

ソーシャルメディアにおける心理・情動分析の方法論

関西学院大学商学部 土方 嘉徳

1. 人文学・社会科学とソーシャルメディア

ラスコーやアルタミラといった旧石器時代のヨーロッパの洞窟壁画は、現代人に当時の人々の生活の様子を伝えることになった。旧石器時代以降、人類は文字や筆記具を発明したが、神事や行政の記録などを除き、一般の人々の当時の体験や感情（情動）、意見などが残され、それが公開されることはほとんどなかった。しかし、2000年代後半にスマートフォンとSNS（ソーシャルメディア）が普及すると、一般の人々がリアルタイムで、自分が見たこと、経験したこと、感動したことを共有するようになった。ラスコーの壁画は、旧石器時代の1人あるいは少数の人間の生活の一部を残したものであるが、SNSではありとあらゆる人々の、ありとあらゆる場面での生活の様子が記録として残るようになった。

これにより社会学者や心理学者は、社会で起きつつある問題を発見したり、多くの人が持つ価値観や感情を分析したりできるようになった。これまでの研究は、アンケートやインタビューなどの社会調査に基づくしかなかったが、現場に行かなくてもコンピュータにWebやSNSをクロールさせるだけで研究できるようになったのである。このことは、人文学や社会科学の研究分野に大きな変革をもたらした。

また、SNSは人々のコミュニケーション環境の中核を担うようになったが、それは対面や手紙、電話などによる従来のコミュニケーションとは大きく異なるものになった。不特定多数の人に向けて情報発信（さらには自己表現）したり、知らない他人とコミュニケーションをとったり、短いテキストメッセージを頻繁にやりとりすることは、従来ではほとんど見られなかった行動である。このような新しいコミュニケーション環境における人の行動や心理を分析すること自体も、社会学や心理学の研究分野においては大きな意味を持つ。そのため、ソーシャルメディアにおける感情や心理特性の分析は、今後ますます盛んになると思われる。

2. ソーシャルメディア分析の落とし穴

ソーシャルメディアにおける感情や心理特性を分析する際に、いくつか気を付けるべきポイントがある。ここではデータの特性という観点からそれらのポイントを整理する。

計算機科学者はデータを出発点にするのに対し、社会学者や心理学者は仮説を出発点にする傾向が強い。前者は、アルゴリズムなどの技術的な方法論の開発を模索するが、社会科学に関する知識の発見はより探索的なものになる。一方、社会学者や心理学者は、調査方法や実験方法の設計に注力し、研究で明らかにしたいことはより検証的であり、それは事前に

明確に定められている。

両者の違いは研究の方法論にも端緒に表れており、前者はビッグデータを集めるだけ集めておいて、機械学習を用いたデータマイニングのアプローチを採ることが多い。一方、後者は自分が明らかにしたいことの理論的構成概念（社会学者や心理学者が明らかにしたい抽象的な概念（属性や性質））の定義を行い、闇雲にデータ規模の大きさを追求することせず、それを正確に計測することに注力する。

計算機科学者が調査・分析の上で陥りやすい問題は、データに対する過信であり、それを引き起こす最大の原因は、ソーシャルメディアのデータが、いわゆるビッグデータであることにある。これは従来の社会調査では、国税調査のような悉皆調査でもない限り、実現不可能な特徴である。また、ユーザの SNS 利用が自発的であることも原因の 1 つとなりうる。従来の実験室実験では、被験者の完全な自由意思による実験参加は、ほぼ不可能である。よほど自然な環境に近い形式の実験設計を行わない限り、被験者が自らの意思のみで実験に参加し、タスクに取り組むことはないであろう。そのため、計算機科学者は、データがあたかも万能であるような錯覚に陥る。ここでは、筆者の経験からソーシャルメディアデータ分析で起こりうる問題を示す。

反応性

社会調査や心理学実験を行う際の問題の 1 つに反応性 (reactivity) の問題がある。実験室実験では、被験者は何を測定されているのかをある程度推測することができる。質問紙調査でも、質問の内容から研究課題が何かを推測することが可能である。そのため、行動や回答が、それらの影響を受けないとは限らない。また、質問紙調査で社会的な行動傾向や意図を尋ねる場合は、社会的望ましきバイアス（自分を良く見せるための回答）の影響をゼロにすることはできない。これらは計算機科学者がソーシャルメディアのビッグデータを集めるときの妥当性の理由として述べられることが多い。

しかし、SNS での行動は、社会的望ましきバイアスから完全に開放されているわけではない。例えば、Facebook では、ネガティブな内容を投稿することには抵抗があると思われる。Instagram が画像を中心としたメディアであると言っても、パソコン内で体験したアプリやコンテンツのスクリーンショットを撮って投稿することもクールだとは思えない。また、後述する筆者の嫉妬に関する研究で明らかになったことであるが、Facebook では自分の負の心理を他人に読み取られないように投稿していることも推察される。すなわち、人はそれぞれのメディアが確立してきた文化において、望ましい行動をとっている点には注意が必要である。

構成概念妥当性

社会学や心理学の研究分野では、調べたいことを抽象化し、一般化することが多い。例えば、若者の自殺の問題に取り組むために、その原因となりうる鬱について調査したいとす

る。しかし、鬱と言われても、それから想像する症状や深刻さは人によってさまざまである。研究者が調査したい抽象的・一般的な概念（属性や性質）を理論的構成概念（theoretical constructs）と呼ぶ。調べたい特徴や現象が人によって解釈が異なると科学研究にならないため、明確にこの概念を定義し、測定方法と対応付ける必要がある。これを、理論的構成概念の操作化（operationalizing）と呼ぶ。例えば、調べたいことが鬱であれば、鬱を気分が落ち込みやる気が出ないなどの精神的な症状と捉え、その傾向を SDS（古典的な鬱傾向を測定する調査票）などの自己回答式の調査票で計測することが考えられる。これによって、誰もが同じ解釈の下で、様々な調査や実験ができるようになる。

SNS では、それぞれのユーザが自己の体験や、その時の感情（情動）を共有・表現しているため、中には鬱症状に関係のある投稿も存在している。事実、SNS での行動や投稿内容と鬱の傾向には相関があることが明らかにされている [1]。そのため、そのような投稿を収集すれば、鬱症状にあるユーザを発見したり、鬱傾向にあるユーザの特徴を明らかにしたりすることができるようになると思われる。

ところが、このような発見を行うためには、研究者の定義した理論的構成概念に当てはまるユーザを特定する必要がある（あるいはその概念に対する当てはまりの程度を測定する必要がある）。しかし、この測定に必要な情報の全てが投稿データに内包されているとは限らない。すなわち、調査のために用意したデータが、研究で扱う理論的構成概念を測定するのに十分かどうか（構成概念妥当性（construct validity））を検証する必要がある。まとめると、ソーシャルメディアデータをクローリングしてきただけでは、研究者の考える理論的構成概念を捉えることができないことが多い点に注意が必要である。

ペルソナ性

社会調査において従来から存在する問題ではないが、ソーシャルメディアを用いた研究が多くなってきたからこそ出てきた問題が 1 つある。筆者の知る限り、この問題にはまだ名前が付いていないようなので、本稿ではペルソナ性（persona intensity）という名前を付ける。ペルソナとは、もともと心理学の用語で自己の外的側面（周囲に見せる自分の姿）、すなわち人間が持っているさまざまな一面を表す。

近年は、人工知能技術を用いた様々な情動・心理特性の分析ツールが存在する。英語版では、感情や社会的表現に関する分析を行なう LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count) {<https://www.liwc.app/>}、パーソナリティ（性格特性）を分析する IBM Watson Personality Insights (現在はサービス終了) などがある。日本語版では、簡易的な感情分析を行なう ML-Ask (eMotive eLement and Expression Analysis system) {<http://arakilab.media.eng.hokudai.ac.jp/~ptaszynski/repository/mlask.htm>} が有名である。SNS 上の多数のユーザを対象にして、彼らの投稿データに上記のツールを適用し、感情や心理特性を分析する研究が多く行われている。

しかし、注意したいのは、これらのツールで推定された感情や心理特性は、あくまで仮

のもの (provisional) であることである。SNS においては、ポジティブに振る舞ってはいるが (ポジティブな内容の投稿をしているが)、実生活の全般においてポジティブな状況にあるとは限らない。例えば、Facebook や Instagram ではポジティブで社交的な投稿をしているが、自分の実生活においては、それはその人の最高の瞬間にしか過ぎないことがある。また、普段は学校や職場で協調的に振る舞っている者でも、Twitter では社会に批判的な発言をしていたりもする。

ソーシャルメディアの投稿データからの感情や心理特性の推定結果は、ユーザ内での時間経過に伴う相対的な変化として見れば、その人の内面の変化に関する重要な情報として捉えることができるかもしれない。あるいは、異なる環境にいる 2 つのユーザ群の相対的な差としてみれば、その環境の社会的特性を推察することができるかもしれない。しかし、推定された感情や心理特性の値そのものに、どれほどの意味があるかは慎重に考慮すべきである。

3. 心理・情動データの取得法

ソーシャルメディア分析の研究は数多くあるが、ユーザの行動・心理データの取得方法は大きく 4 つに分けられる (図 1 参照)。筆者はそのすべてに秀でているわけではないが、これらすべてを実践しているため、筆者の研究事例を基にその方法論と利点・欠点を述べる。

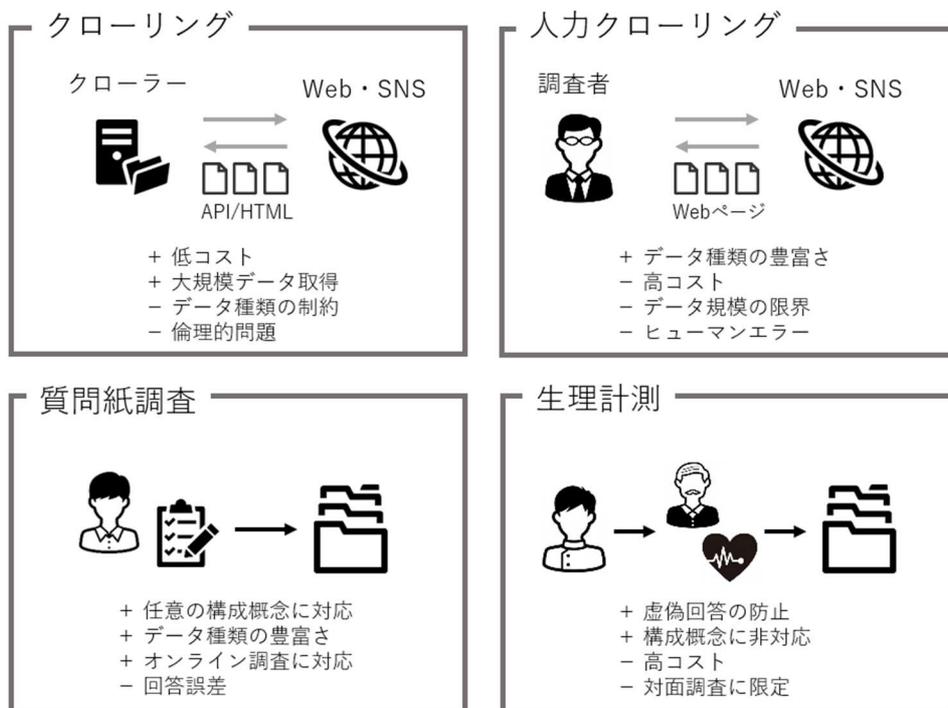


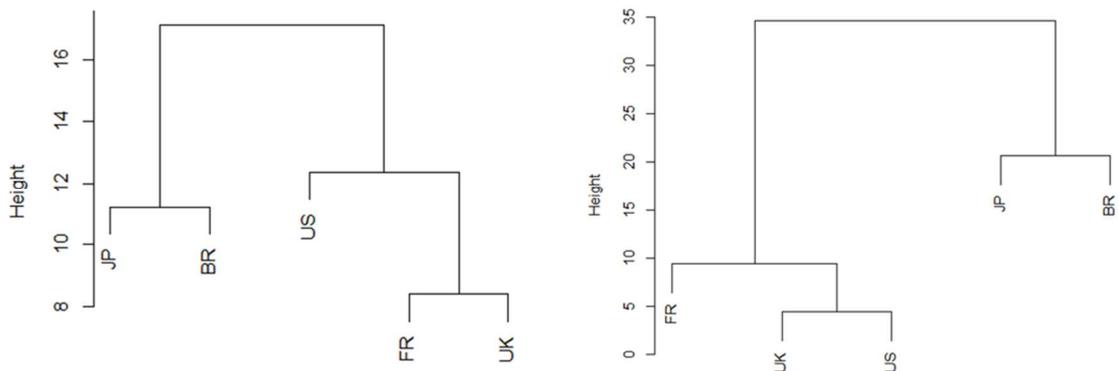
図 1 ソーシャルメディアにおける心理・情動データの取得法

3.1 クローリング

計算機科学者が採る手法の代表はクローリングである。SNS の出力形式である Web ページの HTML を取得して解析したり，SNS が提供する API を通じて，ユーザの行動データや投稿データを取得する。社会学者が手に入れることが難しかった，ユーザが実際に利用している場でのデータ，すなわち非反応性データを取得できるのが利点である。また，Q&A サイトやレビュー投稿サイトでは，質の高い回答や商品に対する評価値などの正解データが付与されていることもあり，データ工学，自然言語処理，人工知能などの研究者が機械学習アルゴリズムの評価のための学習データを取得する際にも利用されてきた。

著者は，Twitter 上で表現された感情(情動)が国によってどのように異なるかについて，サッカーというトピックに限定して分析を行なった [2]。これまでの異文化研究では，異なる文化的背景を持つ国と国の間で，ソーシャルメディアにおける表現方法が異なることが明らかにされてきたが，集めたデータがどのようなトピックについて言及しているかは考慮してこなかった。国によって議論されやすいトピックがあり，そのトピックごとに表出されやすい感情は異なる。そこで，サッカーのような世界共通のトピックに限定すれば，国ごとの感情表現の差が表れやすくなると考えられる。

著者らは，Twitter API を用いてクローラを実装した。フランス (FR)，イギリス (UK)，日本 (JP)，ブラジル (BR)，アメリカ (US) の 5 カ国から，2020 年度のシーズンに各国の 1 部リーグに所属していたプロサッカーチーム名で検索を行った。また，各国の Twitter のトレンドに載ったワードとトピック機能に表示されるワードでも検索し，これを一般トピックツイートとした。それぞれの国で話される言語は異なるため，DeepL という翻訳ツールを用いて英語に翻訳し，それを LIWC で国間およびトピック間で情動分析を行なった。



(a) サッカーツイート

(b) 一般ツイート

図 2 Twitter におけるサッカー関連ツイートのクラスタリング結果

情動及び社会的語彙の使用に関する 47 の特徴をベクトルにして階層クラスタリングを行ったところ、サッカーツイートは図 2-(a)、一般トピックツイートは図 2-(b)のような樹形図となった。興味深いことにこれらの国は、国際文化間比較の研究で良く用いられる Hofstede の 4 つの文化的側面のうちの個人主義と集団主義の特徴で分けられることになった。集団主義と呼ばれる日本とブラジルは近く、個人主義と呼ばれるアメリカ、イギリス、フランスは近くに配置されており、サッカーの盛んなイギリスとフランスはアメリカよりも近くに配置されている。すなわちサッカー関連のツイートにおいても、国の文化的側面の影響を受けていることと、そしてそれは一般トピックの場合とは少し異なること（サッカーというトピック固有の影響もを受けていること）が示された。

3.2 人力クローリング

計算機科学において Web や SNS のデータを取得する方法としては、コンピュータプログラムによるクローリングが一般的な方法である。研究者はビッグデータの取得を目的としているため、これを人手でやろうとは夢にも思わない。しかし、公開されている API の機能の制約から、必要な種類のデータを取得できないことがある。また、そもそも企業がコンピュータプログラムによるクローリングを禁止している場合もあり、その場合はいかなる種類のデータであっても機械的に取得することはできない。今後は、社会学者や心理学者により様々な理論的構成概念に基づく研究が行われるようになると思われるが、その時は、もはやクローリングは現実的な方法であるとは思えない。

サービスを提供しているサーバにアクセス負荷をかけることなく、なおかつ API で提供されていない種類のデータを取得する、より現実的な方法として人力でクローリングすることが挙げられる。人手で対象サービスからデータを取得する方法に名前は付けられていないので、本稿では人力クローリング (human-powered crawling) と呼ぶ。文字通り、人力（人手）でデータ取得を行う。人的コストがかかるため、取得できるデータ数には限りがあるが、研究課題によっては、数万～数百万のようなデータが必ずしも必要ではないため、データ取得手段の 1 つとして検討する価値は十分にある。

筆者は、Instagram における「いいね！」獲得の研究[3]において、人力クローリングの手法の一つとして四分位抽出法を開発した（図 3 参照）。社会心理学の分野では、人の身体的魅力と印象形成の関係について長く研究されてきたため、上記研究では、Instagram において顔画像の特徴が「いいね！」獲得に影響を与えるかについて調査した。しかし、ここで問題になるのは、一般ユーザの投稿をいかにして取得するかである。Instagram の API には、一般ユーザの投稿を対象ユーザの許可なく取得できるものが存在しない。したがって、一般ユーザの投稿を取得する方法は手作業しかない。

社会調査においては、調査対象の人やその他事物を抽出する方法は、無作為抽出が前提となる。何らかの地域や組織などに依存して抽出を行うと、その地域や組織ならではの特徴が抽出した人や事物に備わってしまうかもしれない。しかし、SNS において無作為にユー

ザ ID と投稿 ID を生成してアクセスを試みることは現実的ではない。そこで、上記の研究ではいくつかの特定のトピック（具体的には、「成人式」、「卒業式」、「カフェ」、「旅行」）を対象にして任意のユーザ（実際には若い女性ユーザ）の投稿を取得した。トピックを設定したのは、トピックにより「いいね！」獲得に影響する特徴が異なると考えたためである。

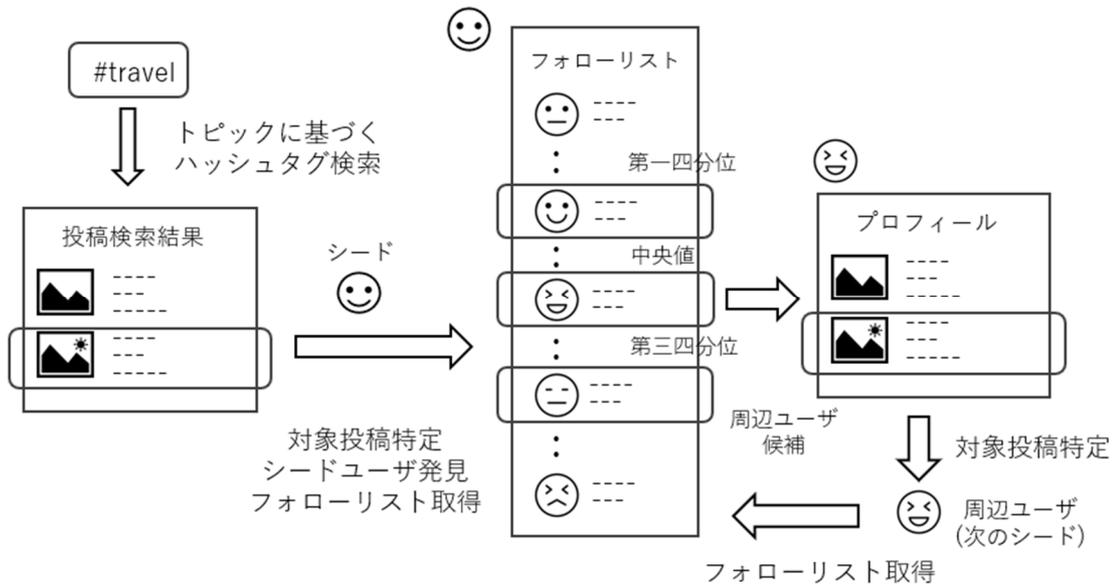


図 3 Instagram ユーザの四分位抽出法

上記トピックに関連するハッシュタグで投稿を検索して、該当するものを取得した。しかし、検索結果として表示される投稿は、Instagram のアルゴリズムによりバイアスがかかっている。そこで、検索結果から 1 つ投稿を取得した後、その投稿者をシードユーザとして取得する。そのシードユーザのフォローユーザ一覧（フォローユーザの一覧は、そのシードユーザがフォローした順に並んでいる）において、四分位数（第 1 四分位数、中央値、第 3 四分位数）の 3 点のそれぞれの点から、前後に 1 人ずつフォローユーザを確認し、そのコンテキストに関する投稿をしているユーザ（周辺ユーザとする）を探す（前と後ろだと、前を優先）。シードユーザと、上記四分位数に相当する周辺ユーザ 3 人の合計 4 人の投稿を取得する。これを繰り返すことで、トピックごとに投稿データ (1 ユーザあたり 1 投稿データ) を 200 個取得した。

投稿を収集するのに、いったんユーザのフォローに着目するのは、フォローユーザ一覧はアルゴリズムのバイアスがかかっていないからである。四分位数に着目するのは、フォロー順がそのユーザ特有の基準や価値観に基づいている可能性があるため、幅広く対象とするためである。Instagram の検索機能には、上述した通りバイアスがかかっていることと、ハッシュタグを用いていない投稿は取得できない問題があるため、上記手法は社会調査の上で有効な方法になると考えている。また、そのユーザが本当に対象トピックの投稿をして

いるかどうかをコンピュータが判定することは簡単ではないが、フレキシブルに人手による判定を組み込むことができることも利点である。

調査の結果、顔が写っていると多くの「いいね！」を得る傾向にあることが分かった。また、身体的魅力は卒業式とカフェのカテゴリでは「いいね！」の数と相関があったが、その他のカテゴリでは明確な相関は確かめられず、これまでの心理学研究で示されてきた身体的魅力の印象への影響は、SNS では必ずしも当てはまらない可能性が示された。

3.3 質問紙調査

質問紙調査（アンケート調査）は、文字通り調査票（アンケート用紙）を回答者に配って、自己回答式で回答してもらう方法である。「紙」という言葉が入っているが、近年はオンラインで実施することも多い。自由記述の回答欄を設けて、質的調査研究を行うために実施することもあるが、一般的には多肢選択式の回答項目を用意しておき、定量分析ができるように調査票を設計する。

質問紙調査が威力を発揮するのは、あらかじめ設定した仮説を検証するタイプの研究である。一般的には、研究者の明らかにしたい理論的構成概念がソーシャルメディア上のデータで獲得できることは少ない。その場合、それを取得する別の計測方法を考える必要がある。その代表的手法が質問紙調査である。理論的構成概念を、複数の質問（リッカート尺度などの多肢選択式の回答方式）に回答してもらうことで計測することが多い。ソーシャルメディアの心理学研究においては、最もよく用いられるデータ取得方法である。質問を自分で作成することもあるが、それには非常に多くのコストを要する。たいてい思いつく理論的構成概念は、社会学や心理学の研究分野で他の研究者によってすでに研究されているものである。そのような場合は、先人たちがすでに開発した質問セット（科学的妥当性が検証されたもの）を用いる方が効率的であり、研究の信頼性も高くなることが多い。

筆者は、Twitter と Facebook, オフライン（日常）にて、各環境で嫉妬（人に対する妬み）を感じる程度について調べた[4]。この研究の理論的構成概念は、特定環境における嫉妬を感じる程度である。筆者らは、過去の研究事例に基づき 4 つの質問で特性値を取得した。この質問と同時に、SNS 上での行動特性も同じ調査票で尋ねた。調査の結果、SNS はオフライン（日常）ほど嫉妬を感じていないことと、Twitter よりも Facebook で嫉妬を感じやすいことを明らかにした。また、Facebook 上の行動は、ほとんど嫉妬との相関がなかったのに対して、Twitter ではリプライやリツイート、画像付きの投稿など多くの行動が嫉妬と相関していることが分かった。実名制の SNS である Facebook では、ユーザは自分の感情を悟られないように投稿しているのかもしれない。

3.4 オンライン実験

オンライン実験は、実際の SNS や Web サービスに近い実験環境（アプリやサービス）を実装し、それを利用してもらうことで、行動データを取得する方法である。これまで述べ

てきたように、本物の SNS や Web サービスにおいて、ユーザの投稿データや行動データを外部のプログラムから取得することは限定的である。API による行動データの取得が比較的容易な Twitter であっても、すべてのアカウントの情報を取得することはできない。そこで研究者がその環境を実装してしまえば、すべての行動データを取得できるようになる。しかし、そのようなアプリやサービスの開発にはコストがかかる。開発コストと期待される学術的知見の価値を天秤にかけ、開発と実験を実施するかどうかを決めることになる。

筆者は、クラウドソーシングサービスにおいて、ワーカーへの成果物評価のフィードバックが、タスク継続やタスク取り組みへのモチベーションに正の効果をもたらすかどうかを、本物のサービスとワーカーを対象に実験を行った[5]。画像認識のための機械学習用の学習データを取得することを想定した実験になっており、上記の学習データを収集するアプリケーションを実装し、クラウドソーシングサービスからこのアプリケーションにワーカーを誘導することで実施した。

タスクでは、「ハルジオン」という種の花と「ヒメジョオン」という種の花のどちらかが表示され、ワーカーは表示された花がこの2種類のどちらかを当てる(図4参照)。1回のタスク当たり、20個の花が表示される。被験者は、このタスクに2回取り組む機会が与えられる(2回目は異なる花の画像が提示される)。2回目に取り組むかどうかは、ワーカーに委ねられる。ユーザは1回目のタスクの終了後に、タスクの取り組みのフィードバックが正答数と正解率で提示される。対照群として、フィードバックがない場合を設ける。フィードバックの有無によりタスクの継続率と2回目の正解率に差が生まれるかどうかを検証した。その結果、フィードバックがあると、もともとの正解率の高いワーカーの継続率が高くなることが確かめられた。



図4 クラウドソーシングサービスを用いたオンライン実験の例

この実験は、クラウドソーシングサービスのワーカーが同サービス上で本物のタスクを取り組む場合とほぼ同じ条件で実施されている。ワーカーは、このタスクがラベルの収集目的で実施されていると考えているため（ゲーム感覚で取り組んでいる者もいたと思われる）、非反応性の高い実験環境であったと言える。このように研究テーマによっては、開発するアプリの工夫次第により、本物のサービスとほぼ同等の環境で心理学実験を実施できる。

3.5 生理計測

質問紙調査は、計測したい理論的構成概念を直接に尋ねることができるため、強力なデータ取得手法である。しかし、回答者が意識していない（自覚していない）ことを尋ねた場合は、正しい回答を得られる保証がない。デジタルマーケティングの分野では、バナー広告やPR投稿に対する効果を測りたい場合があるが、そのような広告や投稿を、ユーザはあまり意識していないことが多い。そのため、「オンラインの広告やPRをどれほど見ますか？」のような質問をしても、正しい回答が得られない可能性がある。ユーザの意識外の行動や心理特性を取得する一つ的手段として生理計測が挙げられる。特殊な計測装置を用いた計測になるため、ソーシャルメディアを対象とした実験であっても、実験室実験が主な実験環境になる。被験者に広告やコンテンツなどの刺激を与え、その直後の身体・生理的反応を計測装置により取得する。

筆者は、デジタルマーケティングの研究分野において、人間の YouTuber とアバターのバーチャル YouTuber (以降, VTuber) が動画で商品を紹介した際のユーザの視線の動きを視線計測装置で取得し分析した[6]。実験では、本物の YouTuber や VTuber が作成するような動画と質的に劣らないレベルの商品紹介動画を作成した。人間の動画は、共同研究者の1人が出演し、カメラを用いて撮影を行った。出演者は慣性式のトラッキングスーツを着用し、全身の動きをトラッキングした。また、事前に前記出演者の見た目に近いデザインの3Dモデルを作成しておき、これを3D空間上で出演させ、前記の動作データを3Dモデルに反映させることで、VTuberの動画を作成した(図5)。



(a) 人間の YouTuber による商品紹介

(b) アバターの VTuber による商品紹介

図5 視線計測装置による被験者実験の例

被験者は、視線計測装置で視線を計測する環境下で、YouTuber または VTuber の商品紹介動画を閲覧した。動画中の対象物の領域（顔、頭、身体など）への注視傾向に違いがあるかどうかを分析したところ、YouTuber では頭と身体への平均注視時間はそれぞれ 195.61 秒と 31.57 秒、VTuber ではそれぞれ 171.10 秒、46.58 秒であり、それぞれ有意傾向 ($p = 0.086$) と有意差 ($p = 0.004$) が確認された。アバターを用いた VTuber は顔の表情が豊かではないため、YouTuber 条件に比べると顔への注視が減り、その代わりその他の対象物に視線が当たったものと思われる。このような差を検出することは、質問紙調査では難しいと思われる。

4. 行動・心理調査の今後

本稿では、ソーシャルメディア上のビッグデータを用いた調査研究を行う際の問題点と、ソーシャルメディアにおける心理・情動データを取得する 4 つの方法を紹介した。Web や SNS でのクローリング技術は社会科学の研究分野にパラダイムシフトをもたらしたと言えるが、今後はその利点を生かすことは難しくなると考えている。理由の一つは、個人情報保護が強く意識される中、サービス提供者はデータ取得の API を限定的にしたり廃止したりしているからである。また、これまではクローリングに比較的寛容な企業もあったが、近年は禁止行為として規約に含める企業も増えているように見受けられる。今後は、クローリングにより大量にデータを取得することは、難しくなると考えられる。クローリングにより大規模にデータを取得することは、サーバに負荷をかけてしまうことから、研究者コミュニティも闇雲にデータ規模を追求するのは、そろそろ終わりにした方がよい。

パラダイムシフトの逆回転になるかもしれないが、今後は伝統的に行われてきた質問紙調査や実験室実験と、小規模ながら獲得した実際の SNS の行動データを融合した研究アプローチが盛んになると思われる。それぞれの調査方法の欠点が補われ、より興味深い研究テーマを設定でき、調査の信頼性も高くなると期待される。ただし、このようなデータリネージュには、被験者に事前に同意をとる必要があり、そのためには事前に研究倫理審査を受ける必要がある。研究者と被験者（調査対象者）、サービス提供者の 3 者の利益を同時に考慮した調査・実験デザインが必要になると思われる。

参考文献

- [1] Selfhout, M., et al.: Predicting Depression via Social Media, Proc. of the International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM'13), pp. 128-137, 2013.
- [2] 稲田丈太郎, 土方嘉徳: サッカーファンのツイートにおける情動表現の文化間比較に向けた基礎調査, 第 1 回計算社会科学大会 (CSSJ2022), 2022.
- [3] 森本雅也子, 土方 嘉徳: Instagram における投稿の特徴といいね! 獲得数に関する基礎的調査, 信学技法, HCS2021-27, pp.57-62, 2021.

- [4] Yoshida, S. and Hijikata, Y.: Envy Sensitivity on Twitter and Facebook Among Japanese Young Adults, *International Journal of Cyber Behavior, Psychology and Learning (IJCPL)*, Vol. 7, Issue 1, pp.18-33, 2017.
- [5] 石崎日香莉, 土方嘉徳: クラウドソーシングにおけるフィードバックと追加報酬に関する研究, 第4回計算社会科学ワークショップ(CSSJ2020), 2020.
- [6] 近藤千紗, 佐久間洋司, 土方嘉徳: 商品紹介動画におけるエージェント表現とユーザ視線動作に関する研究, *情報処理学会研究報告*, Vol. 2022-HCI-199, No. 28, 8p., 2022.

著者略歴

土方 嘉徳 contact@soc-research.org

2002年大阪大学大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。関西学院大学商学部教授。推薦システムにおけるインタラクション技法とソーシャルメディアにおけるユーザ行動・心理分析の研究に従事。博士（工学）。

原稿の英文タイトル：Methodology of Psychological and Emotional Analysis in Social Media

英文氏名：Yoshinori Hijikata

英文所属：School of Business Administration, Kwansai Gakuin University

概要：

スマートフォンとSNSの普及により、人々は見たこと、経験したこと、感動したことをオンラインで共有するようになった。これに伴い、ソーシャルメディア上のデータを用いた心理・情動の分析が盛んになりつつある。本稿では、ソーシャルメディア上のビッグデータを用いた調査研究を行う際の問題点を示し、ソーシャルメディアにおける心理・情動データを取得する4つの方法を紹介する。