生活者の実行動から新たなマーケティングの成功モデルを創造する

江頭　瑠威，山川　茂孝

ソーシャル・ネットワーキング・サービス（以下，SNS）は生活者の声を反映したビッグデータでもある．しかしながらマーケティングの観点からは口コミ媒体としての活用事例がほとんどで，ビッグデータとしてそこから新たなマーケティングのモデルを作り出そうという試みは依然少ない．本稿では，事例を通じて，巨大で多様なリアルタイムデータという特性をもつ SNS データをマーケティングに活用するため，マーケッターのナレッジ，機械学習，デジタルマーケティング基盤がいかに連携すべきかを考察する．

キーワード：ビッグデータ，マーケティング，カスタマージャーニー，SNS データ，Twitter

1. はじめに

データはマーケティングにとってかつてより欠かせない存在であった．それらのデータは，生活者の行動を模した数理モデルと組み合わされ，広告，価格施策などさまざまな意思決定に活用されてきた（[1, 2] など）．その後，インターネットの台頭とともにバナー広告（1990 年代半ば），検索連動広告（2002 年），アドエクスチェンジ／DSP (Demand Side Platform)（2010 年頃）などが出現し，データを蓄積・交換することでターゲティングを精緻化・高度化した広告の手法が盛んに活用されることとなった．現在ではこれらのさまざまなデータは DMP (Data Management Platform) に統合され，広告のみならず E コマースの商品レコメンデーションや CRM (Customer Relationship Management) など，多様な目的・用途に活用されるに至っている [3].

しかしながら，これらのデータの活用は，個別にはビッグデータ時代に期待されてきた活用方法，たとえばクロスセリング，マイクロセグメンテーションなどの延長線上に過ぎないとも言える [4]．ビッグデータをデータ資産として十分に活用ができているかと振り返るならば，McAfee and Brynjolfsson [5] の指摘するようなビッグデータの特徴，データ規模，含まれるデータの多様性，リアルタイム性（3V; Volume, Variety, and Velocity，以下 3V と略す）に着目した新たな活用方法を生み出せているか，ということを吟味しなければならない．また同時に分析結果の中から意思決定に資する情報を引き出せているか，またそのビッグデータの価値を引き出すための組織的取り組みができているかについても議論しなければならない．

本稿では，まず SNS のビッグデータを活用し，マーケティングの大きな関心事である，「ブランド体験の今」を表すカスタマージャーニーの動態を捉える試みについて紹介する．次に，同じデータセットから生活者側のライフステージ変化の予兆を捉え，広告でアプローチする試みについて紹介する．いずれの事例も既存の調査・計測手法では，継続的にリアルタイムに把握することが費用的に（すなわち現実的には）困難とされてきた領域である．これら事例を通じて，ビッグデータのマーケティングでの活用に必要となる要素のまとめを試みる．

2. SNS ビッグデータとマーケティングへの活用

SNS のデータ分析については，過去さまざまな手法が活用されている．Rathore et al. [6] の文献サーベイによれば，クラスタリング，アソシエーションなどのビジネスインテリジェンス手法に加えテキスト分析やネットワーク分析，ヴィジュアライゼーションなども適用されており，およそ一般的に利用可能な分析手法・商用ツールはすでに試されていると言ってよいだろう．むしろ関心は SNS のデータそのものの性質にあり，その代表格がスマートフォンの役割である．スマートフォンの普及は SNS の“その場で投稿”というリアルタイム性をより高めている．Ransbotham et al. [7] は，モバイルと PC のフラグ付きレストラン SNS データを用いて両者の特性の違いについて分析しており，

えがしら　るい，やまかわ　しげたか
株式会社電通
〒 105–7001 東京都港区東新橋 1–8–1
rui.egashira@dentsu.co.jp
shigetaka.yamakawa@dentsu.co.jp

Copyright ⓒ by ORSJ. Unauthorized reproduction of this article is prohibited.

モバイルで生成した投稿のほうが口コミの伝搬力が強いことを検証している．またモバイルによる SNS の投稿には多くの地名・店名が含まれており，これらを地理情報と突き合わせることで，旅行者の行動分析に活用する事例も報告されている [8]．また，SNS に含まれている情報を位置情報として活用する技術的手法に関しては，すでに多くの研究が存在している [9]．

SNS データの活用にあたっては，3V の観点からはアンケート方式の市場調査に比べ優れているものの，果たして市場を代表しているデータなのかという疑問がつきまとう．今回は Twitter のデータを活用しているが，Culotta and Cutler [10] は Twitter のデータを用いたブランドイメージの分析がアンケートによる市場分析と非常に高い相関があることを報告している．われわれの経験からも SNS 分析で意思決定のための情報は十分得られていると考えているが，分析結果に疑問が残る場合にはアンケート調査を別途実施し，市場の代表性がどれくらいあるかを確認しながら作業を進めるようにしている．

今回分析する Twitter のデータについて簡単に説明しておく．日本では Twitter の人気は依然として高く，月間アクティブユーザー 4500 万人となっている (2017 年 10 月時点)．テレビ番組との連動なども多くリアルタイム性が高いこともあり，若年層では検索エンジンとして使用しているケースも多い．ユーザー数では LINE には及ばないものの，生活者個々人の今を瞬時に全国に発信できる SNS としての 3V の要素を有した日本有数のデータソースであることは間違いない [11]．弊社独自の推計では，Twitter において自動車やコンビニ，ビールに関してのツイートは年間 1 千万件以上，一見あまりつぶやかないと思える洗濯用洗剤でも 700 万件を超える．弊社は 2015 年より NTT データと Twitter の全量データを活用したビジネス開発で協業を行っており，その推進母体として Social Insight Lab を運営している [12]．

3. SNS ビッグデータで生活者の「ブランド体験の今」を捉える

SNS は広告・マーケティング領域ではいわゆる口コミの伝搬手段として捉えられることが多いが，本稿で注目しているのは SNS が生み出すビッグデータの活用部分である．その一つとして，生活者の「ブランド体験の今」を捉えることを試みる．なお弊社では，それぞれの広告主の目的や課題に応じて SNS データを集計・分析しており，モデルは必ずしも一つに収斂されるわけではない．むしろモデルを作る際の考え方や生活者の捉え方が重要であると考えている．以下ではそれらの考え方とデータを活用したモデル化について，事例を通じて紹介していきたい．

まず，ここで生活者の「ブランド体験の今」を捉えるとは，カスタマージャーニーの各ステージの状況を把握する，ということで定義する．カスタマージャーニーは，生活者のブランド体験・態度を時系列的に追跡するモデルの総称であるが，単純な購入プロセスを有するブランドであれば AIDA (Attention-Interest-Desire-Action) などで表現されることも多い．しかし，より価値の高いブランド体験を提供するためのジャーニーはより複雑化し，そのための体験マネジメントもマーケティングの大きな課題となっている [13]．またその課題解決のためにはデータが必要であるが，ジャーニー全体を捉えるような一元的なデータソースはそう簡単には実現できない．Macdonald et al. [14] は，モバイル端末を用いたサーベイシステムにより実現しようとしているが，コストやスピードの観点からは現実的には維持が難しい．われわれは SNS ビッグデータを用いてこのデータ問題を打破しようと考える．

より具体的に方法論を見ていくために，まず AIDA 型のシンプルな購入ファネルについて，SNS ビッグデータの活用の考え方を示し，その次にさらにカスタマージャーニーについて説明を行うこととする．まず図 1 のように AIDA 型のように発言の内容を分類する．より具体的には，ツイートの文字列についてブランド名やキャンペーン名と「見た」といった発言があれば，認知されたと分類するわけであるが，これらの分類用のワードの整備には別途ノウハウの蓄積が必要となる．なお，前述の Twitter を用いた分析 [10] は主にアカウントのフォロー構造に注目してのブランドイメージについての分析であったが，本分析では発言内容に重きを置いている．手間はかかるものの，そのほうがカテゴリーごとに異なる生活者のブランドへの考え方・態度をすくい取ることができると考えているからである．

図 2 はある洗濯洗剤ブランド A に関しての，AIDA ステージごとのツイート数の時系列推移である．ツイートの数は，マーケティング活動によって刻々と変化する．特に，AIDA モデルの最も入り口である「認知・興味」に相当する「非購買・使用ユーザー」は，広告投入に敏感に反応する．なお，ツイート・投稿はすぐには消えないので，ツイート数は累積されてしまう．この点は，通常調査で用いられる広告認知指標と忘却の

 Copyright © by ORSJ. Unauthorized reproduction of this article is prohibited.

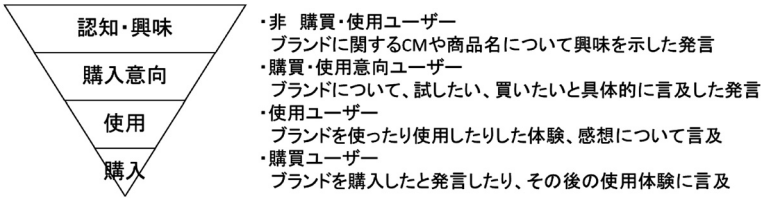

図 1　ツイートの分類 AIDA 型

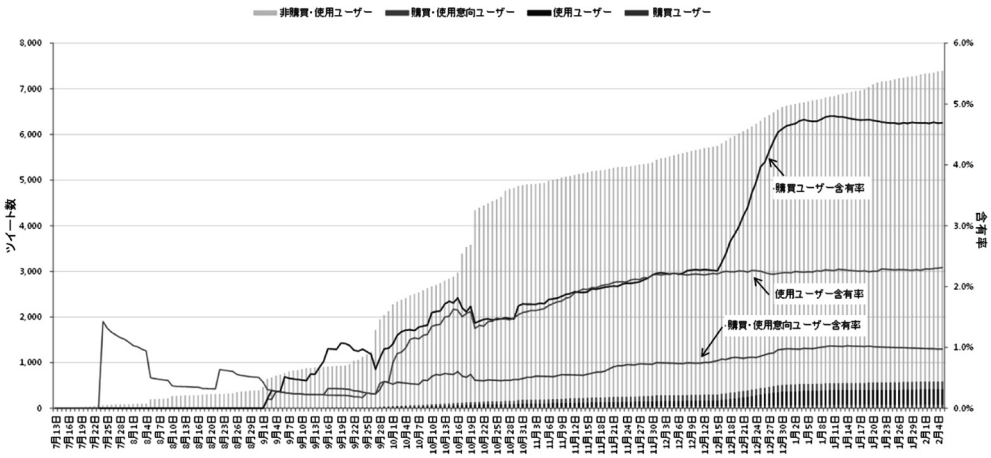

図 2　ブランド A に関する発言の時系列推移

有無という点で性質が異なるが，広告の量が蓄積するとともに増加するという点で，ブランドの浸透率として活用ができる指標と言える．

一方，ブランド使用者も増加していくが，全体における使用者の割合は単調増加するわけではない．これは，認知・興味をもったとしてもその後の購入率が異なるためで，大きな要因としては店頭販促や各種サンプリング企画などが考えられる．因果関係を知るためには，広告投入量や店頭での活動，さらに販売データを時系列データとして準備し，市場反応モデル [15] として検証を行う．通常これら市場反応モデルに用いられる認知率，購入移行率などはアンケート調査で収集するが，週次といったレベルで調査を続けるのはコスト的に大きな負担である．しかし，上記のように SNS データを加工することにより安価に，しかも競合のブランドの状況を含めて，時系列データを取得することができる．

以上のように AIDA 型に分類するだけでも今までの調査より多くの情報を得ることができる．しかもこの手法は多くのカテゴリーに適用可能である．しかし，一方で，AIDA 型のモデルにはカテゴリー特有のブランド経験の構造は入っていないことに気づく．企業が生活者により的確にアプローチするためには，たとえば生活者に何を伝えるべきかを知るためには，カテゴリーに関するナレッジを加味したジャーニーの規定が必要となる．

4.　ファネルからジャーニーへ：マーケッターの知恵をビッグデータ分析へ

Twitter のツイートをマーケッターが読み込むと，生活者のツイートの中身は，AIDA といったシンプルな区分では捉えられない感情の揺れが存在することが容易にわかる．これらがジャーニーの「ブランド体験」の表れであると捉えることで，新たにジャーニーのステージを定義し，それに合わせたツイートの分類と集計が可能になる．ただし，これらを従来のような人が読み込み解釈を行っていたのでは到底すべてのツイートを分類することはできない．そこでマーケッターが分類作業を行った教師用データを用いて機械学習を行い，その分類器を用いてツイート全数の集計を行う戦略をとる．

図 3 は，事例として家庭用洗濯洗剤について，ブランドへの共感度を加味し，また購入後の行動についても評価から商品への共感へとロイヤル度を加味したジャーニーとして分類したものである．なお，広告コミュニケーションにおける購入後の口コミと，その口コ

Copyright © by ORSJ. Unauthorized reproduction of this article is prohibited.

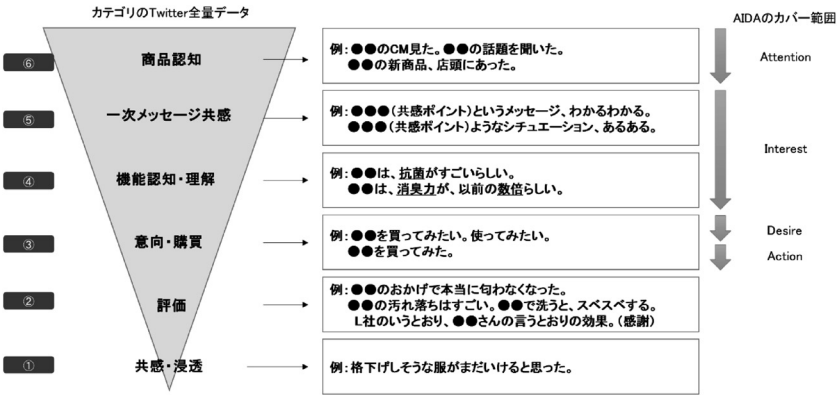

図 3　選択洗剤の 6 段階カスタマージャーニー

ミの未購入者への影響については，AISAS (Attention-Interest-Search-Action-Share) モデルがよく知られている [16].

このようにビッグデータを扱うにあたり，エキスパートが一定のフレームワークに則ってデータを分類し，学習データとして供給することで，機械学習とそれを搭載したシステムにより市場の動きをほぼリアルタイムで把握することが可能となる．ここでフレームワークとはブランドとカスタマージャーニーの考え方であり，学習データはマーケッターが分類した Twitter データとなる．図 4 は機械学習後，システムがツイートを集計し，投稿された日時順に表示しているシステム画面である．ツイート出現が多かった日のグラフをクリックすると具体的なツイートが表示される，といった工夫がされているが，これによってマーケッターはブランドに対して生活者が「今」どのような感情をもっているかを理解し，次の打ち手を考えることとなる．

ところで，ビッグデータ分析の方法論 [17, 18] を見ている限り，エキスパートが学習データを作り，それを使って学習させた分類器で集計を行い，再びマーケッターが意思決定を行うというぐるぐる回るプロセスというのは見当たらない．一般的なデータ活用シーンでは分類器を作る者と使うユーザーは別であることが想定されているからであろうが，今回のように同じ人間がぐるぐると同じ仕組みを使い改良するという行為は，マーケティングという領域が常に変化する市場を理解するために，モデルも常に変化させ理解を深めていくという構造を内包していることの表れかもしれない．

マーケッターがカテゴリー特性を見極め構築したジャーニーは，競合商品も横並びに計測することができる．図 5 は一定期間集計したツイートの数であるが，ここで興味深いことはブランドによって，ジャーニーのステージの遷移の割合が異なる点である．ジャーニーの初期段階（⑥⑤④）では強さを見せているブランド D が購入および購入後（③②）になると反応が低くなる．このねじれこそ，マーケティングコミュニケーションの設計，特にメッセージのプランニング上有益なヒントとなるポイントで，なぜ生活者はジャーニーの先に進まないのか，ツイートを読み込むことによって商品・メッセージに欠けている要素を探し出すのである．

ここで，カスタマージャーニーのマネジメントにおけるコミュニケーションおよびそのメッセージの役割について，概要を述べておく．ブランド体験の管理，すなわちジャーニーの管理の最大の目的は，いかに多くの顧客を先のステージに送り出すか，またそのためにどのような施策を打つべきかを考えることにある．ステージの移行率が高まれば，それだけ購入・リピートの数が増えブランドの収益性は向上する．また移行率を高めるためにはユーザーの納得・共感が必要である．先のファネルの初期段階（⑥⑤④）から購入段階（③②）へ落ち込みが大きかったのは，おそらく共感から購入へのアクションに至るのに何かしら伝わっていなかったことがあったからで，それが何かを探りメッセージを開発するのがジャーニー上のコミュニケーション設計とされる．

図 4 に再び戻ると，メッセージのヒントを探るために，たとえば急に発言が大きかった時期があればそのツイッターの発言内容をマーケッターが再び読み込む，ということを行う．そこにタレント名があるのか，テレビ番組があるのか，何に感心したなど発言の内容を探る．そこで発見があれば，その発見をたとえば次のテレビ CM に反映させるといった作業を行う．非常にアナログな作業に見えるが，チャンスを発見し企画を作るうえでは重要なプロセスである．

 Copyright © by ORSJ. Unauthorized reproduction of this article is prohibited.

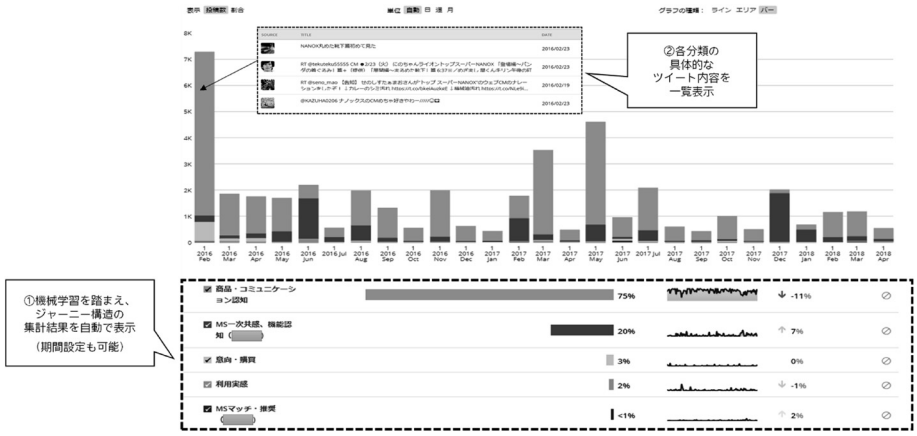

図 4　機械学習後に期間全体を集計・ビジュアル化

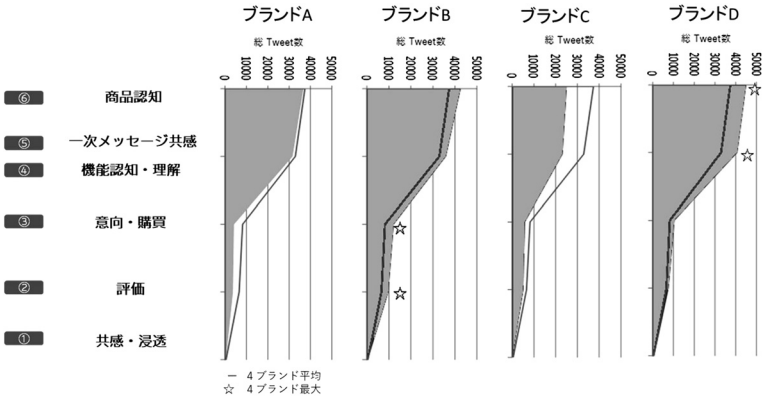

図 5　洗濯洗剤のステージの遷移の比較

5.　市場の理解からアクションへ：ステージの変化を捉えてアプローチする

前節までの事例は，ブランド経験の今を理解し，次のアクションに移行するためのビッグデータの活用の考え方であった．これらは，どちらかと言えばブランド側の商品・サービス設計，広告活動などに牽引されているジャーニーである．一方で，消費には，就職，結婚，転居など，生活者の側の都合でジャーニーのステージが変化することも多い．そういった生活者のステージ変化の予兆を発見し，その生活者を追いかけるということにも SNS のビッグデータは活用可能なことがわかってきた．

ところで，Twitter やほかの SNS データを用いてマーケティング上重要な予兆を捉えようという試みは，多くないようである [6]．いくつかの予測に関する研究としては，株価や流感の伝搬などが挙げられるが，いずれも SNS データは説明変数として活用されており，目的変数データは別途準備しなければならない．以下の例は，SNS のビッグデータの 3V の性質に着目して，目的変数と説明変数をともに Twitter の中から生成しようという試みにあたる．

ここで紹介する例は，転職の予兆分析である．実はアイデアは至ってシンプルである．まず，分析にあたってデータを生成するところから始まるが，転職者の認定は「新しい職場」に関するキーワードをつぶやいたユーザーとする．もちろん，転職をしてもつぶやかないユーザーもいるので，すべての転職者を網羅したデータではないが，転職したユーザーの特徴を抽出する出発点にはなる．さらにそれらのユーザーについて，過去のツイートデータを抽出する．図 6 のように結果から遡ってデータセットを準備する．並行して同時期の非転職ユーザーについてもデータを準備する．分析の詳細は割愛するが，このデータに各種の予測アルゴリズムを用いて転職者に特有のツイートについて抽出を行い，各人の転職スコアを算出する．分析結果につい

Copyright © by ORSJ. Unauthorized reproduction of this article is prohibited.

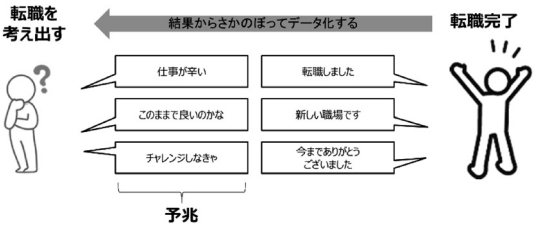

図 6　転職したユーザーを認定し過去に遡ってデータを作る

① 転職ユーザーのツイート取得(4,242人)
② 「新しい職場」を含むツイートをしたユーザーの直近3,000ツイートを取得
③ 取得したツイートのうち「新しい職場」を含むツイートから2ヶ月前 ~ 3ヶ月前までの1ヶ月間を「転職検討期間」と仮定
④ 該当期間のツイートを分類に利用

⇒ AUC:0.73,Precision:0.77, recall0.19

図 7　転職予測分析の概要と結果

ては，図 7 にまとめておく．

この転職の事例では，Twitter のデータから生成された転職者分類器は，Precision 77%と予測精度は比較的高いものの，転職者のすべてを補足できるものではないこともわかった．さらに異なるモデルを作成するなど，転職者全体をカバーするような試みは今後も必要ではあるが，広告の立場からは，モデルで予兆ありと判別できたユーザーには積極的にアプローチを仕掛けていきたいと考える．図 8 は上記の転職者分類器から転職確率が高いと判定したユーザーに対し，Twitter 分析から広告配信が可能なシステム KIZUNA を通じて配信，一般のビジネスマンとの反応率の違いを検証したものである．ここで「エンゲージメント率」とは，広告に対して，クリック，リツイート，返信，フォロー，いいね，などの反応をした率で，CTR (Click Through Rate) はそのうちクリック率である．ビジネスマンは全般的に転職意向がなくとも転職サイトの広告に反応してしまうが，予測エンジンを通じたターゲティングではいずれも 2 割程度の上昇が見られた．これらの結果より，Twitter はユーザーのステージ変化を一定のレベルで捉えることが可能であり，またそこからステージに差しかかったユーザーへのコミュニケーションも可能であることがわかった．

ここでは，Twitter で発見した有望ターゲットに対して，同じくインターネット上の広告を使ってアプローチを行った．しかし，Twitter には先に紹介したように，数々のロケーションに関する情報が含まれている．商品カテゴリーによっては，店頭やイベントといった消費者接点が重要な役割を果たすことも多く，ここでの予兆分析の逆解きから発見することもある．その場合は，オフラインの店頭やイベントを実施することとなる．

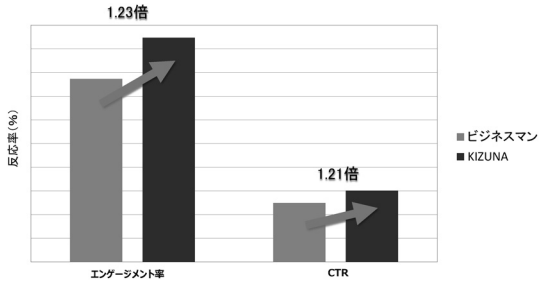

図 8　予兆ありユーザー向け広告配信テスト

6. SNS ビッグデータを活用した成功モデル発見に向けた三つのポイント

今回紹介した SNS ビッグデータを活用したマーケティングの成功モデルの発見の方法について，分析に使用されたデータの特徴，組織・システム，アクションの構造の観点からまとめる．

1. SNS のデータから行動×嗜好のデータを抽出
   ID 付 POS データもシングルソースデータとして有益であるが，ブランドに対しての選好，非購入商品についての情報が欠けている．SNS データにはそのような情報が多く存在する．ツイートの中から行動データを抽出することで，マーケティングに有益な行動×嗜好のデータを，しかも競合ブランドも含め生成することができる．
2. 消費行動モデルはエキスパートが規定し，機械学習で全量データに適用
   商品カテゴリーによって異なるカスタマージャーニーについては，人間のナレッジが優れている．このエキスパートのナレッジを効率的に学習させる組織とシステムをそろえることで，ビッグデータ全体をリアルタイムに分析・把握できるようになり，競合ブランドとの違いも明確となる．
3. トリガーモーメントを捉え，アプローチするコンタクトポイントを確保
   データ分析が価値を生み出すためには，発見した予兆が現れるトリガーモーメントに対してアプローチの手段を確保する必要がある．多くの

 Copyright © by ORSJ. Unauthorized reproduction of this article is prohibited.

SNS はデータの供給元でありかつコミュニケーション媒体でもある．分析とアクションのブリッジを行う IT インフラの整備は必須である．

7. 最後に：マーケティング領域におけるビッグデータ戦略

広告会社などのマーケティング業界では，さまざまな業種・業界へのサービスを実現するためのビッグデータ基盤の整備を進めており，日本企業もグローバル化を進めている [19, 20]．また新たなデバイス，IT サービスを通じてデータを収集・供給する企業も次々と参入しており，複雑に絡み合う．これら IT 企業とデータ企業の業界マップは，その混沌さからカオスマップと呼ばれている（[21] など）．

今回取り扱った Twitter データは，ID で紐づけられたデータである．デジタル広告では元来 Cookie と呼ばれるブラウザ固有の識別子で紐づけられていたが，スマートフォンの普及による 1 ユーザー複数デバイス化に伴い，Cookie では生活者の全体像把握に限界があることがわかってきた．そこで SNS のように ID でデバイスをまたがりサービスが受けられるプラットフォーマーのデータが脚光を浴び，GAFA (Google, Apple, Facebook, Amazon) が注目されるに至った．これに対しては，欧州の GDPR（EU 一般データ保護規則）など個人情報配慮による制限もできつつあるが，一方で情報銀行といった新たな個人と企業との情報信託のあり方も模索が始まっている [22]．

本稿では，Twitter のビッグデータとそれを活用した生活者行動の把握および生活者へのアプローチの方法について論じてきたが，上述のようにデータをめぐる環境は目まぐるしく変化しており，ビッグデータ分析の活用方法およびそれに立ち向かう組織編制も変化していくことが容易に予想される．しかし，使えるデータの特徴を理解し，人のナレッジとデータ技術を組み合わせ，生活者にアプローチしていくという本質は変わらないだろう．本稿が，そのようなビッグデータに対する実務的なアプローチの理解の一助になれば幸いである．

参考文献

[1] G. L. Lilien, P. Kotler and K. S. Moorthy, *Marketing Models*, Prentice Hall, 1992.

[2] J. エリアシュバーグ，G. L. リリエン編（森村英典，岡太彬訓，木島正明，守口剛監訳），『マーケティングハンドブック』，朝倉書店，1997.

[3] ウェブ電通報編集部，「人に寄り添える『People Driven Marketing』のすすめ」，ウェブ電通報，https://dentsu-ho.com/booklets/302（2019 年 2 月 10 日閲覧）

[4] J. Manyika, M. Chui, B. Brown, J. Bughin, R. Dobbs, C. Roxburgh and A. H. Byers, *Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity*, McKinsey & Company, 2011.

[5] A. McAfee and E. Brynjolfsson, "Big data: The management revolution," *Harvard Business Review*, **90**(10), pp. 60–68, 2012.

[6] A. K. Rathore, A. K. Kar and P. V. Ilavarasan, "Social media analytics: Literature review and directions for future research," *Decision Analysis*, **14**, pp. 229–249, 2017.

[7] S. Ransbotham, N. H. Lurie and H. Liu, "Creation and consumption of mobile word-of-mouth: How are mobile reviews different?" *Marketing Science*, to appear.

[8] 江頭瑠威，「『SNS ビッグデータ』がインバウンドマーケティングを加速する」，ウェブ電通報，https://dentsu-ho.com/articles/6023（2019 年 2 月 10 日閲覧）

[9] X. Zheng, J. Han and A. Sun, "A survey of location prediction on Twitter," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, **30**, pp. 1652–1671, 2018.

[10] A. Culotta and J. Cutler, "Mining brand perceptions from twitter social networks," *Marketing Science*, **35**, pp. 343–362, 2016.

[11] ソーシャルメディアラボ，「11 のソーシャルメディア最新動向データまとめ」，https://gaiax-socialmedialab.jp/post-30833/（2019 年 2 月 10 日閲覧）

[12] 電通プレスリリース，「電通と NTT データ，ソーシャルメディア・ビッグデータの解析を起点とした新たなソリューションの開発・提供で協業」，http://www.dentsu.co.jp/news/release/2015/0123-003948.html（2019 年 2 月 10 日閲覧）

[13] K. N. Lemon and P. C. Verhoef, "Understanding customer experience throughout the customer journey," *Journal of Marketing*, **80**(6), pp. 69–96, 2016.

[14] E. Macdonald, H. N. Wilson and U. Konus, "Better customer insight-in real time," *Harvard Business Review*, **90**, pp. 102–108, 2012.

[15] D. M. Hanssens, L. J. Parsons and R. L. Schultz, *Market Response Models: Econometric and Time Series Analysis*, 2nd edition, Springer, 2003.

[16] 秋山隆平，『情報大爆発—コミュニケーション・デザインはどう変わるか—』，宣伝会議，2007.

[17] S. Khalifa, Y. Elshater, K. Sundaravarathan, A. Bhat, P. Martin, F. Imam and C. Statchuk, "The six pillars for building big data analytics ecosystems," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, **49**(2), article number: 33, 2016.

[18] L. Cao, "Data science: A comprehensive overview," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, **50**(3), article number: 43, 2017.

[19] 日本経済新聞，「ソフトバンク『データ経済圏』GAFA に挑む」，2018 年 7 月 31 日

[20] 日本経済新聞，「電通，1000 億円買収を迫ったデジタル化の波」，2016 年 8 月 22 日

[21] S. Brinker and A. Thanker, "Chiefmartec.com Marketing Technology Landscape," https://cdn.chiefmartec.com/wp-content/uploads/2018/04/marketing_technology_landscape_2018_slide.jpg（2019 年 2 月 10 日閲覧）

[22] 日経産業新聞，「電通・博報堂，データで変わる　広告から経営支援まで」，2018 年 12 月 7 日

Copyright © by ORSJ. Unauthorized reproduction of this article is prohibited.