

広告評価ツールとしてのソーシャルビッグデータの可能性

～高速PDCAはビッグデータからはじまる～

ライオン株式会社 南 曉氏

入賞所感

マーケティングの最前線に立つ多くの人達を束ね、指揮する者として、自身にその責任を担う資格があるのか？その是非を問い質すことが、このコンペにエントリーする大きな理由の一つです。

結果は「優秀賞」ということで微妙な感じではありますが、土俵際で徳俵に指がかかるも、なんとか耐え忍んだって感じです。(笑)

他の論文に対しどこが劣っていたか、視点、内容、論旨の展開等、上位作品と読み比べ、しっかり反省させていただきます。



はじめに

ビッグデータ。日本でこの言葉がメディアに登場し始めたのは、2010年頃である。デジタル技術の進化、クラウド環境の充実により突如現れ、コンピューターメーカーのTVCMによって瞬く間に広く一般に知れ渡るビジネストレンド用語となった。そして現在では、ビッグデータを如何に活用するかが、競争優位を確保するキーになると言われている。しかし、これまで多くの人々は、ビッグデータで何が解決できるのかを具体的にわからないまま、ただ“ビッグ（巨大）”という言葉の響きに魅せられ、ビジネスチャンスを開き切る万能の道具のように思い込み、多大な期待を寄せるのみであった。漸くここにきて効用イメージが掴めはじめ、幾つかの分野では具体的な活用方法が報告されつつあるが、こと広告分野での広告効果評価ツールとしてのビッグデータの活用は、他分野に比べ遅れていると言わざるを得ない。その理由は、当該分野における効果評価の手法とノーム値が既に別途確立されており、データの特性も扱いたい方もわからない新たな評価指標を加えること

に対して消極的であったためであろう。また、ビッグデータの登場と時同じくして、急速に台頭してきたデジタル広告の活用対応に追われたことも、取り組みが遅れた大きな要因となった。新進の情報メディアであるデジタル広告への出稿ノウハウを確立するため、リーチ、インプレッションといった新指標を分析、研究する必要があったためである。しかし、SNSの急速な普及に伴い、各企業はSNSをクチコミ広告媒体として注目することに加え、広告に対するユーザー反応を測る評価バロメーターとして、SNS上に形成される“投稿”というビッグデータに注目するようになった。

ライオン株式会社でも、遅ればせながら昨年より該当の課題に取り組んでおり、その取り組みを通して検証した広告評価ツールとしてのソーシャルビッグデータの活用可能性について論述する。

ビッグデータとは何？

そもそも、ビッグデータとは何か？ビッグデータは、その名の通りビッグ（巨大）である

だけではなく、「様々な種類・形式のデータ」であるという特徴がある。例えば、インテージ社等の提供するパネルデータは、DBマスタに基づき、データ項目の種類や個数、並び順がきっちり決められ運用される「構造化された定量データ」だが、SNS上での生活者の自由な発言により形成されるビッグデータは、それぞれのデータ種類も異なれば、個数、並び順も不確定な「構造化できない定性的色合いの強いデータ」である。加えて、そのデータ量が膨大であるため解析が極めて難しく、今まで管理しきれず見過ごされてきたデータ群となっていた。極端に言えば、マーケティングデータとしては、巨大なゴミの集まりだったのである。しかし見方を変えれば、ソーシャルビッグデータは生活者発信の情報であるが故に、生活者の本音、インサイトを把握することが可能な珠玉の情報群でもある。ビッグデータ活用の課題は、如何に大量情報の中から使える情報を抜き取るかであるが、近年のテクノロジー進化により高度なソフトウェアとハードウェアが登場し、データ解析能力については大幅に向上してきている。残る課題は、如何にして非構造化データに定量分析を可能にするフラグ（目印）を立てるか、そのノウハウの確立となった。つまり、巨大なゴ

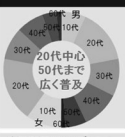
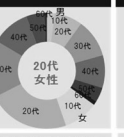
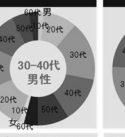
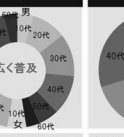
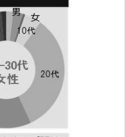
ミの中からマーケティング活用できる有用情報を抽出するために、「規則性ある目印」をどのようにデータに付与するかの勝負なってきたのである。

分析対象SNS（Twitter）の選定

広告評価ツールとしてのSNSデータの可能性を探ることが一番の目的だが、SNSにも様々なものがある。そこで、まず主だったSNSの特性を洗い出し、今回の分析目的に合致するSNSを選定した。広告評価ツールとして活用する上では、まずそのSNSが提供するデータがオープン情報であることが絶対条件である。加えて、現時点では画像、音声の分析は技術的に難しく、テキスト情報を基本とするものであること。そして、情報量（メンバー数）が多く、そのメンバー特性に偏りが少ないこと。以上が選定条件となる。その結果、今回の分析対象として「Twitter」を選定した。【資料1】

宝の情報を掘り当てる“呪文”

Twitterでは、現在全世界で毎日5億のつぶやきが発生し、そのうちの1割が日本で発生して

	Twitter	Instagram	Facebook	Line	@cosme
					
日本国内月次アクティブユーザー	2位 4,000万人 (2016年9月時点)	4位 1,600万人 (2016年12月時点)	3位 2,700万人 (2016年12月時点)	1位 6,600万人 (2017年1月時点)	5位 1,500万人 (2017年3月時点) * 400万会員
情報のオープン性	○	○	×	×	○
情報種別	テキスト中心	画像中心	テキスト中心	テキスト中心	テキスト中心
ユーザーの構成	○ 男女、年代別で過半数ユーザーが存在。 	○ 若年かつ女性の利用が多い傾向。 	○ 利用者の年齢層は他SNSと比べ高め。 	○ 利用者の裾野は広い。 	○ 働く女性が多く、美容関心度が高い。 
ユーザーの特徴	自己顕示型のメディアマーケティング活用に詳しい。日本では、若者の利用と合わせて、主婦層など利用者は増加。	女性や情報感度の高い層の利用が多いが、ビジュアルコミュニケーションのためマーケティング活用は過渡期。	クローズドのコミュニケーション手段であり、最近は年齢層が上がっている。規約上、データがあまり取れず、広告配信以外のマーケティング活用は難しい。	クローズドのメッセージアプリであり、フェイスブックやスタンプなどのプラットフォームなどはない。分析などは行い辛い。ユーザー層は幅広い。	キャンペーンやタイアップ関連情報を除けばマーケティングに有効に活用。内容がボズ、ネガに偏れ過ぎる等、注意が必要だが、話題性や商品検討時に最も近いメディア。

【資料1】主なSNSの特徴比較

いると言われている。つまり、日本では、毎日5千万のつぶやきが発生しており、これを情報と捉えると正にビッグデータである。しかし、このつぶやきの全てが広告評価に活用できるかというと、データの中身は玉石混合で、むしろ大半は活用に値しない情報、つまりゴミと考えていい。そこで、まず大量のつぶやきの中から活用に値する情報を抜き出す作業が必要となる。そのキーとなるのが「検索クエリ」というもので、正に宝を掘り当てる“呪文”の様なものである。しかし、この“呪文”は既成では無いため、独自の作成が求められる。当然、検索クエリの作り方次第で、元データから抽出できる情報の量、質に大きく影響するため、そのノウハウ確立が重要となる。そこで、当社もTwitter分析においては、この検索クエリ作りからスタートした。

検索クエリとは、簡単に言うとWEB検索時に入力する検索ワードと同じで単語の掛け合わせである。ただ、WEB検索と異なるのは、情報抽出のために、キーとなる単語をAND、OR、NOTで繋ぎ合わせた検索構文を作る必要がある点である。【資料2-①】

そこで、まず当社事業に関連する13カテゴリ41ブランドの検索クエリとなる構文設計を行った。そして、その作業を通し、検索クエリ作成時の基本ルール、注意ポイントを発見することができた。

検索クエリ作成時の注意ポイント

Twitterデータの中には、企業発信の宣伝、販促情報が思いの外多く存在することが判明した。その点を含め、分析対象となる全ての商品、ブランドに共通して分析に耐えうる情報を抽出するには、検索クエリ作成時に以下の5つに注意することが大切であることがわかった。①「治験」「モニター」といった調査被験者募集ワードは除外設定する。②「アマゾン」「楽天」「ヤフー」等のEC関連名称は除外ワードに設定する。③「売れ筋」「正規」等の販促煽り表現は除外ワードに設定する。④英字の商品、ブランドは、必ず表記ブレとして「カナ(かな)」名でもキーワード設定する。⑤カナ(かな)名の商品、ブランドは、同音類義語にも留意して除外ワード設定をする。特に④、⑤に関しては、商品名、ブランド名の特性に注意し、柔軟性のある設計対応が必要になる。例えば、当社の食器用洗剤「Magica」の場合、ユーザー表記では「マジカ」であったりまた「まじか」であったり様々で、正式表記名称の「Magica」のみで情報抽出を図ろうとすると、極めて限定的な情報となる。その一方、カタカナ表記、ひらがな表記を検索ワードにすることで、驚きの表現である「まじか!?!」だったり、ドンキホーテのポイントカード「マジカ」といった多くの異義語を拾い上げてくる可能性がある。

【資料2-②】

【検索クエリ構文のルール】

検索の種類	検索範囲 (図)	説明
AND検索		2つ以上のキーワードを入力した場合、キーワードAと「B」の両方を含む情報を抽出
OR検索		2つ以上のキーワードを入力した場合に、「A」と「B」のいずれかに関係のある情報を抽出
NOT検索		2つ以上のキーワードを入力した場合に、NOTの前に入力した「A」は含むが、NOTの後に入力した「B」は含まない情報を抽出

【Mgica事例にみるデータ抽出ノイズ】

＝「本当ですか？」

44 (*"a"*) 11月1日 まだ半分も到達してませえん！！
From: chikakane1543 at: 2015/07/16 08:37:43 JST

＝ドンキホーテのポイントカード

44 ドンキホーテでは200円消費してお買い物物が出来るらしい
From: _enes at: 2015/07/11 20:17:00 JST

＝キャラクター名

44 竜騎兵レオン ヒンが...途中でMagicaが鍛錬に水をさしてきて全然鍛錬にならなかった……
From: oreka_reon_bot at: 2015/07/16 15:22:03 JST

【Magicaの検索クエリ構文】

((("マジカ" OR "magica") AND ("ライオン" OR "LION" OR "洗剤" OR "チャーミー" OR "CHARMY" OR "台所" OR "食器")) OR ("まじか" AND "洗剤")) AND NOT ("アマゾン" OR "楽天" OR "Yahoo" OR "ヤフ" OR "羅安" OR "代引" OR "配送" OR "無料" OR "値上" OR "値下" OR "治験" OR "モニター" OR "売れ筋" OR "市場" OR "特別" OR "正規" OR "カード" OR "指定医薬" OR "城下町" OR "キャンペーン" OR "アンケート" OR "懸賞" OR "動物" OR "ポイント" OR "賞品" OR "クイズ" OR "メロ" OR "ごきげん" OR "跳ね" OR "リンダ")

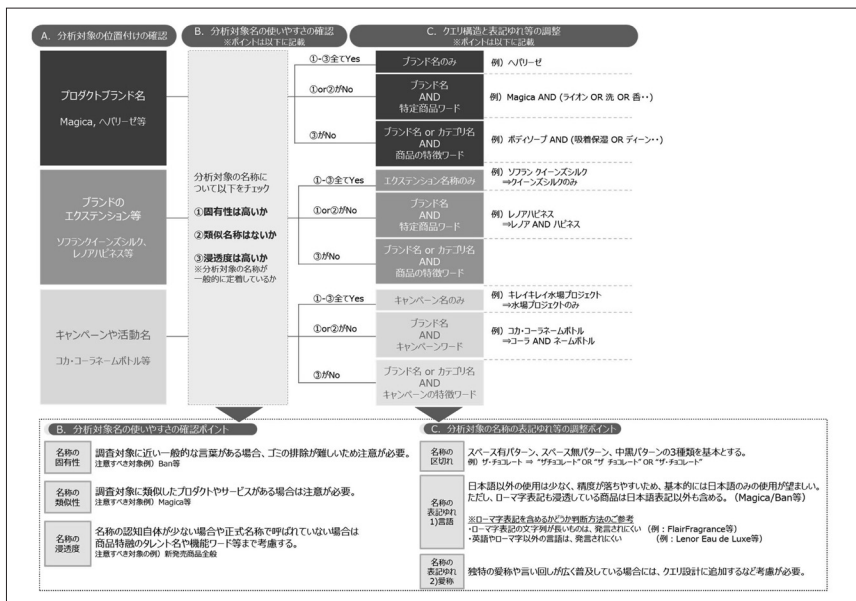
【資料2】 ①検索クエリ構文のルール ②Mgica 事例にみるデータ抽出ノイズ

そこで、当社では、検索クエリ作成作業を通して得た知見をもとに、より精度の高い情報抽出を行うための「検索クエリの構造化とその調整方法」をフロー化した。【資料3】

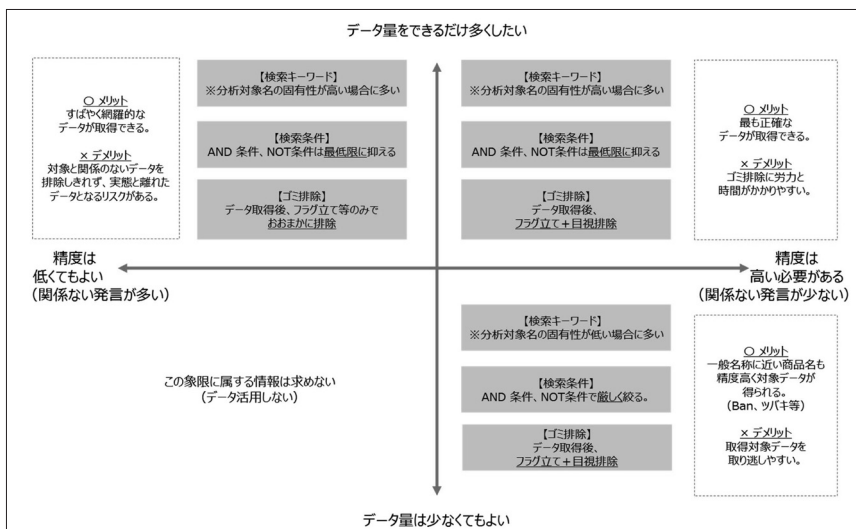
具体的には、「分析対象（商品、ブランドエクステンション品、キャンペーン）」とその「分析対象の名称の扱いやすさ（固有性、類似性、浸透度）」の要素組み合わせにより検索クエリの構造が異なるため、それぞれの場合におけるクエリの設計と修正方法の基本的な考え方につ

いてまとめたもので、検索クエリ設計時のバイブルとなっている。また、マーケティングに活用する際のデータ抽出アプローチについても、量と精度の観点から、求められるデータ内容毎に検索条件設定方法をルール化し、当ルールに則った運用を行っている。【資料4】

この様に、従来担当者個人のノウハウで分析を行っていた、いわゆる「暗黙知」を明文化することで「形式知化」し、組織全体での分析能力のレベルアップを図っている。



【資料3】 検索クエリの構造化とその調整方法



【資料4】 Twitter データをマーケティング活用する際のアプローチ

端な偏りがあり評価分析による示唆が出にくい場合には、Twitter以外のSNSデータ（@コスメ等）で量を補完して分析を行うことにしている。しかし、補完しても分析に耐えられるデータ量が得られない場合は、③定量評価を諦め、エスノグラフィー的に特定ユーザーにフォーカスした定性的な分析の可能性を追求、④しかし、その活用も難しいデータ質の場合は、評価データとして活用しないことにしている。

Twitterデータの広告評価への活用

Twitterデータの広告評価への活用において、最も大きなアドバンテージとなるのはその情報収集スピードである。SNSの場合、その情報粒度は粗いが、宣伝プロモーション、キャンペーンに対するユーザーの反応を即時に確認することができる。つまり、精度の高い分析には

耐えられなくとも、**成否の方向性を最も早く掴める情報となり、施策初期段階でのアラームとして活用できる**のではないかと考えた。ただ、問題となるのは、その評価基準が無いことである。そこで、カテゴリ別に自社競合品含めた過去のキャンペーン実施時のデータ分析を行い、評価基準を作成した。具体的には、キャンペーンスタートからの4週間、週別での対象商品、ブランドの話題量（ツイート数）、話題の広がり（インプレッション数）、ユーザーの広がり（ユニークユーザー数）、重要共起ワード数（タレント等）、評判（ポジ、ネガ数）といった項目について分析し、各カテゴリ内で最も成功したケースの数値及びカテゴリ内平均値をキャンペーン評価の基準とした。そして新たなキャンペーン実施時には、スタートから週毎に項目別実績を記入することで、**該当カテゴリの基準値に照らし合わせその成否状況を確認できるカルテ**を作成した。【資料7】

施策開始から4週目まで「1週間区切り・毎週積み上げ」の数値を記入する

商品&キャンペーン Twitterカルテ		1週目		新商品		ソーシャルキャンペーン		TVCM		パッケージリニューアル		新規タレント起用	
商品名		現在の進捗		ベンチマーク① (カテゴリトップ)		差分		ベンチマーク② (カテゴリ平均)		差分		評価改善	
立ち上がり(キャンペーンスタート)		1週間話題量		25,474		Tweet		-25,474		14,960		Tweet	
話題の広がり・活性度		impression		17,268,200		impression		-17,268,200		9,640,749		impression	
ユーザーの広がり		UU (ユニークユーザー)		16,516		UU (ユニークユーザー)		-16,516		10,590		UU (ユニークユーザー)	
重要共起ワード	タレント名	値	%	0	0	%	0	0	0	0	%	0	0
	プロダクト関連	値	%	3309	37.9	%	3309	-37.9	2307	54.5	%	2307	-54.5
	パッケージ	値	%	0	0	%	0	0	0	0	%	0	0
	利用・購入	値	%	2826	32.3	%	2826	-32.3	1779	33.0	%	1779	-33
評判	ポジ	Tweet		850		Tweet		-850		693		Tweet	
	ネガ	Tweet		2,068		Tweet		-2,068		1,233		Tweet	

【進捗入力フォーム】

診断施策の進捗数値を、項目別に入力(項目の規定)

- ・話題量………Tweet数
- ・話題の広がり……impression
- ・ユーザーの広がり……UU数
- ・重要共起ワード……切り口別の共起数、共起率
- ・評判………ポジTweet数、ネガTweet数

【カテゴリ別ベンチマーク数値】

各カテゴリのベンチマーク数値と比較(ベンチマーク項目)

- ・ベンチマーク①………カテゴリトップ数値
- ・ベンチマーク②………カテゴリ平均数値

【差分表示・評価記入】

ベンチマークとの差分から評価

現状とベンチマーク①、②の差分が自動算出されるため、結果に応じて現状の評価を行い、その後に向けた示唆を導く。

【資料7】 Twitter データを活用したキャンペーン評価カルテ

この基準値は、今後キャンペーン実施毎にカルテに記載、蓄積されるデータをもとに定期的に見直し、その評価基準としての精度向上を図っていく。

広告評価精度を高める新指標の開発

Twitterはニックネーム等で利用しているユーザーが多く、その匿名性の高さから、一見ユーザーの顔が見えないメディアの様に思われがちである。しかし、匿名性故にプライバシーに対する意識の低い投稿が行われるため、個人を特定しない形であれば、その発言内容から詳細なユーザープロフィールを明らかにすることが可能である。事実、Twitterの全量データを扱うNTTデータでは、独自の分析により、性別、年代をはじめとする様々なデモグラフィック情報に加え、職業、趣味、更には使用する鉄道路線といった情報までユーザープロフィールとしてデータに付与している。しかしながら、そのデフォルトプロフィールの全てが、当社マーケティング分析上のニーズを満たしているわけでは無い。広告評価ツールとしてTwitterデータを活用していく上では、当社独自のプロフィール付与が必要となる。そこで、独自ユーザープロフィール付与の可能性探索とその活用性確認を目的に、①特定タレントファンプロフィールと②購買行動関連プロフィールの付与に挑戦した。

特定タレントファンプロフィールの付与

Twitterデータをもって宣伝・キャンペーン評価を行う際、その第一の指標になるのは、ツイート数である。つまり、施策に対し如何に多くの人が興味を持ちつづやいたかがポイントとなる。しかし、その質にも注意しなければならない。この質の評価については、当然、評判（ポジ、ネガ）分析を行うが、つづやきの質としてもう一つ重要なのは、誰がつづやいているかである。つまり、ターゲットがしっかり反応しているかどうかである。このターゲット性のデモグラフィック評価につ

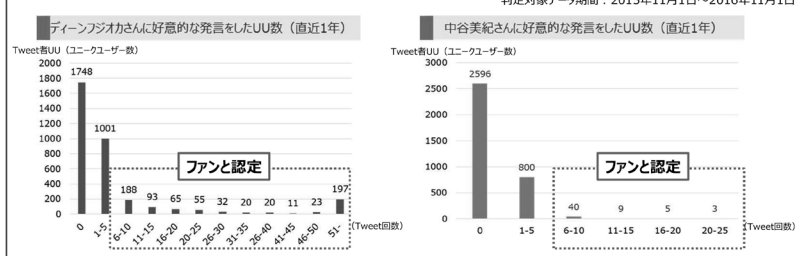
いては、NTTデータが付与するプロフィールで十分分析できるが、当社が目にしたのは、「タレントファン」というプロフィールである。

宣伝、キャンペーンでは有名タレントを起用するケースが多いが、その理由の一つは、起用したタレントファンが認知獲得、購買の火付け役になることへの期待である。しかし、タレントファンだけに刺さるマーケティングであれば、その成功は限定的となる。そこで、Twitterデータに特定タレントファンプロフィールの付与ができれば、より精度の高い宣伝、キャンペーン評価が可能になると考えた。これは、良くも悪くも自己主張のメディアであり、その発言内容から自由自在に顧客情報を抜き取ることができるSNSだからこそ可能な分析アプローチと言える。しかし、何をもってタレントファンと特定するか、その基準が無い。そこで、当社ボディースープ「hadakara」を事例に、タレントファン特定の基準作りを試みた。該当のCMには、ディーンフジオカと中谷美紀が出演するが、ファン特定のため、hadakaraに関する投稿者の中からCM出演前一年間にTwitter上で彼らに対して好意的投稿を行ったユーザーをその回数別に分類した。【資料8-①】

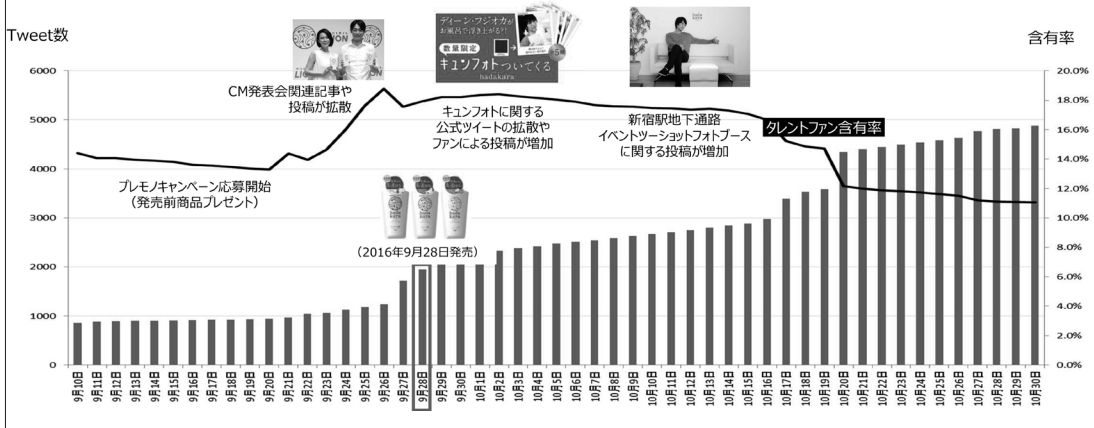
その結果、両者とも年間5回という数値が分岐点になり、そこを超えると急激にユーザー数が減少する傾向が見られた。一般ユーザーとファンとの間には、タレントに対する大きな意識差が生じるはずで、ユーザー数が激減するこの分岐点は、コアなファンを規定する基準になると考えた。当然、当規定値については今後精査していく必要があるが、Twitterデータへのファンプロフィール付与によるマーケティング活用性を確認する上では、十分な精度であると考えた。そして、ファンプロフィールを付与したデータを使い、hadakaraの各キャンペーン施策とその期間のTwitter投稿に占めるファン含有率の変化を分析してみた。【資料8-②】

定石通り、ツイート量の増大に伴いファン含有率には低下が見られた。また、商品サン

【 Twitterファン判定の基準】



【 hadakaraに関する総ツイート数とツイート内ファン含有率の推移】



【資料 8】 ① Twitter ファン判定の基準 ② hadakara に関する総ツイート数とツイート内ファン含有率の推移

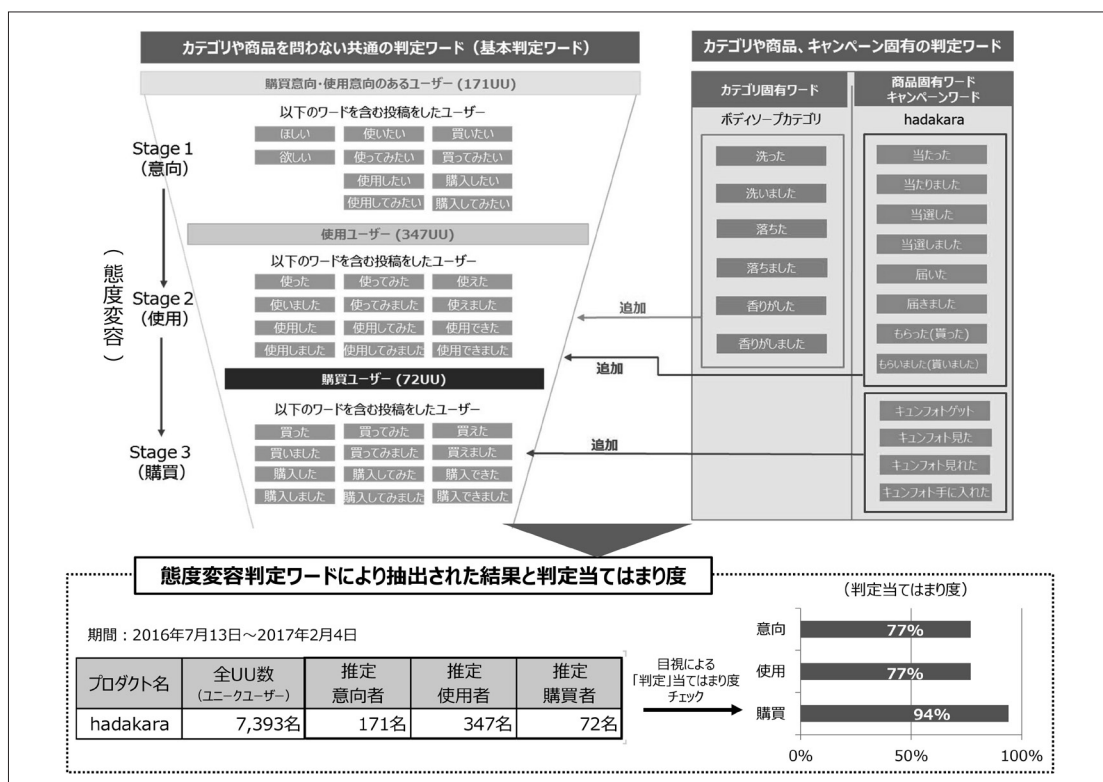
プリングの様な商品そのものへの興味、関心を引き、トライアル促進を目的としたキャンペーンでは、一般ユーザーの関与が上がりファン含有率が低下、逆に、タレントを前面に押し出してブランド認知を獲得することを目的としたキャンペーンでは、ファン含有率が高くなる結果が見られた。次に、ファンの投稿が情報拡散にどれだけ寄与しているか、これもファンプロファイルの付与により可能となると考えた。そこで、リツイート（引用投稿）データを用い、ファンからファン以外へ情報拡散の構造を分析した。結果、hadakaraのケースにおいては、分析期間内のリツイートにおいて、ファンからファン以外への情報拡散数は全リツイートの2%であることが確認された。ただ、この数値だけでは、多いのか少ないのかその評価が難しい。そこで、トップスーパーNANOXのケースも分析し、それとの比較を行うと、CM起用タ

レントである二宮和也ファンから非ファンへの拡散数は、全リツイートの7%もあり、hadakaraのケースにおけるファンから非ファンへの情報拡散は、極めて限定的であったと評価された。キャンペーン評価におけるファン含有率の評価基準及びファンから非ファンへの情報拡散の評価基準設定については今後の課題ではあるが、これらの結果から、ファンプロファイル付与により、従来の調査では難しかったファン、非ファンという視点でのキャンペーン評価分析がSNSでは可能になるという特徴が確認できた。

分析データとしてのSNSの弱点の一つは、使用、購買といった態度変容情報と紐づいていないことである。逆に言えば、これが可能になれば、マーケティングデータとしてのSNSの価値は一気に向上するため、Twitterデータへの購買行動関連プロフィールの付与を試みた。当作業も、ユーザー発言内容からの判定ワードの抽出がポイントとなる。ただ、態度変容の判定は複雑で、「意向」「使用」「購買」という3つのステージがあり、加えて、判定ワードもカテゴリや商品によって少しずつ異なってくる。そこで、①まず、カテゴリや商品を問わない共通の判定ワード（基本判定ワード）を各ステージ別に規定、②次に、カテゴリ特有の判定ワードを規定、③最後に、商品、ブランド固有の判定ワード（キャンペーンワードを含む）を規定するという3つのステップを踏んで態度変容判定ワードの精緻化を進めていった。また、これら判定ワード決定のプロセスとしては、①まず、

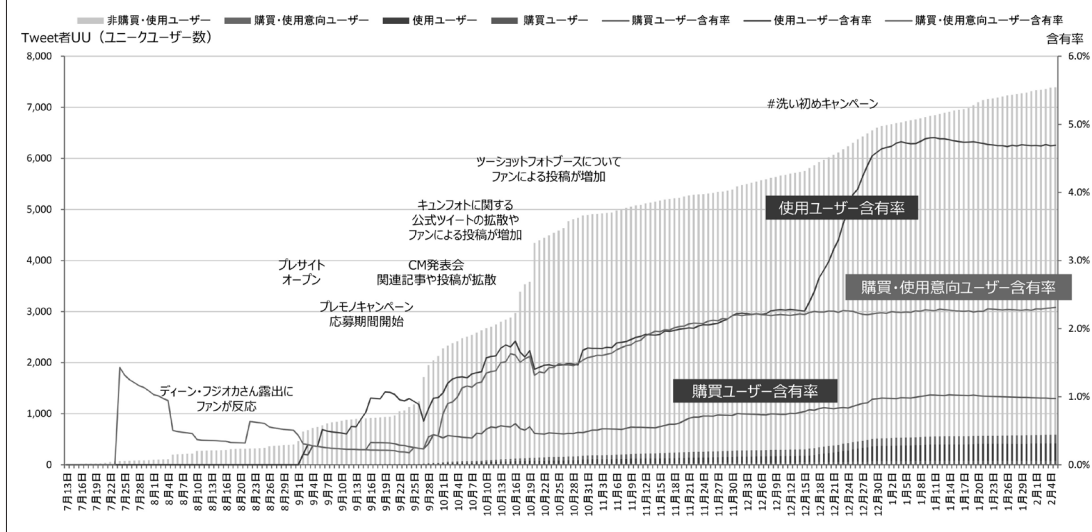
試行錯誤しながら判定ワードを設定、②次に①で設定された判定ワードを含む投稿を抽出、③次に、②で抽出された投稿を目視で確認し、態度変容が行われているかどうかを判定、④その結果から判定の当てはまり度（率）を算出、⑤当てはまり度（率）が悪い場合は、①の作業に立ち戻り判定ワードの見直しを行う。アナログ的ではあるがこの作業を繰り返し行い、カテゴリ毎に態度変容判定ワードを規定した。例えばボディソープでは、「意向」「使用」「購買」の各ステージとも7割から9割前後の高い当てはまり度で、特に「購買」は9割以上の精度で判定できている。【資料9】

他の生活用品カテゴリでも、同水準のあてはまり度を確認できている。これにより、高い精度でTwitterデータに態度変容フラグを立てることが可能であることがわかり、同時にキャンペーン施策によるユーザーの態度変容（使用、購買への影響）が即時に分析できることが明らかになった。【資料10】



【資料9】購買行動関連プロファイルの付与ルール（ホディソープ hadakara の事例）

(ボディソープ「hadakara」のケース)



【資料 10】(Twitter データで分析した) キャンペーン施策による態度変容状況

最後に

画像・音声分析の難しさや、カテゴリによってはデータ抽出が難しく分析に足る量が得られないといった課題は残るものの、広告評価ツールとしてのソーシャルビッグデータの活用範囲は極めて広いことが、今回の分析を通して明らかになった。特に、その分析スピードには大きなアドバンテージがあり、目まぐるしい市場変化に対応する高速PDCAが求められる近年のマーケティングにおいては、欠くことのできない分析ツールとなって

きている。

今後更なるテクノロジーの進化により、データの処理スピードも精度も著しく向上するであろう。特に、人工知能 (AI) の進化は、より複雑なパターン分析を可能とし、定性色の強いこのビッグデータの定量的活用を促進し、一躍マーケティング分析データの主役に押し上げる可能性がある。

当社のソーシャルビッグデータ活用はまだ緒についたばかりだが、早急に知見を蓄え、更なる活用可能性を探っていきたい。

以上

審査講評

高度化の一途をたどるビッグデータ分析ツール・技法だが、それをコンサルティング会社や調査会社に発注せず、自社で真正面から取り組むことの重要性を痛感させられる。タレントファンの識別やファンの投稿の拡散評価の工夫のように、様々な可能性を有するデータを、自社商品のマーケティング

に適合した形で活かす方法を追求していくプロセスはユニークかつ論理的で非常に貴重な内容である。今回は分析対象がTwitterの検索ワードのみとなっているが、検討の成果をチャートやガイドラインとして明文化し、共有可能な点は今後の進化の点から非常に重要なポイントである。文章・資料も非常に読みやすく数値的裏付けもあり、説得力の高い論文である。