析方法が一般的に利用されている。

さらに、シズルワードに関する言語資源の解析、すなわち、自然言語処理やテキストマイニングに基づいた研究に目を向けると、Web上のデータにおいて対象単語と共起したキーワードとの対応関係を調査する分析手法が中心であった。その一方で、言語コミュニケーションを通じたこれらの特性については、言語データを素性とする大規模疎行列となることから、一般的な統計的分析手法の直接的な適用が難しい。このため、被験者実験における要因抽出において中心的に用いられてきた因子分析などの分析手法は、十分に適用はされてはこなかった。

以上の背景より、文書データの解析において、シズルワードにおける潜在的な特徴を表す要因を抽出できれば、シズルワードの特徴や性質の理解支援への貢献が期待できる。そこで本研究では、近年様々なデータにおいて広く利用されている、非負値行列因子分解 (Non-negative Matrix Factorization, NMF) をシズルワードの用例データに対して適用することで、言語資源からのシズルワードの特性に関する要因抽出を

試みる。これによって、実験結果からシズルワードに関する要因の抽出およびクラスタリングを実施した。ここでは、素性抽出における単語の重み付けとして情報検索尺度を適用することで、分析結果の質の向上をはかった。さらに、この結果に対して解釈を与えるための方法としてNMFの学習結果の可視化を試みることで知見獲得のためのデータの理解支援を新たに試みた。

以下、本論文では2章ではシズルワードに関する基礎事項および関連研究についてまとめ、3章にて本研究において利用する手法について整理する。4章では本研究における分析方法について述べる。5章は実データに基づいた分析の結果について述べる。6章は考察、7章は結論である。

2. 分析対象としてのシズルワード

ここでは、解析対象であるシズルワードの概要および、その関連研究について概説する。

2.1 シズルワードの分類

先述の例のように、シズルワードにはオノマトペ（擬音語・擬態語）が利用されることが多いが、他にも「クリーミー」のように食品の味覚に対応するものや「歯ごたえのある」などの触覚に関するもの、「新鮮」や「産地直送」といった商品に関する情報を直接的に表現するものもこれに含まれる。大橋ら[1]によると、これらは上記の順に「味覚系」「食感系」「情報系」の3種類に大別できるとのことである。

味覚系のシズルワードとは、味覚および臭覚に対応したもので、評価対象に対する味を表している。臭覚も味の判断に強く影響を及ぼすことから、大橋らの類別化では臭覚も味覚系のシズルワードの対象として含まれている。たとえば、「コク」や「深み」、「マイルド」などの曖昧さを含む表現や、「甘い」や「辛い」、「酸味」などの味覚を直接的に表現する方法、「余韻のある」や「飽きのこない」、「複雑な」などの人間の気分や印象・感情に対応する表現も味覚系のシズルワードに含まれる。

次に、食感系のシズルワードについて述べる。これは、触覚および聴覚に訴えかける表現である。食感を表す際には舌触りや歯触りを音に見立てて表現することが多いことから、触感系には聴覚の影響も含まれる。また、ここでは調理や配膳時に発せられる音などもこの部類に入る。「サクサク」「プリプリ」などの歯触りに関するものや「ザラザラ」「つるつる」などの舌触りに関するものが代表的な食感系シズルワードとして挙げられる。また、「あつあつ」「冷え冷え」などといった対象の温度を表すものや、「硬い」「ふんわり」など硬度を表すものなどもこれに含まれる。なお、オノマトペに対応するシズルワードは食感系に分類されることが多い。

最後に、情報系のシズルワードとは、対象の食品に関する情報を表現し、人が持つ知識や知恵に基づいた価値観などに訴えかける。たとえば、「ノンオイル」「減塩」「無農薬」などの表現は健康を意識する際に重要な情報となり得るし、

表1 味覚系のシズルワードの例

飽きのこない	コクがある	ピリッと
味わい深い	こってり	深みのある
あっさり	さっぱり	ほんのりした
甘い	さわやかな	マイルド
甘辛い	渋い	まったり
甘さ控えめ	デリシャス	まろやかな
薄味	濃厚な	余韻のある

表2 食感系のシズルワードの例

あたたか	さっくり	弾力がある
あつあつ	ざっくり	つるん
硬い	ザラザラ	ドロドロ
噛み心地のよい	しこしこ	ねばねば
口当たりがよい	しっとり	ぷにぷに
ゴクゴク	ジューシー	ムチムチ
コシのある	新食感	もっちり

表3 情報系のシズルワードの例

揚げたて	具だくさん	手作りの
朝採り	旬	懐かしい
オーガニック	減塩	ヘルシー
おしゃれな	高級感	プレミアム
がつつり	こだわりの	秘伝の
カロリーオフ	産地直送	上品な
完熟の	自家製の	贅沢な

「揚げたて」「産地直送」「新鮮」などは対象食品の鮮度に関する情報を補う。「素朴な」「上品な」などは先述の食感系や味覚系では表現しきれなかった、顧客の嗜好や価値観に訴えかける食品の評価軸を提供すると思われる。このように、シズルワードは言語を通じて感性的な感覚に対応している。

以下本論文にて扱うシズルワードは、これに倣って、この類別化に基づいたものを分析対象として扱うことにする。なお、文献[1]に掲載されているシズルワードの一例を表1-表3に示す。

2.2 関連研究と本研究の位置付け

シズルワードは感性的な表現を多分に含むことから、近年では様々な分野において研究対象として扱われている。ここでは、本研究との関連性が高いと思われる先行研究を整理し、本研究との差異および共通性についてまとめる。先に述べたとおり、シズルワードに関する調査および研究は、被験者を募った実験やアンケートに基づいた知見の獲得を目指すものと、シズルワードに関する用例、すなわち文書データに基づいた研究に類別できることから、これらについて詳述する。

アンケートなどの調査に基づいた知見の獲得として最も代表的なものとして、大橋ら[1]による、大規模な調査が挙げられる。ここでは、シズルワードについて分析しており、その性質や使用傾向について、詳細に分析がなされている。

食における言語資源に基づいたシズル感に関する因子情報の抽出

また、被験者を募った実験においては、石橋ら[2]は米菓を対象としてシズルワードの印象評価に関する研究などが挙げられる。シズル感を伝える際に、しばしばオノマトペが利用されることから、オノマトペに焦点を当てて解析を行っている。ここでは、オノマトペの印象などの心的な性質を抽出することを目的としていることから、因子分析などの要因を抽出する分析手法が採用されている。

シズルワードに限らず、オノマトペなどの感性的な表現に関する類似した研究に目を向けても、同様なアプローチが取られている。これらの研究では、対象のオノマトペに関する共通要因の性質に関する議論やそれらの類似性に関する議論がなされている。たとえば、高橋ら[3]はオノマトペの対人接触行動との関連性について分析を試みている。矢口[4]は異なる感覚に属する語を組み合わせた表現である共感覚的表現においてオノマトペの意味構造について解析を行っている。山本ら[5]は視覚に関するオノマトペとデザイン経験の関連性が評価構造に及ぼす影響について研究を行った。これらいずれの研究においても、取得されたデータセットに対する因子分析に基づいた解析がなされている。

また、言語資源に基づいたシズルワードに関する研究としては、Twitterに代表されるマイクロブログやレシピサイト上の言語データなどを対象とした研究が主流である。ここでは、シズルワードと共起する食品に関する単語間の関連性などに基づいた分析やアプリケーションの開発が行われている。代表的なものとしては、加藤ら[6]の食品検索手法の研究があげられる。ここでは、検索対象の食品とシズルワードに基づいてユーザのシズル感に一致した食品検索を支援するツールを、単語間の共起頻度を指標とすることによって実現している。また、ラートサムルアイパンら[7]は（シズルワードに含まれる）オノマトペを利用して料理の推薦システムを構築している。ここでは、TF-IDFを用いて、推薦対象を評価している。青木ら[8]はオノマトペに基づいて食におけるレビュー評価に影響する単語を抽出し、顧客満足度に関する決定木を構築した。これらのシズルワードの言語資源に基づいたアプローチではいずれも、単語間の関連性などに基づいて算出される指標やルールマイニングに基づいた手法であり、これまでに多くの感性的要因の抽出において利用されてきた因子分析などに基づいた知見獲得を目指すものではない。これは一般に、言語資源を多次元データとして扱う際は素性（特徴量）に単語の出現頻度が用いられることから、対象データは大規模疎行列となり、これらの適用が難しいことに起因する。データの構造上、シズルワードやオノマトペに関する意味的な構造の解析に利用されてきた因子分析などの手法を言語データに直接適用することは難しい。

そこで本研究では、言語資源に基づいたシズルワードに関する因子空間を構築する手法として非負値行列因子分解を採用する。非負値行列因子分解は、データ数に対して次元が大きい大規模疎行列の解析においても、有効に機能し、因子分析と同様な結果が得られることから、シズルワードの言語資源の解析においても有効活用が期待できる。

3. 分析手法

ここでは、本研究において重要となる分析手法について整理する。

3.1 非負値行列因子分解

本研究では、レシピサイト上のコメント文を対象としてシズルワードと共起した文書の分析を行う。先述のとおり、一般に文書データは高次元かつ0頻度の要素を多く持つ大規模疎行列になる。分析には、このような文書データにおいて文書間の共通要因を自動抽出できる手法を利用し、シズルワードにおける利用傾向に関する分析を行った。分析ツールとしては、近年の自然言語処理分野において因子（トピック）の抽出において高い性能が示されている非負値行列因子分解（Non-negative Matrix Factorization, NMF）[9, 10]を利用し、それらの手法から抽出された因子について解釈を与えた。

NMFは解析対象のデータ行列を、複数の基底を用いることによって二つの行列の積に近似するデータ解析手法で、因子としてデータの次元縮約を行いつつソフトクラスタリングを実現する。データの行列 X をインスタンスと基底の行列と基底と変数の行列の積に基づいて、 $X \approx UV$ となるように、フロベニウスノルム $\|X - UV\|_F$ を最小化する。データ行列の成分が非負であるという制約を設けることで、軸が直交することを回避している。

なお、NMFの学習則は以下に示す通りである。

Step1：行列 U および行列 V における各要素を非負値の乱数によって初期化する。

Step2：あらかじめ指定した更新回数を満たすまで、下記の更新式を計算する。

$$\bar{u}_{ik} \leftarrow u_{ik} \frac{(XV)_{ik}}{(UVV^T)_{ik}} \quad (1)$$

$$\bar{v}_{kj} \leftarrow v_{kj} \frac{(U^T X)_{kj}}{(U^T UV)_{kj}} \quad (2)$$

ここでは、 X はデータの行列を表しており、 U および V はそれぞれ、分解された後の因子行列を表している。 $\bar{U}$ および $\bar{V}$ はそれらの更新後の因子行列である。 k は基底数、すなわちあらかじめ指定した因子の数を表している。 i, j はそれぞれ単語とインスタンスに対応するインデックスである。

これは文書データや顧客行動データなどの大規模疎データからの因子抽出において機能していることから、本研究にて想定しているデータにおいても期待できる[11, 12]。

3.2 BM25

文書データの解析において単語の出現頻度を素性として扱う際に、TF-IDFなどの検索尺度に基づいた単語の重み付けがなされる。TF-IDFの計算方法には様々なものがあるが、次式によるものが広く利用されている。

$$TFIDF(D, q_i) = TF(D, q_i) \times IDF(q_i) \quad (3)$$

$$IDF(q_i) = \log \frac{N}{df(q_i)} + 1 \quad (4)$$

ここでは、 $TF(D, q_i)$ は文書 D における i 番目の単語 q_i の出現頻度を表している。 $df(q_i)$ は i 番目の単語 q_i を含む文書数を、 N は全文書数を表している。 TF - IDF では対象単語が含まれている文書数が少なく、かつ、同一文書中にて多く利用されている単語を高く評価する。すなわち、これは頻繁に利用される、ありきたりな単語には低く、利用対象が限定的で特徴的な単語には高い値を割りあてることを意味している。

一般に、(4)式の TF - IDF は TF の値に比例して大きくなることから、文書長の影響を受ける性質がある[13]。長い文書は対象の単語を多く含む傾向にあるため、 TF - IDF の値も文書長が長くなるにつれて大きくなる。この様な性質を回避するために $BM25$ [14]などが提案されている。 $BM25$ とは、情報検索や特徴的な単語の重み付けの指標であり、文書データからの情報抽出において近年利用され始めている[15]。ここでは、 $BM25$ においては TF - IDF では考慮されていなかった文書長などが単語出現頻度に及ぼす影響が考慮されている。このため、分析対象において長い文書に埋もれてしまった、真に特徴的である単語の抽出が期待できる。そこで本研究では、特徴的な単語を抽出するツールとして $BM25$ を採用する。

文書 D 中における i 番目の単語 q_i に対する $BM25$ の値は次式によって求められる。

$$BM25(D, q_i) = IDF(q_i) \left\{ \frac{TF(q_i, D)(k_1 + 1)}{TF(q_i, D) + k_1(1 - b + b \frac{|D|}{avg\ dl})} \right\} \quad (5)$$

ここでは、 $TF(q_i, D)$ は文書集合 D 中の i 番目の単語 q_i に対する TF 値を、 $|D|$ は文書 D の長さ(全単語数)を、 $avg\ dl$ は全文書の平均文書長を表している。 $k_1(1 < k_1 < 2)$ および $b(0 < b < 1)$ はそれぞれ単語出現頻度と文書長の影響の大きさを調整するパラメータである。なお、式(5)における右辺第一因数は単語 q_i に対する IDF であり、 $BM25$ の計算においては次式のように定義されている。

$$IDF(q_i) = \log \frac{N - df(q_i) + 0.5}{df(q_i) + 0.5} \quad (6)$$

これは、式(4)と同様に特徴的な単語を高く評価し、ありきたりな単語の評価を低くするように機能する。一般的には、 IDF は式(4)のような定義式に基づいて計算されることが多く、値域はこれとは異なるものになる。基本的な考え方としては、全文書中において利用される割合が低い単語ほど大きくなる性質があることはいずれにおいても同様であるが、式(4)は非負であるのに対して、式(6)は負の値もとる点において異なる。

4. NMFに基づいたシズルワードの分析

ここでは、新たなシズルワードの分析を試みるにあたり、その分析方法について詳説する。

4.1 分析における指針

本研究では、レシピサイトにおける言語資源を対象としてシズルワードに関する知識抽出を試みる。分析においては、各シズルワードを含むコメント内において出現した単語の頻度行列を用いる。ここでは、インスタンスはシズルワードであり、素性は各シズルワードを含む全コメント内で利用された単語の出現頻度である。すなわち、各シズルワードを含むコメント内で出現した単語の頻度を全てマージすることで構築した文書行列が対象データとなる。このようなデータを分析することで、シズルワードと共起する単語に関する性質およびシズルワード間の類似性について議論が可能になり、シズルワードに関する知識抽出が期待できる。

その一方で、このようなデータを扱う際に、シズルワード自体の利用頻度の差異が知識抽出において障害となる。これは、頻繁に利用されるシズルワードは関連する単語の頻度もそれに伴って大きくなるが、利用頻度が小さいシズルワードは逆に関連単語の頻度も小さくなることに起因する。本研究では、単語に関する因子の抽出を目的としており、出現頻度を共起単語がシズルワードに及ぼす影響度とみなすことで分析を実施することから、単語の出現頻度を直接的に扱うと得られた知識の質の低下を招く。先述のとおり、このような状況下では TF や TF - IDF の適用は不具合を招く可能性が高く、 $BM25$ のような単語の重み付けが有効であるといえる。

以上より、本研究では $BM25$ による重み付けを行うことによって、共起単語のシズルワードへの影響度を補正することで、分析の質の改善を試みる。なお、一般的な $BM25$ における IDF は式(6)によって算出されるものであり、負の値も取り得ることから非負値の制約を設けている NMF への適用を妨げるものである。そこで、本研究では、 $BM25$ における IDF の計算を一般的な TF - IDF において用いられる IDF (式(4))を利用することで $BM25$ が負値になることを回避する。

4.2 NMFによる解析結果の可視化

NMF を用いてデータ解析を行う際は、何らかの形で学習結果に対して解釈をあたえる必要がある。一般的には、得られた素性に対する重みの大小に基づいて因子の内容について解釈を与える。本研究では、学習結果における因子に対して影響の強い共起単語やシズルワードを視覚的に把握するために、ワードクラウドをもちいて各因子の内容を可視化する。影響の大きい単語ほどその中心に大きく表示されるため、これによって視覚的に学習結果の把握ができるようになる。

また、データの全体像として獲得された複数の因子の関連性や類似性を把握する必要がある。これを行うために、因子間のネットワークを2次元平面上に配置することによって、学習結果を可視化する。

食における言語資源に基づいたシズル感に関する因子情報の抽出

4.3 提案法における処理手続き

ここでは、本研究における分析の処理手続きの全体像および各ステップの内容について説明する。本研究にて提案する分析の処理手続きによってデータを分析することで、シズル感に関する因子情報を言語データから抽出することができる。分析の処理手順は以下のとおりである。

Step1: 対象のシズルワードを含むレビュー文を抽出し、シズルワードごとに文書集合をマージする。

Step2: シズルワードをインスタンスとし、出現単語を素性とした頻度行列を作成する。

Step3: 頻度行列に対して単語の重み付けを行う。

Step4: Step3の行列に対してNMFを学習する。

Step5: NMFの学習結果を可視化する。

Step1およびStep2の結果は、分析において利用するデータの作成を表している。上記のStep1はあらかじめ用意したリスト内のシズルワードを含むレビューを抽出し、シズルワードごとにマージし、シズルワードの個数だけドキュメントデータを作成する。Step2では、Step1で作成されたデータセットに対して形態素解析を適用することで、品詞ごとに分かち書きし、単語の出現頻度を求めている。

Step3およびStep4の結果は、分析手法による知識抽出の手続きであり、前に述べた分析手法を適用するフェーズである。Step3はBM25による単語の重み付けに対応しており、単語の出現頻度の行列を共起単語に対するBM25行列を構築する。Step4はNMFの学習ステップである。式(1)(2)によってStep3で獲得された重み行列をシズルワードと因子の行列と、因子と共起単語の行列に分解する。本研究で行うシズル語の分析の概略は図1に示す通りである。左側の頻度行列がシズル語とそれに対して共起した単語の頻度である。

Step5は得られた結果を視覚的に理解できるようにするために、学習結果の可視化を行う。ここでは、NMFによって分解された共起単語の行列およびシズルワードの行列における重みをそれぞれの因子ごとに抽出し、ワードクラウドを適用することによって、反応の大きさに応じた可視化を行う。ここでは、図1の右側における左側の因子行列の列ベクトルおよび右側の因子行列の行ベクトルがそれぞれの因子に対する重みを表している。これより、それぞれに対して内容を

ワードクラウドとして表示することで各因子に対するキーワードそれぞれの影響度を可視化することができる。

また、因子間の重みのコサイン類似度を計算し、因子の類似度グラフ(ネットワーク)を構築し、二次元平面上に表示する。コサイン類似度が一定の値を超えたものをリンクで繋ぐことで、因子間の類似性を視覚的に把握できるようにした。

5. 提案法によるシズルワードの分析

5.1 分析に用いたデータ

本研究では、シズルワードが含まれている可能性が高いことを理由として、レシピサイトにおけるレシピに関するコメント文を解析対象とした。データは楽天株式会社より提供された、楽天レシピにおけるデータである[注1]。ここでは、サイト上に公開されたレシピに対して、ユーザからのレビューとして、「つくったよレポート(つくレポ)」が提供されている。対象レシピ内で利用されたつくレポおよび、それに対してレシピ提供者からの返事を解析対象とし、その中でも解析対象であるシズルワードを含むものを取り出して解析を行った。

本研究にて対象としたシズルワードは、文献[1]におけるリストに掲載されているものをを用いた。ここでは、ひらがな表記もしくはカタカナ表記の何れかが掲載されていたが、本論文中では、両方の表記を採用しており、ひらがなはカタカナに、カタカナはひらがなに変換を施したものも元のシズルワードリストに追加している。なお、これらの出現頻度を求める際は、形態素解析器MeCabを利用している。ここでは、カタカナ表記された単語およびひらがな表記された単語は別の単語として認識され、それぞれに対して出現頻度が算出されている。抽出された単語の中には、顔文字や数字などの単語以外の文字列、挨拶などの表現、食との関わりの低いと思われる単語、固有名詞などが多く含まれていた[注2]。これらは、解析におけるノイズとなるばかりでなく、結果の解釈においても悪影響を及ぼすと考えられるため、あらかじめ人手によって削除した行列を解析対象とした。また、データセット内で利用された回数が5回未満のシズルワードは、分析におけるノイズになることから分析対象から除外した。

5.2 分析ツールの設定

形態素解析において利用した品詞は名詞と形容詞を用い、さらに、総出現頻度の最小値は100とした。NMFにおける基底数すなわち、トピックとして扱う因子数は20個、NMFの学習における更新回数は100とした。BM25におけるパラメータ k_1 および b の設定は、文献[14]等において一般的な値として推奨されている $k_1=1.2$ 、 $b=0.75$ を採用した。因子間の関連性を表示するネットワークは因子間の荷重のコサイン類似度に基づいており、閾値0.2を超えた因子間にアークを構築した。

図1 本研究における分析の概要

5.3 分析結果

分析結果として、学習の結果より獲得された情報について説明する。まず、NMFの学習結果から獲得された因子の類似度グラフは図2, 図3に示すとおりである。図2はシズル語の因子行列に基づいた類似グラフであり、図3は出現した関連単語の因子行列に基づいた類似グラフである。NMFは因子としてデータの特徴量を抽出しているため、それぞれの因子の類似度は低くなる。図2および図3では、因子間における類似度の値があらかじめ指定した閾値を超えた場合のみ、アークで繋いでいる。ここでは、何らかのアーキを持つ因子を表すノードを明るい色（図1ではピンク 図2では水色）で示している。逆に類似した因子を持たない因子のノードを濃い色（図1では深緑、図2では紺色）で示している。

図4および図5はNMFの学習によって獲得された関連単語に関する因子行列とシズルワードに関する因子行列の内容を可視化した結果を表している。図4では、関連単語に対する重みを因子ごとの荷重ベクトルに対して、図5では、シズルワードに対する重みを因子ごとの荷重ベクトルに対してワードクラウドを構築することで、それぞれの内容を視認可能にしている。

図2 シズルワードの因子における類似度グラフ

図3 関連単語の因子における類似度グラフ

ここでは、6個の因子（第2因子、第5因子、第6因子、第8因子、第9因子、第15因子）を選択し、それらを表示している。これは図2, 図3のネットワークからリンクが多いものや、内容について議論しやすいと思われたものを選んだ。さらに、手法としての性能やその限界について議論するために、図6, 図7では、逆にネットワーク内においてリンク数が少なく、独立性の高いものや内容の解釈が難しいものを選び、ワードクラウドによって上と同様な可視化を行った。なお、図示した因子は第1因子と第14因子である。

5.4 結果の解釈と考察

それぞれの因子が持つ重みベクトルの内容（ワードクラウド）に注目し、各因子に解釈を与える。まず、第2因子に着目すると、関連単語は「トースト」や「玉子」、「ベーコン」、「食パン」などが含まれており、パンによる朝食を連想させる単語が多く、「あっさり」というシズルワードと朝食に求められる感覚の説明がつく。さらに、「もち」、「おにぎり」、「揚げ目」などの単語も併せて考えると、「カラッ」や「からっ」「からり」「カリカリ」なども焼き物の調理と感覚が一致する。

第5因子の関連単語の内容においては、一見すると単語の共通性が無いように見える。しかし、ここには「女」や「女の子」、「バレンタイン」などの女子を対象としたキーワードが含まれており、それに基づいて内容を確認すると、果物や材料において甘いものが多く踏まれており、女性のニーズが高いといえるレシピに関連する表現が含まれている因子であると考えられる。さらに、シズルワードの方に注目すると「おしゃれな」の影響が強く、おしゃれな甘味のレシピの受けが良いと考えられる。

第6因子には、「京都」や「大阪」といった関西の地名を表すキーワードが含まれている。また食材の内容について確認すると、「汁」や「スープ」、「ダシ」などの汁物を連想する単語が含まれている。これらに対して最も強く反応したシズルワードが「おしゃれな」であり、関西方面の味付けや汁物に対する調理方法に「おしゃれな」印象をあたえる傾向があると読み取れる。また、「アッサリ」「あっさり」が共に中程度の反応を示しており、関西方面の味付けにおける印象を的確に対応付けられている。

第9因子の関連単語のワードクラウドに着目すると、「コーヒー」や「牛乳」、「マーガリン」、「ヨーグルトなど」の食材の他に「オレンジ」、「ブルーベリー」、「アップル」など果物や「目覚め」などの単語が含まれており、洋風の朝食を連想させる因子であると読み取れる。この文脈でシズルワードの因子に着目すると、「あたたか」や「カリカリ」といった要因の影響が大きく、洋風の朝食は「おしゃれ」な印象を与えていると読み取れる。

第8因子の各ワードクラウドに着目すると、「わさび」や「柚子」、「しょうが」、「みょうが」、「ごま」などの薬味や調味料に関連する食材の関連単語が含まれており、これらが「あっさり」や「あたたか」などのシズルワードに影響を及ぼしていると考えられる。他に「弁当」や「定番」などの

図4 NMFにおける因子と関連単語の関係(トピック)

図5 NMFにおける因子とシズルワードの関係(トピック)

キーワードが関連単語内に含まれており、これらは「おふくろの味」などに影響していると考えられることから、あっさりした家庭料理（おふくろの味）を求める際に和風の葉菜などが有効活用できると推察できる。

第15因子に着目すると、「唐辛子」、「ラー油」、「醬」、「ニンニク」、「コチュジャン」などの中華料理などに代表される東アジアにおける辛味をベースとした料理を対象としている因子である可能性が高い。これらは、暖かい料理が多く、

図6 独立性の強い因子における関連単語の関係

図7 独立性の強い因子におけるシズルワードの関係

体温やスタミナを高める料理ととらえられることが多いことから、この印象が「アツアツ」や「あたたか」を連想させたと考えられる。さらに、これらの料理は家庭など一般に調理される際は、おなかいっぱい勢よく食す際によく用いられる「がっつり」が反応したと考えられる。

図6、図7の他に類似している因子が少ない者に目を向けると、第1因子において出現した単語の内容の解釈は難しい。共通性の高い単語として「ミンチ」「チキン」「豚肉」「ビーフ」などの肉料理を連想させる一方で、「練乳」や「生クリーム」「黒砂糖」「リンゴ」「マンゴー」のようなデザートを連想させるキーワードが混在しており、判然としない。また、対応するシズルワード「おしゃれな」との結びつきが単語の傾向のみからは判断しがたい。その一方で、第14因子は他の因子とは類似していないものの、「トースター」「ベーグル」「クッキー」「バター」「クリーム」などといった、パンに代表される小麦粉を用いた料理を連想させるキーワードが多く含まれており、これらは、シズルワード「あつあつ」「あたたか」「カリカリ」などの調理内容をイメージしやすいキーワードが多く含まれている。

第14因子と第1因子を比較すると、第14因子はパンなどをベースとしたメニューであることから、一般的な料理レシピとは異なり、因子が独立していたと考えられる。その一方で、第1因子は、複数の要因が混在してしまい、内容の解釈が難しくなったため類似した因子が存在しなかったと考えられる。

上記の様に、NMFの因子（トピック）における単語の重みに注目することで、シズルワードの内容に関する解釈が可能になる。シズルワードは感覚的な表現であり、同様な印象を受ける複数のシズルワードから構成される食における感性の

表現に関する共通性を抽出できたと考えている。さらに、その因子に対応する関連単語の因子に着目することで、そのシズル感が、どのような文脈で利用されているのかが把握できた。ここでは、因子として抽出されたそれぞれのシズル感に対して、影響を及ぼす食材や調味料、それらの利用場面、用途などの具体的な情報が抽出できた。

これらの性質を通じて、同様な表現でも内容や利用する意図が異なることが確認できた。たとえば、「あたたか」と「アツアツ」のように食品の温度が高い様子を表すシズルワードであっても、NMFの解析では異なるトピックを形成しており、用途や利用対象が全く異なるものであった。本研究のアプローチによってこのような微妙な差異が利用時における用途や文脈の差異に影響を及ぼすことが確認できた。これより、我々のアプローチが、印象の把握が容易ではないシズル感に関する情報の理解支援ツールとして機能すると考えている。

6. まとめと今後の課題

6.1 まとめ

本研究では、シズルワードに関する因子情報の抽出を目的とし、言語資源においてNMFを適用することで解析を行った。NMFの特徴量には、シズルワードを含むレシピサイトのレビュー文を対象として解析を行った。その際、シズルワード間の利用頻度の差異を緩和するためにBM25による単語の重み付けを施すことで、解析の精度向上を試みた。学習結果に対して、ワードクラウドおよびそれらの関係性をネットワークとして表示することで、シズルワードの性質に関する情報を可視化し、解釈を与えた。

シズルワードは食において製品内容に関するイメージや情報を端的に顧客に伝える際に有効である。パッケージや広告において、顧客が抱くイメージと実際の製品の間に齟齬があると、顧客満足度の低下につながりやすいことから、このようなシズルワードの理解は食のマーケティングにおいて重要である。昨今におけるデータ解析環境の発展は目覚ましいことから、シズルワードなどに代表される感性的な表現に対する知見の獲得は今後ますます進展すると考えている。

6.2 今後の課題

NMFの学習結果においては、因子に対して何らかの解釈を与えた際にその内容にそぐわないキーワードも含まれていた。このような単語はノイズであり、このような単語が含まれないような前処理方法の構築が今後重要になると考えられる。また、今回対象としたデータはレシピサイトにおけるレポートのコメントであり、対象はレシピに限定されたものであったため、家庭で作られる食品が中心であった。このため、市中における商品や飲食店で提供されるメニューを対象とした表現はほとんど含まれていなかった。したがって、データをTwitterなどのマイクロブログや他のカスタマーレビューのデータを対象として対象メディアにおける利用傾向の差異が学習結果に及ぼす影響について検討する必要があるといえる。

食における言語資源に基づいたシズル感に関する因子情報の抽出

さらに、本研究では分析対象のデータを食におけるコメントに限定したことから、対象表現（シズルワード）の多義性については考慮されていない。たとえば、「なめらか」や「さらさら」などは食べ物以外の様々な対象にも広く用いられる表現であることから、文脈において用途や意味あいが大きく異なる。今後は、このようなコメントデータの対象範囲が広がった際における文脈や対象を考慮した解析も重要になると考えている。

また、シズルワードの内容に着目すると、「おしゃれな」「お洒落な」や「あっさり」「アッサリ」のように、表現にて利用する文字は異なるが同意な内容が共通因子に含まれていた。これより、NMFの学習結果においても意味的に同義な語を分別できていることが確認できたが、その一方で、ここにおける重みの強弱は、利用する文字の違いから何らかの影響を受けているといえる。カタカナ・ひらがな・漢字の利用によって書き手・読み手の印象が異なることは容易に想像できることから、この差異が印象や用途に及ぼす影響を調査・検討することは今後さらに重要になるとと思われる。このような差異の検出においては先行研究で用いられてきたルールベースの解析が有効であると考えている。

利用した解析手法に目を向けると、近年では、言語資源から概念的な情報を抽出するにあたり要素技術の発展は目覚ましいことから、他の学習モデルの利用も検討する必要がある。Word2vecや深層学習などのニューラルネットに基づいた方法によって高い性能が示されていることから、今後はこれらの方法の適用について検討していきたい。

謝 辞

分析用のデータセットを提供して頂きました、楽天株式会社様に、この場をお借りして厚く御礼申し上げます。

注

[注1] 楽天レシピ<<https://recipe.rakuten.co.jp/>>

[注2] 削除した単語の例として「ごちそうさま」「コンニチハ」などの挨拶、「(^O^)」「(^_-)☆」などの顔文字、「ww」「zzz」「!!!」「♪」といった文字列などが挙げられる。

参 考 文 献

- [1] 大橋正房, 光岡祐子, 須藤正彦, 北村奈津子, 米山真知子, 猿渡一兵: sizzle word シズルワードの現在「おいしいを感じる言葉」調査報, B・M・FT出版部, 2015.
- [2] 石橋賢, 深瀧創, 宮田一乗: 米菓を対象としたシズル語の印象評価, 人工知能学会論文誌, 30(1), pp.229-236, 2015.
- [3] 高橋康介, 三橋秀男, 村田一仁, 則枝真, 渡邊克巳: 対人接触行動の感性情報とその因子空間, 感性工学会論文誌, 10(2), pp.261-268, 2011.
- [4] 矢口幸康: オノマトペをもちいた共感覚的表現の意味理解構造, 認知心理学研究, 8(2), pp.119-129, 2011.
- [5] 山本裕子, 佐藤弘喜: オノマトペを用いたイメージ共有に関する研究, 日本デザイン学会第62回研究発表大会概要集, A3-3, 2015.
- [6] 加藤大介, 宮部真衣, 若宮翔子, 荒牧英治, 瀧本明代: 類似するシズル感を持つ食品検索手法の提案, 第14回日本データベース学会年次大会, E2-6, 2016.
- [7] ラートサムライパン・カンウィッパー, 渡辺知恵美, 中村聡史: オノマトペロリーオノマトペを利用した料理推薦システム, 情報処理学会研究報告, DD-73(6), pp.1-7, 2009.
- [8] 青木光, 齊藤史哲, 石津昌平: 感性表現に基づいたクチコミ情報からの顧客満足度に関する知識抽出, 平成27年度経営工学会春季大会予稿集, pp.130-131, 2014.
- [9] Lee, D.D., Seung, H.S.: Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization, Nature, 401(6755), pp.788-791, 1999.
- [10] Lee, D.D., Seung, H.S.: Algorithms for Non-negative Matrix Factorization, Proc. of Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS), 13, pp.556-562, 2000.
- [11] 安川武彦: 非負値行列因子分解を用いたテキストデータ解析, 計算機統計学, 28(1), pp.41-55, 2015.
- [12] 幸島匡宏, 松林達史, 澤田宏: 属性情報を考慮した消費者行動パターン抽出のための非負値多重行列因子分解法, 人工知能学会論文誌, 30(6), pp.745-754, 2015.
- [13] 橋本泰一, 村上浩司, 乾孝司, 内海和夫, 石川正道: 社会課題発見のための文書クラスタリングとクラスタ評価指標, 人工知能学会論文誌, 24(4), pp.333-338, 2009.
- [14] Buettcher, S., Clarke, C.L.A., Cormack, G.V.: Information Retrieval: Implementing and Evaluating Search Engines, MIT Press, 2016.
- [15] 奥村秀人, 徳久雅人, 村上仁一, 村田真樹: 観光地に対する長所情報の収集と分類の試み, 信学技報 (思考と言語), 110(244), pp.25-30, 2010.
- [16] 森田真季, 荒牧英治, 瀧本明代, 宮部真衣: マイクログにおける“おいしさ”情報分類器の適用可能性の検証, 信学技報 (LOIS), 116(488), pp.229-234, 2017.
- [17] 加藤大介, 宮部真衣, 荒牧英治, 瀧本明代: Twitter, Web, レシピサイトにおけるおいしさ表現の比較分析, 信学技報 (データ工学), 114(204), pp.19-24, 2014.
- [18] 都甲潔: 感性バイオセンサ, 経営システム, 26(1), pp.32-36, 2016.
- [19] 瀬戸賢一 (編著): ことばは味を超える, 海鳴社, 2003.
- [20] B・M・TFことばラボ: ふわとろ, B・M・TF出版部, 2016.
- [21] 高垣敦郎: 「おいしい」のマーケティングリサーチ, 碩学舎, 2015.
- [22] 川端晶子, 淵上匠子 (編著): おいしさの表現辞典, 東京堂出版, 2006.
- [23] 伏木亨: 人間は脳で食べている, ちくま新書, 2005.

長谷川 永奈（非会員）

2017 年 青山学院大学理工学部経営システム工学科卒業。在学中はシズルワードの解析に関する研究に従事。

小宮 香乃（非会員）

2017 年 青山学院大学理工学部経営システム工学科卒業。在学中は文書データの分析に関する研究に従事。

齊藤 史哲（正会員）

2009 年 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻博士後期課程修了。博士（工学）。同年、同大学精密工学研究所研究員等を経て、2011 年 青山学院大学理工学部経営システム工学科助手、2013 年より同助教、現在に至る。主として、システム工学・経営工学分野における知的情報処理（機械学習・エージェントモデルなど）に関する研究に従事。人工知能学会、電気学会、知能情報ファジィ学会、日本経営工学会、電子情報通信学会、IEEE 等会員。

石津 昌平（正会員）

1980 年 広島大学大学院工学研究科博士後期課程修了。青山学院大学理工学部経営システム工学科教授。工学博士。システム評価理論、品質経営システム、品質管理のための分析技術、ラフ集合理論、感性工学に関する研究に従事。日本品質管理学会、日本経営工学会、計測自動制御学会、日本経営情報学会各会員。