

# マーケティングにおける テキストデータを用いた 感情の測定手法に関するレビュー

佐 藤 圭

## 1. はじめに

本稿の目的は、マーケティング・消費者行動研究の領域において、テキストデータから感情を測定する手法の整理を試みることである。具体的には、当該領域の主要学術雑誌に掲載された文献から、テキストデータを活用した感情の測定手法を収集し、それらを類型化する。ここで、本稿における感情とは、ある経験や状況などを通じて、喜びや楽しさ、悲しみや怒りといった人間の心理的な変化およびそこから生じる対象への評価として捉えておく。<sup>(1)</sup>

マーケティング・消費者行動研究では、感情の役割に注目が集まっている。たとえば、Keller (2020) は、ブランド感情 (brand emotions and feeling) を例として、従来の研究は消費者の認知的な側面に焦点を当ててきたが、感情

---

(1) この点について、たとえば、石淵 (2019) は、丹念な心理学文献のレビューにもとづき、感情を「自身を取り巻く環境や刺激の評価、体内の生理的变化、記憶からもたらされる情報をもとに瞬時に決まる、評価的で主観的な経験や、動機づけのシステム (60頁)」として定義している。しかしながら、後述の通り、研究によって取り扱われる感情の意味は微妙に異なる。そのため、本稿では詳細な感情の定義には取立て立ち入らず、本稿が対象とする研究における感情の捉え方を柔軟に眺めていくものとする。

マーケティングにおけるテキストデータを用いた感情の……（佐藤圭）

が消費者の意思決定に与える影響は未知な部分が多く、感情的な要素の役割の解明が今後重要であることを主張している。また、Wang et al. (2015) は、*Journal of Consumer Research* 誌に掲載された過去40年間の研究論文のレビューを通じて、議論の機会が2000年以降に増加傾向にある研究トピックの1つとして「(消費者の) 感情的な意思決定 (emotional decision making)」を発見している。さらに、Grewal et al. (2021) は、ソーシャルメディアやマルチメディアデータに囲まれた昨今の状況を踏まえて、今後のマーケティングにおける本質的課題の1つとして「感情にもとづくターゲティング (sentiment-based targeting)」を挙げている。

ところで、近年、テキストデータを活用した分析もまた、マーケティング・消費者行動研究において普及し始めている (Rust & Huang, 2014)。一般に、顧客や消費者がオンラインレビューサイトやソーシャルメディアなどへ投稿するコンテンツのことを、User-Generated Content (ユーザー生成型コンテンツ, 以下、UGC) と呼ぶ。このUGCには、従来の構造化された調査や日々の業務システムから収集される取引データなどと比較して、顧客や消費者に関する豊富なマーケティング・インサイトや行動情報などが含まれているとされる (Wang et al., 2014)。また、テキストデータを分析するための方法論についても、その取り扱いが標準化され始めており (Berger et al., 2020; Chapman, 2020; Humphreys & Wang, 2018)、それを支援するためのソフトウェアやアプリケーションの存在も相俟って、研究者や実務家たちによるテキストデータの分析動機はますます高まっているといえる。このように、着目すべきテーマがあって、他方で応用可能な技術があるならば、それをどのように適用すべきかを思索することは無理のない発想といえるだろう。

しかしながら、顧客や消費者の感情をテキストデータから測定する手法の整理は、十分とは言い難い状況である。たとえば、石淵 (2019, 83-86頁) は、感情の測定手法について、各々の感情理論における前提やカテゴリ・次

元が異なることに注意を払いつつも、SD法やリッカート法を利用する言語尺度による測定と、皮膚・筋肉・眼球・心臓などの生体的な反応にもとづく生理・行動指標による測定の2つに分類している。本稿における整理は、前者の測定類型に対して、非構造的なデータから感情を測定する手法を追加することで、当該研究領域における感情への視野を拡張しようと試みるものである。その点において、本稿には今後の研究蓄積に対する一定の貢献があるものと思われる。

以下、本稿の構成を述べる。次節では、本稿の目的達成のための文献収集の方法について記述する。その後、収集された文献から感情の測定手法を確認し、類型化する。最後に、本稿での要約をおこない、昨今のデータ環境を踏まえたうえで、当該手法を取り巻く今後の課題について議論したい。

## 2. 文献の選定基準

本節では、本稿で調査対象となる学術雑誌およびそれらに含まれる文献の選定基準について説明する。まず、学術雑誌については、2021年における SCImago Journal Rank を参照し、以下の条件を指定した。

- Subject areas: Business, Management and Accounting
- Subject categories: Marketing
- Types: Journals

上述の条件により選出された学術雑誌のうち、上位3誌（Journal of Marketing 誌、Journal of Consumer Research 誌、Marketing Science 誌）を選定した。

つづいて、同3誌より、以下の条件に該当する文献を収集した。

マーケティングにおけるテキストデータを用いた感情の……（佐藤圭）

- 全文を対象に、以下の条件をすべて満たす。
  - － 「consumer」もしくは「customer」の文字列を含む。
  - － 「emotion」もしくは「sentiment」の文字列を含む。<sup>(2)</sup>
  - － 「text mining」もしくは「text analysis」もしくは「text analytics」の文字列を含む。
  - － 2000年から2022年（本稿執筆時点）までの期間に出版されている。

これらの条件で検索したところ、Journal of Marketing 誌は39件、Journal of Consumer Research 誌は32件、Marketing Science 誌は38件の文献がそれぞれ該当した。これらの文献のうち、以下の条件に該当すると判断された文献は、本稿のスコープの範囲外として調査対象外とした。

- テキストデータを利用した実証研究ではない。
- 研究上の主要な論点に感情の測定とその結果の利用が含まれていない。あるいは、主要な調査プロセスにテキストデータの分析が含まれていない。
- データプロバイダーや調査協力企業等から提供された感情の測定に関する分析結果を利用している。あるいは、感情の測定を外部サービスに依存している。ただし、外部サービスを利用している場合であっても、その分析に関する処理内容やアルゴリズムが学術論文等の資料として公開

---

(2) 感情を意味する主要な語句として、他にも「affect」や「feeling」などがある。とくに、「affect」は心理学でも感情の総称として利用される重要な語句であるが、一方で、常用的な使い方においてそれ以外の意味の用法が多く見受けられたため、本稿では検索条件から除外した。ただし、Berger et al. (2020) によれば、一般に、「emotion」は不安や怒り、悲しみなどを含む多次元的な尺度であり、「sentiment」はポジティブ（肯定的）かネガティブ（否定的）かニュートラル（中立的）という一次元的な尺度として捉えられるとされる。これらの語句を検索対象の条件に含めることで、指標としての感情を幅広く確認できるものと考えられる。

されている場合は本稿の調査対象とする。

最終的に、Journal of Marketing 誌は15件、Journal of Consumer Research 誌は13件、Marketing Science 誌は11件の文献がそれぞれ調査対象となった。

これら計39件の文献を対象に、次節では感情の測定手法についての類型化を試みる。

### 3. テキストデータによる感情の測定手法の類型化

顧客や消費者に生じる感情そのものは、テキストデータを媒介している以上、直接的に観測できない。したがって、ここでは、観測可能な感情表現から顧客や消費者の感情を示す何らかの代理的な指標を推定するための方法を、テキストデータによる感情の測定手法と呼んでいる。繰り返しになるが、本稿では、テキストデータによる感情の測定手法にどのようなタイプが存在するかについて、関心がある。

このような測定手法の類型化にあたって、本稿では、Humphreys & Wang (2018) で示されているテキストデータによる研究概念の操作化アプローチを参考にした。当該研究では、以下のアプローチが提唱されている。

- トップダウン・アプローチ
  - －辞書ベース型 (dictionary-based)
  - －ルールベース型 (rule-based)
- ボトムアップ・アプローチ
  - －分類型 (classification)
  - －トピック発見型 (topic discovery)

辞書ベース型とは、操作化したい概念に対応する単語リストをあらかじめ準

表1 本稿における感情測定手法の類型化

① コーダー型		
Berger et al. (2010)	● ネガティブ・パブリシティと製品認知	● 書評
Ghose et al. (2012)	● 経済的価値にもとづくランキング・アルゴリズム	● レビューデータ
Hydock et al. (2020)	● ブランドへの態度とその共有行動	● 自由記述
Moore (2015)	● 実用的/快楽的製品についてのユーザーレビューの比較	● レビューデータ
Nam & Kannan (2014)	● ソーシャルタグと企業株価値推移の関係	● ソーシャルメディア
② 辞書ベース型 (標準)		
Berger, Kim, et al. (2021)	● センチメント・ポラリティティとエンゲージメントの関係	● 映画字幕
Berger, Rocklage, et al. (2021)	● WOM のモダリティ間における感情度合の比較	● レビューデータ/動画
Biliciler et al. (2022)	● エントロピーと時間焦点の結びつき	● 自由記述
Blaseg et al. (2020)	● クラウドファンディングにおける消費者保護の在り方	● 出資者のコメント
Brandes & Dover (2022)	● 天候とオンラインレビュー評価の関係	● レビューデータ
Dias et al. (2021)	● 経済的制約が幸福にもたらす影響	● 自由記述
Faraji-Rad & Lee (2021)	● 幸福の蓄積条件	● 自由記述
Hewett et al. (2016)	● エコバース環境下でのソーシャルメディアにおけるブランド・コミュニケーションの方法	● ニュース記事/ソーシャルメディア/プレスリリース
Huff et al. (2021)	● 市場における正当化プロセス	● ニュース記事
Humphreys (2010)	● メガマーケティングにおけるプロセスの理論化	● ニュース記事
Kanuri et al. (2018)	● ソーシャルメディア上の投稿スケジューリング	● ソーシャルメディア

Liu et al. (2016)	● オンライン・ソーシャルプラットフォームへの投稿活動と需要予測	● ソーシャルメディア
Ludwig et al. (2013)	● コンバージョンとカスタマーレビューの感情との関係	● レビューデータ
Ludwig et al. (2022)	● 労働市場のマッチング (ギグ・エコノミー) と入札募集文との関係	● 入札募集データ
Naumzik et al. (2022)	● 顧客満足と経営破綻	● レビューデータ
Nguyen et al. (2021)	● 専門性抑制仮説 (Restraint-of-expertise hypothesis) の検証	● レビューデータ
Proserpio et al. (2021)	● 経営者によるレビュー対応とジェンダーバイアス	● レビューデータ
Ransbotham et al. (2019)	● モバイル/非モバイルデバイスでの作成コンテンツの比較	● レビューデータ
Tonietto & Barasch (2021)	● コンテンツ作成行動が体験への没入感に与える影響	● 自由記述
van Laer et al. (2019)	● ユーザーレビューの物語性と説得	● レビューデータ
<b>③ 辞書ベース型 (拡張)</b>		
Herhausen et al. (2019)	● 感情的側面からみたネット炎上 (Online firestorm) の強度	● ソーシャルメディア
Leung et al. (2022)	● インフルエンサー・マーケティングとエンゲージメント	● ソーシャルメディア
Mimoun et al. (2022)	● 市場における正当化と社会的感情	● ニュース記事/雑誌
Ordenes et al. (2017)	● 発話行為理論と感情伝達	● レビューデータ
Rust et al. (2021)	● ブランド評判分析と企業価値	● ソーシャルメディア
Singh et al. (2020)	● B2Bにおける電子的な商談の販売効果	● 電子メール
Sridhar & Srinivasan (2012)	● 製品不具合とユーザー評価	● レビューデータ

④ 機械学習ベース型		
Büschken & Allenby (2016)	● UGC からのトピック抽出	● レビューデータ
Ma et al. (2015)	● ソーシャルメディアにおける顧客への介入	● ソーシャルメディア
Nam et al. (2017)	● ソーシャルタグによるブランド連想の分析	● ソーシャルメディア
Netzer et al. (2012)	● 市場構造分析	● ブログ/フォーラムデータ
Ordeneš et al. (2019)	● 発語行為理論とブランド・メッセージの共有	● ソーシャルメディア
Türümüllai & Tellis (2012)	● UGC と企業株価推移の関係	● レビューデータ
Wang et al. (2021)	● 市場構造分析	● レビューデータ

注) 1 列目は対象となる文献, 2 列目は当該文献の主な研究トピック, 3 列目は感情の測定に利用されている主なデータを記載している。  
出所) 筆者作成。

備しておき、カウントベースで指標化するアプローチである。ルールベース型とは、分析対象となるテキストデータの文体や読みやすさなどについて、言語的要素を先験的に規則化してコーディングするアプローチである。分類型およびトピック発見型は機械学習を援用する帰納的なアプローチであり、前者は教師あり学習、後者は教師なし学習にそれぞれ対応している。

上述のアプローチを参考に、本稿では、収集文献の研究の実情に沿って、ルールベース型をコーダー型と読み替え、辞書ベース型を既存あるいは新規の単語リストの利用によって区別し、分類型およびトピック発見型については機械学習を応用したアプローチという共通点により統合する。したがって、前節で収集された文献について、本稿では、①コーダー型、②辞書ベース型(標準)、③辞書ベース型(拡張)、④機械学習ベース型の4つの類型に沿って整理する。以下のセクションでは、それぞれの類型の特徴といくつかの具体的な調査事例について説明する。なお、文献の分類結果は表1にまとめられているため、適宜参照されたい。<sup>(3)</sup>

### 3.1 コーダー型

コーダー型とは、多くの場合、2名以上のコーダーによるテキスト分類に依拠した感情の測定手法である。コーダーは、論文の著者らが担当する場合もあれば、大学院生のような調査協力者や Amazon Mechanical Turk のようなクラウドソーシングに依頼する場合もある。一般に、何らかの規則に沿って、単語や文、文書の単位で分類作業が実施され、それらの集計結果にもとづいて分析が行われる。

たとえば、Moore (2015) は、消費者のユーザーレビューの内容が、実用

---

(3) 原則、文献と類型を一対一対応させているが、研究によっては複数の類型の手法を用いている場合もある。本稿での分類は、その手法がもっとも主要なものと同断された類型に紐付けた結果となっていることに注意されたい。

マーケティングにおけるテキストデータを用いた感情の……（佐藤圭）

的 (utilitarian) あるいは快楽的 (hedonic) 製品間で異なることを検証している。Amazon の書籍カテゴリからノンフィクション (実用的) とフィクション (快楽的) のジャンルに含まれる書籍をそれぞれ10冊ずつ選定し、各書籍のユーザーレビューからレーティング1~5のレビューを2件ずつ、合計で200件のレビューを収集した。これらのレビューを文単位に切り分けて (合計1,842文)、2名のコーダーでそれぞれの文を「説明的 (explaining)」、「非説明的 (nonexplaining)」、「中立的 (neutral)」の3つに分類した。そして、「説明的」に分類された文は、さらに「行為 (action; その製品がどのように機能するのかを明らかにする点で認知的な説明)」と「反応 (reaction; その製品への反応を示すという点で感情的な説明)」の2つに分類された。

分類結果の分析を通じて、レビューの書き手は、実用的製品については「反応」よりも「行為」の説明を、快楽的製品については「行為」よりも「反応」の説明をそれぞれ重視することが明らかとなった。また、「行為」説明は実用的製品に対する態度の予測力を、「反応」説明は快楽的製品に対する態度の予測力をそれぞれ高めることが示唆された。

このような事例のように、操作化したい研究上の構成要素が複雑であるがゆえに、感情の測定にあたって明示的・簡潔的なルールを設定しにくい場合がある。そのような条件の場合に、分析すべきテキストデータが少量であれば、コーダー型による感情の測定手法が活躍する (Berger et al., 2020)。

### 3.2 辞書ベース型 (標準)

テキストデータからの感情の測定手法としては、現状でこの類型が最も標準的な方略である。各研究における調査対象が特殊な事例ではなく、調査課題で取り扱う感情が既存の辞書で対応できる感情カテゴリと合致するのであれば、辞書をそのまま利用することで効率的に分析できる。また、同一の辞書を用いることで、他の研究における分析結果との比較も可能となる。

現在、この類型で活用される辞書としては、心理学の知見にもとづいて構築された LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count) が最も一般的である<sup>(4)</sup> (Boyd et al., 2022)。LIWC は100を越えるカテゴリの辞書と分析ツールがセットになったものであり、原則、分析したいテキストデータに含まれる単語のうち、指定したカテゴリに属する単語の割合を計算することで、そのカテゴリの度合を数値化する。LIWC は2000年以降、2001年、2007年、2015年、2022年と定期的に辞書が更新されているため、各心理カテゴリの測定に関する連続性がどの程度あるかについては、その都度、仕様書を確認する必要がある。また、LIWC 以外では、感情の測定に特化した EL 2.0 (Rocklage et al., 2018)、幸福感の測定を目標とした Hedonometer (Dodds et al., 2011)、マイクロブログの感情表現に対応した AFINN (Hansen et al., 2011) などの辞書が利用されている。

このような辞書を活用した研究事例としては、Ludwig et al. (2013) が挙げられる。Ludwig らは、オンライン小売におけるコンバージョン率とカスタマーレビューにおける感情の関係を検証している。Amazon の書籍カテゴリを対象に、LIWC を利用してユーザーレビューを分析したところ、基本的にポジティブな感情を含むレビューはコンバージョン率を上昇させ、ネガティブな感情を含むレビューはコンバージョン率を減少させる傾向にあることがわかった。しかし、その一方で、ポジティブな感情表現が急激に増加すると、レビューを読んだ消費者は疑念を抱き、コンバージョン率がかえって低下してしまうことも明らかとなった。

その他の研究として、たとえば、映画字幕データを利用することで作中の

---

(4) LIWC については、公式に日本語翻訳された J-LIWC が開発および公開されている (Igarashi et al., 2022)。また、日本語のテキストデータから感情を測定するための辞書としては、ML-Ask や日本語アプレイザル評価表現辞書などがある (Ptaszynski et al., 2009; 佐野, 2012)。

マーケティングにおけるテキストデータを用いた感情の……（佐藤圭）

ポジティブ度合の変動と作品評価との関係性を検証している Berger, Kim, et al. (2021) や、製品の口コミのモダリティ（テキストか動画か）による感情度合の差異を分析している Berger, Rocklage, et al. (2021) など、ユニークな視点の研究が多く報告されている。

### 3.3 辞書ベース型（拡張）

感情の測定手法としては前項と同様であるが、こちらの類型では、調査目的に応じて、辞書を新たに開発あるいは増強するタスクを分析前に実施する。たとえば、Herhausen et al. (2019) は、ウェブ上でのネガティブな口コミのバイラリティについて検証している。検証にあたっては、快（pleasure）および覚醒（arousal）の2軸によって感情を表現した円環モデル（Russell & Barrett, 1999）の理論にしたがって、4つのネガティブな感情（「恐怖・不安（fear/anxiety）」、「怒り（anger）」、「嫌悪（disgust）」、「悲しみ（sadness）」）における差異の分析を試みようとした。しかし、LIWC が提供する感情に関するカテゴリのうち、「嫌悪」が存在しなかったため、EL 2.0 を援用して筆者らによって「嫌悪」カテゴリの辞書が新たに開発された。なお、分析の結果から、低覚醒な感情よりも、高覚醒な感情のメッセージの方が、バイラリティがより大きくなることが明らかとなった。

その他の研究事例として、Rust et al. (2021) は、Twitter におけるツイートを利用して、特定のブランドに関する評判を即時的に測定できるシステムを開発している。Rust らは、カスタマー・エクイティ・フレームワーク（customer equity framework）に則って、企業の評判に影響を与える3つのドライバー（価値ドライバー、ブランドドライバー、関係ドライバー）と、それらに紐付けられた11のサブドライバーを特定している。さらに、各サブドライバーをポジティブおよびネガティブな視点から評価するための辞書を構築し、収集したツイートから標的となるブランドの評判をスコア化する手

続きを提案している。これらの研究事例が示すように、新たな辞書を開発する場合、それらに含まれる語彙は何らかの理論にもとづいて選定されることが重要である。

ただし、分析者による辞書の開発にあたっては、類似する感情のカテゴリ間の単語リストで重複が生じる可能性があり、概念の構成要素をうまく切り離せない問題も生じ得る。そのため、人手による開発だけではなく、たとえば Wordify (Hovy et al., 2021) のような、カテゴリを識別する単語を抽出するツールなどの活用も同時に検討すべきであろう。

### 3.4 機械学習ベース型

この類型における方略は、教師あり学習（分類）を活用するか、あるいは教師なし学習（クラスタリング）を活用するか、どちらかに大別される。前者の場合であれば、分類器を訓練するための教師データが必要であり、多くの場合、それらはコーダーによって作成される。具体的な研究事例としては、Tirunillai & Tellis (2012) が挙げられる。彼らの主要な関心は、UGC と株式市場との関連であり、Amazon や Epinions などのレビューサイトから入手できる特定の企業の製品に関するユーザーレビューの感情（ポジティブもしくはネガティブ）と当該企業の異常収益率との関係を調査している。分析で利用するユーザーレビューの一部をコーダーによって分類し、それらを教師データとして分類器（たとえば、ナイーブベイズ分類器やサポートベクターマシン）にパターンを学習させることで、残りのユーザーレビューの分類を実現する。このように、分析者が定めた基準に沿って文書を分類したいが、分析対象のデータ量が多く、コーダーではすべてを分類することができない場合、この手法が適しているといえる。

一方、後方で活用される代表的手法としては、トピックモデルが挙げられる。トピックモデルは確率的生成モデルであり、その最も基本的なモデルと

マーケティングにおけるテキストデータを用いた感情の……（佐藤圭）

して、Latent Dirichlet Allocation（潜在ディリクレ配分法，以下，LDA）が広く知られている（Blei et al., 2003）。LDAは、離散データから（テキストデータであれば主に単語の）共起関係にもとづいてトピックと呼ばれる意味のまとまりを推定する手法である。LDAはモデル構造を拡張しやすいため、様々なドメインでモデル開発が行われている。マーケティング領域では、Tirunillai & Tellis（2014）がトピックモデルを活用した初期的な研究であり、彼らはLDAの拡張モデルを利用し、シードワードと呼ばれるポジティブやネガティブの意味をもつ単語を事前に設定することで、トピックに感情価（valence）を与えようと試みている。また、UGCに適する特徴をもつようにモデル提案をした研究がBüschken & Allenby（2016）である。彼らは、1文に1つのトピックのみを持つような特徴や、レビューとレーティングを対応づけるような特徴をもつLDAの拡張モデルを開発している。これらの手法では、感情測定におけるモデルへの依存が他の手法と比べて強いため、適用するモデルの特徴と利用する分析データの特徴が適合しているかどうか、より慎重に検討すべきであろう。

最後に、近年的な話題として、深層学習を用いた自然言語処理技術の応用研究がある。たとえば、Wang et al.（2021）は、Amazonのレビューデータから、skip-gram model（Mikolov et al., 2013）を利用して、製品の技術的屬性を明らかにし、そのうえで、それらをメタ属性として集約する手法を提案している。具体的には、コンピュータ製品の技術的屬性で「重さ」や「バッテリー寿命」などがあれば、それらを「ハードウェア仕様」というメタ属性に集約し、階層構造として提示する。さらに、文単位でのポジティブ感情もしくはネガティブ感情を示すデータにもとづき、メタ属性の感情スコアを推定することで、消費者の立場から見た製品間の競争状況が可視化されることになる。従来より、このような分野は市場構造分析と呼ばれ、初期の研究としては、Lee & Bradlow（2011）やNetzer et al.（2012）などが挙げられるが、

分析技術の高度化にともない、以前よりもさらに細かな粒度の情報抽出が可能となっている。今後も、このような革新的な分析技術がマーケティング・消費者行動研究へ適用・応用されていくものと思われる。

#### 4. 結びにかえて

本稿では、近年進展が目覚ましいテキストデータの分析を援用した感情の測定手法に関する類型化を試みた。質問紙調査のような構造化された分析から取得したデータと比較して、レビューサイトやソーシャルメディアへの投稿といった非構造化データは、顧客や消費者の日常をより強く反映している可能性が高い。このようなデータから、マーケティング・消費者行動研究の領域において注目が集まる感情を測定しようとする努力は、昨今のデータ科学の時勢からみても自然な流れといえよう。

このような感情の測定手法について、本稿では①コーダー型、②辞書ベース型（標準）、③辞書ベース型（拡張）、④機械学習ベース型の4つの類型にもとづき、マーケティング・消費者行動研究の領域における文献を整理した。①は課題に応じた柔軟性が最も高いことから、操作化したい概念の構成要素が複雑である研究課題において適当な方針であるといえる。②および③は、現状、該当する文献件数が最も多く、スタンダードな感情の測定手法と呼べるだろう。調査目的と合致する辞書が入手可能であれば、テキストデータからの感情の測定が比較的容易に実行できる。また、同一の辞書を利用することで他の研究との結果比較も可能である。ただし、特定の課題に対して適合する辞書が存在しない場合は、分析者によって辞書を新たに開発もしくは増強しなければならず、研究プロセスにこのステップを組み込むかどうかは調査開始時に慎重に検討しなければならない。④は近年になって選択肢として追加された手法である。とりわけ、深層学習分野の技術の進展は速く、分析結果に対する操作化が可能になれば、将来、②および③に取って代わる一般

マーケティングにおけるテキストデータを用いた感情の……（佐藤圭）

的な感情の測定手法となり得るだろう。

最後に、これからのデータ環境を踏まえたうえで、テキストデータと感情の測定に関する今後の課題について議論したい。まず、第1に、本稿で確認されたように、テキストデータによって測定できる感情の範囲は決して狭くはないが、その他のデータの分析を組み合わせることで、より豊かな感情の抽出が期待される。とくに、近年のソーシャルメディアにおけるユーザーらのコミュニケーション手段は、画像や動画が中心となっている。このようなマルチメディアデータの活用の重要性は、たとえば Grewal et al. (2021) が主張しているところではあるが、今後は、これらのデータをいかに調査課題へ組み込むかが求められるものと思われる。

そして、第2に、これらのデータの自動生成技術にも触れておきたい。深層学習の分野では、データ生成のタスクに向いている技術がある。それらの技術はすでにサービスとして応用されており、たとえば、テキストデータであれば、rinna 社によるチャットボット「りんな」などが有名である<sup>(5)</sup>。大量の言語コーパスから学習されたモデルによって生み出される文章は、人間が書いたものか、機械が書いたものか、判別することは困難である。また、画像データの分野においても、近年、深層学習の技術によって生成された1枚の絵が、米国のとある絵画コンテストで優勝を果たし、物議を醸すこととなった<sup>(6)</sup>。このような技術により生成された感情表現を含むデータが研究上のデータに含まれると未知のバイアスとなる可能性があり、分析結果にも影響が及ぶものと考えられる。今後も、マーケティング・消費者行動研究では、調査課題に応じてソーシャルメディアなどにおける UGC の活用が検討されるであろうが、一方で、研究の信頼性や妥当性の確保のため、これらの状況

---

(5) 以下を参照。 <https://rinna.co.jp/>

(6) 以下を参照。 <https://www.vice.com/en/article/bvmvqm/an-ai-generated-art-work-won-first-place-at-a-state-fair-fine-arts-competition-and-artists-are-pissed>

への対処が迫られるかもしれない。

#### 参考文献

- 石淵順也 (2019) 『買物行動と感情—「人」らしさの復権』有斐閣。
- 佐野大樹 (2012) 「日本語アプレイザル評価表現辞書 (JAppraisal 辞書) : 能動評価編」『言語資源協会』。
- Berger, J., Humphreys, A., Ludwig, S., Moe, W. W., Netzer, O., & Schweidel, D. A. (2020). Uniting the Tribes: Using Text for Marketing Insight. *Journal of Marketing*, 84(1), 1-25.
- Berger, J., Kim, Y. D., & Meyer, R. (2021). What Makes Content Engaging? How Emotional Dynamics Shape Success. *Journal of Consumer Research*, 48(2), 235-250.
- Berger, J., Rocklage, M. D., & Packard, G. (2022). Expression Modalities: How Speaking Versus Writing Shapes Word of Mouth. *Journal of Consumer Research*, 49(3), 389-408.
- Berger, J., Sorensen, A. T., & Rasmussen, S. J. (2010). Positive effects of negative publicity: When negative reviews increase sales. *Marketing Science*, 29(5), 815-827.
- Biliciler, G., Raghunathan, R., & Ward, A. F. (2022). Consumers as Naive Physicists: How Visual Entropy Cues Shift Temporal Focus and Influence Product Evaluations. *Journal of Consumer Research*, 48(6), 1010-1031.
- Blaseg, D., Schulze, C., & Skiera, B. (2020). Consumer protection on Kickstarter. *Marketing Science*, 39(1), 211-233.
- Blei, D. M., Ng, A. Y., & Jordan, M. I. (2003). Latent Dirichlet Allocation. *Journal of Machine Learning Research*, 3, 993-1022.
- Boyd, R. L., Ashokkumar, A., Seraj, S., & Pennebaker, J. W. (2022). *The Development and Psychometric Properties of LIWC-22*. <https://www.liwc.app/contact>.
- Brandes, L., & Dover, Y. (2022). Offline Context Affects Online Reviews: The Effect of Post-Consumption Weather. *Journal of Consumer Research*. <https://doi.org/10.1093/jcr/ucac003>
- Büschken, J., & Allenby, G. M. (2016). Sentence-based text analysis for customer reviews. *Marketing Science*, 35(6), 953-975.
- Chapman, C. (2020). Commentary: Mind Your Text in Marketing Practice. *Journal of Marketing*, 84(1), 26-31.
- Dias, R. S., Sharma, E., & Fitzsimons, G. J. (2021). Spending and Happiness: The Role of Perceived Financial Constraints. *Journal of Consumer Research*. <https://doi.org/10.1093/jcr/ucab075>
- Dodds, P. S., Harris, K. D., Kloumann, I. M., Bliss, C. A., & Danforth, C. M. (2011). Temporal patterns of happiness and information in a global social network: Hedonometrics and Twitter. *PLoS ONE*, 6(12).

- Faraji-Rad, A., & Lee, L. (2021). Banking Happiness. *Journal of Consumer Research*. <https://doi.org/10.1093/jcr/ucab066>
- Ghose, A., Ipeirotis, P. G., & Li, B. (2012). Designing ranking systems for hotels on travel search engines by mining user-generated and crowdsourced content. *Marketing Science*, 31(3), 493-520.
- Grewal, R., Gupta, S., & Hamilton, R. (2021). Marketing Insights from Multimedia Data: Text, Image, Audio, and Video. *Journal of Marketing Research*, 58(6), 1025-1033.
- Hansen, L. K., Arvidsson, A., Nielsen, F. A., Colleoni, E., & Etter, M. (2011). Good friends, bad news - Affect and virality in twitter. *Communications in Computer and Information Science*, 185 CCIS (PART 2), 34-43.
- Herhausen, D., Ludwig, S., Grewal, D., Wulf, J., & Schoegel, M. (2019). Detecting, preventing, and mitigating online firestorms in brand communities. *Journal of Marketing*, 83(3), 1-21.
- Hewett, K., Rand, W., Rust, R. T., & van Heerde, H. J. (2016). Brand buzz in the echoverse. *Journal of Marketing*, 80(3), 1-24.
- Hovy, D., Melumad, S., & Inman, J. J. (2021). Wordify: A Tool for Discovering and Differentiating Consumer Vocabularies. *Journal of Consumer Research*, 48(3), 394-414.
- Huff, A. Di., Humphreys, A., & Wilner, S. J. S. (2021). The Politicization of Objects: Meaning and Materiality in the U. S. Cannabis Market. *Journal of Consumer Research*, 48(1), 22-50.
- Humphreys, A. (2010). Megamarketing: The Creation of Markets as a Social Process. *Journal of Marketing*, 74 (March 2010), 1-19.
- Humphreys, A., & Wang, R. J. H. (2018). Automated text analysis for consumer research. *Journal of Consumer Research*, 44(6), 1274-1306.
- Hydock, C., Chen, Z., & Carlson, K. (2020). Why Unhappy Customers Are Unlikely to Share Their Opinions with Brands. *Journal of Marketing*, 84(6), 95-112.
- Igarashi, T., Okuda, S., & Sasahara, K. (2022). Development of the Japanese Version of the Linguistic Inquiry and Word Count Dictionary 2015. *Frontiers in Psychology*, 13.
- Kanuri, V. K., Chen, Y., & Sridhar, S. H. (2018). Scheduling content on social media: Theory, evidence, and application. *Journal of Marketing*, 82(6), 89-108.
- Keller, K. L. (2020). Consumer Research Insights on Brands and Branding: A JCR Curation. *Journal of Consumer Research*, 46(5), 995-1001.
- Lee, T. Y., & Bradlow, E. T. (2011). Automated Marketing Research Using Online Customer Reviews. *Journal of Marketing Research*, 48(5), 881-894.
- Leung, F. F., Gu, F. F., Li, Y., Zhang, J. Z., & Palmatier, R. W. (2022). EXPRESS: Influencer Marketing Effectiveness. *Journal of Marketing*. <https://doi.org/10.1177/00222429221102889>
- Liu, X., Singh, P. V., & Srinivasan, K. (2016). A structured analysis of unstructured big

- data by leveraging cloud computing. *Marketing Science*, 35(3), 363-388.
- Ludwig, S., de Ruyter, K., Friedman, M., Brügggen, E. C., Wetzels, M., & Pfann, G. (2013). More than words: The influence of affective content and linguistic style matches in online reviews on conversion rates. *Journal of Marketing*, 77(1), 87-103.
- Ludwig, S., Herhausen, D., Grewal, D., Bove, L., Benoit, S., de Ruyter, K., & Urwin, P. (2022). Communication in the Gig Economy: Buying and Selling in Online Freelance Marketplaces. *Journal of Marketing*, 86(4), 141-161.
- Ma, L., Sun, B., & Kekre, S. (2015). The squeaky wheel gets the grease-an empirical analysis of customer voice and firm intervention on twitter. *Marketing Science*, 34(5), 627-645.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). *Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space*. <http://arxiv.org/abs/1301.3781>
- Mimoun, L., Trujillo-Torres, L., & Sobande, F. (2022). Social Emotions and the Legitimation of the Fertility Technology Market. *Journal of Consumer Research*, 48(6), 1073-1095.
- Moore, S. G. (2015). Attitude predictability and helpfulness in online reviews: The role of explained actions and reactions. *Journal of Consumer Research*, 42(1), 30-44.
- Nam, H., Joshi, Y. v., & Kannan, P. K. (2017). Harvesting brand information from social Tags. *Journal of Marketing*, 81(4), 88-108.
- Nam, H., & Kannan, P. K. (2014). The informational value of social tagging networks. *Journal of Marketing*, 78(4), 21-40.
- Naumzik, C., Feuerriegel, S., & Weinmann, M. (2022). I Will Survive: Predicting Business Failures from Customer Ratings. *Marketing Science*, 41(1), 188-207.
- Netzer, O., Feldman, R., Goldenberg, J., & Fresko, M. (2012). Mine your own business: Market-structure surveillance through text mining. *Marketing Science*, 31(3), 521-543.
- Nguyen, P., Wang, X. S., Li, X. I., & Cotte, J. (2021). Reviewing Experts' Restraint from Extremes and Its Impact on Service Providers. *Journal of Consumer Research*, 47(5), 654-674.
- Ordenes, F. V., Grewal, D., Ludwig, S., Ruyter, K. de, Mahr, D., & Wetzels, M. (2019). Cutting through Content Clutter: How speech and image acts drive consumer sharing of social media brand messages. *Journal of Consumer Research*, 45(5), 988-1012.
- Ordenes, F. V., Ludwig, S., de Ruyter, K., Grewal, D., & Wetzels, M. (2017). Unveiling what is written in the stars: Analyzing explicit, implicit, and discourse patterns of sentiment in social media. *Journal of Consumer Research*, 43(6), 875-894.
- Proserpio, D., Troncoso, I., & Valsesia, F. (2021). Does gender matter? The effect of management responses on reviewing behavior. *Marketing Science*, 40(6), 1199-1213.
- Ptaszynski, M., Dybala, P., Shi, W., Rzepka, R., & Araki, K. (2009). A System for Affect

- Analysis of Utterances in Japanese Supported with Web Mining. 知能と情報 (日本知能情報フエジィ学会誌), 21(2), 194-213.
- Ransbotham, S., Lurie, N. H., & Liu, H. (2019). Creation and consumption of mobile word of mouth: How are mobile reviews different? *Marketing Science*, 38(5), 773-792.
- Rocklage, M. D., Rucker, D. D., & Nordgren, L. F. (2018). The Evaluative Lexicon 2.0: The measurement of emotionality, extremity, and valence in language. *Behavior Research Methods*, 50(4), 1327-1344.
- Russell, J. A., & Barrett, L. F. (1999). Core Affect, Prototypical Emotional Episodes, and Other Things Called Emotion: Dissecting the Elephant. *Journal of Personality and Social Psychology*, 76(5), 805-819.
- Rust, R. T., & Huang, M. H. (2014). The service revolution and the transformation of marketing science. *Marketing Science*, 33(2), 206-221.
- Rust, R. T., Rand, W., Huang, M. H., Stephen, A. T., Brooks, G., & Chabuk, T. (2021). Real-Time Brand Reputation Tracking Using Social Media. *Journal of Marketing*, 85(4), 21-43.
- Singh, S. K., Marinova, D., & Singh, J. (2020). Business-to-Business E-Negotiations and Influence Tactics. *Journal of Marketing*, 84(2), 47-68.
- Sridhar, S., & Srinivasan, R. (2012). Social Influence Effects in Online Product Ratings. *Journal of Marketing*, 76, 70-88.
- Tirunillai, S., & Tellis, G. J. (2012). Does chatter really matter? Dynamics of user-generated content and stock performance. *Marketing Science*, 31(2), 198-215.
- Tirunillai, S., & Tellis, G. J. (2014). Mining marketing meaning from online chatter: Strategic brand analysis of big data using latent dirichlet allocation. *Journal of Marketing Research*, 51(4), 463-479.
- Tonietto, G. N., & Barasch, A. (2021). Generating Content Increases Enjoyment by Immersing Consumers and Accelerating Perceived Time. *Journal of Marketing*, 85(6), 83-100.
- van Laer, T., Edson Escalas, J., Ludwig, S., & van den Hende, E. A. (2019). What Happens in Vegas Stays on TripAdvisor? A Theory and Technique to Understand Narrativity in Consumer Reviews. *Journal of Consumer Research*, 46(2), 267-285.
- Wang, X., He, J., Curry, D. J., & Ryoo, J. H. (2021). Attribute Embedding: Learning Hierarchical Representations of Product Attributes from Consumer Reviews. *Journal of Marketing*. <https://doi.org/10.1177/002224292111047822>
- Wang, X. S., Bendle, N. T., Mai, F., & Cotte, J. (2015). The journal of consumer research at 40: A historical analysis. *Journal of Consumer Research*, 42(1), 5-18.
- Wang, X. S., Mai, F., & Chiang, R. H. L. (2014). Database submission: Market dynamics and user-generated content about tablet computers. *Marketing Science*, 33(3), 449-458.