

Twitter, 何ツイートあれば価値観が分かるのか?

谷田 泰郎*1
Yasuo Tanida

胡寅駿*1
Yinjun HU

*1 シナジーマーケティング株式会社
Synergy Marketing, Inc.

あらまし:

我々は、約 2.1 万人分の社会行動調査から得られた 61 個の価値観成分から規定した 12 種類の人の類型を *Societas* と呼んで各種のデータを紐づけるハブとして用いている。そのうち、22 個の価値観との Twitter-ID の紐付け調査 (約 1,200 人分) から、Twitter-*Societas* (Twitter-価値観) モデルの構築を試みる研究を続けてきた。本稿では、企業のマーケティング活動に実際に利用することを想定し、その際に何ツイートあれば、価値観が分かるのか、又、価値観ごとにどんな表現の違いがあるのかについて報告する。

1. はじめに

デジタル情報空間の拡大が消費行動に大きな変化をもたらしている。今日の消費者は、能動的に活動し、お互いに送受信を繰り返すことで社会的ネットワークを構築し、ブランド醸成にまで参画し先導する。進化し続ける消費者は、精神的な刺激や感動を体験できるビジネスモデルを求めている。すなわち、心理的・精神的便益こそが最も基本的なニーズであり、マーケターが実現できる究極の差別化である [2]。そのような変化の過程で、サービス提供者がマーケティング施策の最適化を行うためには、性別、年齢、職業などのデモグラフィック属性を利用するだけでなく、消費者心理を理解し、その行動を予測する必要がある。

このような背景の中、我々は、61 個の価値観成分により説明される社会的類型 (以後、本稿では *Societas* と呼ぶことにする) と情緒ベネフィットを中心に据えて、多くの企業が持つ購買履歴、メール情報、商品やサービスのレビュー、WEB の回遊履歴、ブログやツイート情報、消費者調査情報など、様々なデータとリンクすることによって得られる関係性を、消費者の行動を説明するモデルとして量産して行くための研究をしている [1][3][4][5][14][15]。

Societas のような社会的類型を規定した理由は、マーケターがターゲティングやセグメンテーション、あるいはポジショニングを行う際の消費者像を精神的・心理的な側面や行動から精緻に説明することで、マーケティング施策にインスピレーションを与えるため、また、*Societas*、価値観、情緒ベネフィットを核にして社会知ネットワークを構築す

ることで、マーケットに参加する社会構成員に集合知を還元するため、さらには、心理的・精神的便益に裏打ちされた行動予測モデルを量産し、これらの枠組みを精緻化していくことで、*Societas* そのものをマーケットの将来予測を行う際のエージェントの複製元として用いることも理論上可能となるからである。

これらの一連の研究の中で、発言者の言語能力や表現方法も含めた発言そのものを価値観だと考え、マイクロブログ上の発言から心理的・属性的である価値観を推定する実験を行ってきた [1][3]。先行研究では、価値観と発言者の言語的成分をモデル化し、Twitter のようなテキスト情報を証拠にした場合の *Societas* 推定に関する有効性を確認している。本稿では、企業のマーケティング活動に実際に利用することを想定し、その際に何ツイートあれば、価値観が分かるのか、又、価値観ごとにどんな表現の違いがあるのかについて報告する。

2. 価値観と *Societas*

2.1 価値観

ヒトの持つ潜在的な情報の伝達単位は、ヒトからヒトに複製されながら変化を続けている。このような情報の伝達単位はコミュニケーションの伝達単位であり、コミュニケーションを可能にする複雑な脳を持つヒトのような生物に限定され、動物学的な遺伝子と区別されるコミュニケーションにおける自己複製子は、*meme* (ミーム) と呼ばれる概念に近いものである [7][8][17]。然しながら、我々の目的は、脳の中に定住しているミームを確認することではなく、コミュニケーションの伝達単位を脳の外側で観察できる表現型効果、外界での帰結としてとらえ、マーケティングコ

連絡先: 谷田泰郎, シナジーマーケティング株式会社
研究開発グループ, 電話番号: 06-4797-2900, メール
アドレス: tanida.yasuo@synergy101.jp

コミュニケーションのツールとしての精度を向上させることである。本研究が目指す範囲は、消費行動に限定したものであり、その視点から価値観を情報の伝達単位と考え、定性調査と定量調査（WEB アンケート）を実施した[1][3][4]。本稿では、調査の内容や価値観の定義の方法についての詳細は述べない。

61 個の価値観成分のうち、本実験では、そのうち Societas への情報量が大きかった 22 個の価値観成分を利用している[1][3]。22 個に絞った理由は、61 個の成分を作成するためには、303 項目の 2 水準の選択肢に回答してもらう必要があり、マーケティング現場での利用を考えた時には現実的でないからである。

表 1：価値観成分

価値観フレーム	成分数	成分の内容（ネーミング）
基本的な性格	11	好奇心旺盛 デリケート マイペース 協調型 勤勉 上昇志向 楽観的 短気 達観 ルーズ 理系
ポジティブ価値観	8	自己愛 自己実現 アウトドア スポーツ 恋愛 趣味 ギャンブル ひとり時間
ネガティブ価値観	3	否定・批判 非常識 期待はずれ
家族関係	7	結婚願望 不仲 責任感（主婦軸） 責任感（扶養軸） 良好（別居家族） 不十分 良好（同居家族）
友人関係	8	ストレス 親友中心 ネットワーク重視 社会的 大人数派 消極的（独身） 仕事人脈中心 ノンストレス
仕事に対する価値観	5	満足 ストレス プライベート重視 キャリアアップ 転職願望 堅実
時間に対する価値観	11	ゆとり 余裕がない 充実 仲間優先 家族優先 趣味優先 インドア派 アウトドア派 家事分担 退屈 自己投資
お金に対する価値観	8	ギリギリ ゆとり 貯蓄志向 家族優先 慎重派 自己投資 堅実生活 常識的

2.2 Societas (価値観の社会的類型)

被験者ごとの価値観の成分得点の分布を基に Societas を規定している[1][3][4]。表 2 に規定した価値観の社会的類型である 12 個の Societas を示す。

表 2：Societas (価値観成分の社会的類型)

#1-1	受け身な隠者タイプ
#1-2	受け身な清閑タイプ
#2-1	家族大好き悠々タイプ
#2-2	家庭的な真面目タイプ
#3-1	アウトロータイプ
#3-2	こだわりインドア派タイプ
#4-1	自分中心的なアクティブタイプ
#4-2	好奇心旺盛なバランス人間タイプ
#5-1	家族想いの多忙ワーカータイプ
#5-2	社会的な堅実ホームメーカータイプ
#6-1	繊細な個人主義タイプ
#6-2	好奇心旺盛な人生謳歌タイプ

2.3 価値観モデル

被験者ごとに価値観成分（表 1）と Societas 番号（表 2）を与え、それを教師データとして学習することでベイジアンネットワークによる確率モデル（学習に用いたデー

タは、21,013 件。価値観成分はすべて「あり／なし」の 2 値に離散化。Societas 番号は 12 水準。）を構築している（図 1）[1][3][4]。

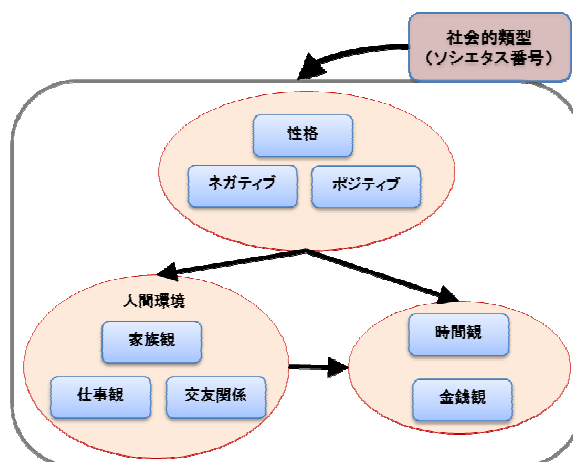


図 1：価値観モデル

3. Twitter-Societas (Twitter-価値観)モデル

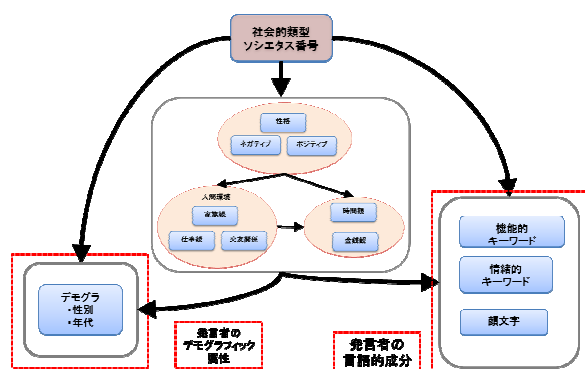


図 2：Twitter-Societas (Twitter-価値観)モデル

本研究では、約 2.1 万人分の価値観モデル及び Twitter, Societas の紐づけ調査（1,147 人分）により、教師データを作成し、先行研究[1][3]の Twitter-Societas モデル（図 2）に準じた確率モデルを作成して利用した。の作成方法は、先行研究に準じている。価値観成分は前述のように Societas への情報量が大きかった 22 個の価値観成分を用いているが、言語的成分は、1,147 人分の書き込みから先行研究に準じて抽出し直した（各価値観成分に対して感度が高い語彙から主成分により抽出した第 1 成分、第 2 成分の 2 変数。合計 44 変数を「あり／なし」の 2 水準に離散化）。

3.1 Twitter-Societas モデルの活用事例

ここで、Twitter-Societas モデルの活用事例をいくつか紹介しておく。

キーワード検索によって得られる Twitter の書き込みか

ら性別や年齢、年代などの消費者属性やポジネガ判定などを行うサービスを展開している A 社と、そのサービスに Societas 属性を加えるための検討をしている。その理由は、Societas 属性を介した価値観、情緒ベネフィットやリンク先のデータ等から得られる知見により詳細に消費者のイメージを把握することができ、また、ブランディングや製品開発のヒント、CM をはじめとするマーケティング施策の評価、調査分析など様々な目的でサービスを利用する顧客の広範な要求に適應することが可能となるからである [14]。

また、視聴率の測定ができず広告主への商品価値の説明が困難であった BS12 チャンネルのテレビ番組「ハワイに恋して」に対して、番組の視聴者の Twitter への書き込みから、番組視聴者の Societas を推定し、他の番組の Societas や価値観との比較によって、どのような人が番組のファンであるのかの説明を付加した。また、エンターテインメント系の他のデータからの知見を利用して番組視聴者の嗜好を付加し説明力の強化を行っている[15]。Twitter の書き込みには、テレビ番組に対する意見や視聴者の特徴が表れやすいことなどから、このドメインでのアプローチは有効だと思われる。

さらに、インターネット選挙解禁に伴って、今後、インターネットを活用した選挙活動や事前の選挙戦略の立案、候補者と投票者とのコミュニケーションが活発化すると予想される。候補者は Facebook や Twitter、メール配信などを利用して候補者とコミュニケーションを取る。コミュニケーションにはテキストや画像（本稿では触れない）が使われるが、その仲介となる言語情報やネットワーク情報、送受信の時間、書き込みの長さ等から、投票者の候補者に対する政治的関心のステージ（Hot 度）を定義し、さらに社会的性格クラスを用いて、投票者を詳細に知ることで、コミュニケーションの最適化を図ることが可能になる。ま

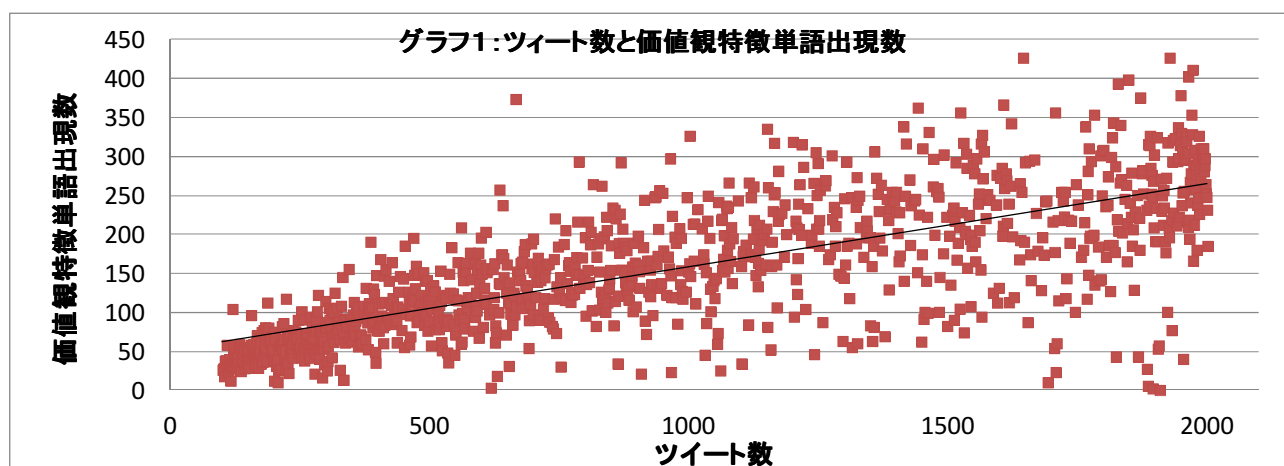
た、政党全体の支持者や地域における政党の支持者、候補者の支持者、対立政党や対立候補の支持者の分析も同様の手法によって可能になる。ここで、社会的クラスは、Societas とリンクされている別の価値観クラスで、政治や社会的貢献などの興味が表れやすい 3 個あるいは 6 個（クラスタリングの粒度による）の価値観クラスである。これらのクラスは、Societas を介して他のデータともリンクしているのでコミュニケーションを最適化するための様々な役割を果たす。例えば、ある社会的クラスの価値観割合が大きい場合、生活には余裕があるが「子思いの親」であり、増税政策にも憲法 9 条の改正にも反対している可能性が高い、また、ある社会的クラスの価値観割合が大きい場合、体制や政策には批判的になりやすいが、正義感が強く批判的な性格が原因で諸外国に対する日本の弱気な姿勢に憤りを感じており、憲法改正擁護派（特に 9 条に関して）である可能性が高いなどのヒントを得ることができる[14]。

3.2 価値観推定に必要なツイート数

それでは、前述の例のように実際のマーケティング活動に利用することを想定した場合、どの程度のツイートあれば、価値観や Societas が推定できるのだろうか。

グラフ 1 に BS12 チャンネルのテレビ番組「ハワイに恋して」の評価の際に調べたツイート数と証拠となった価値観に対して特徴のある単語の数の関係をグラフ 1 に示す [15]。散布図のプロットは、「ハワイに恋して」のフォロワー一人一人に対応している。縦軸は、Twitter ソシエタスモデルの価値観の証拠になった特徴語の総数である。多ければ、多いほど Twitter 発言者が価値観を推定するための証拠をたくさん落としたことになる。縦軸は、各フォロワーのツイート数である。

グラフをみると、当然のことながらツイート数が増えれ



ば、証拠となった特徴語の数も増えていく。また、証拠数だけではなく、分散も大きくなっていく。それは、ツイート数が増えても証拠を落としにくい人があることを示している（アンケートによる質問の反応率が低いのと似たような傾向、例えば、Societas 番号が#1-1,#1-2 の類型の人は証拠を落としにくい）。グラフを見ると、1,000 ツイート以下では、証拠数も少なく、証拠数の分散も小さい。この事例では、そのような理由から、1,000 ツイート以上の人を分析対象にしている[15]。

それでは、ツイート数と正解率の関係はどうなっているのでしょうか。残念ながら、「ハワイに恋して」の事例や選挙における候補者のフォロワー分析の事例では、正解は測れない。あくまでも、我々が持っているモデルの出力結果がそのまま分析結果となり、それが正しいかどうかの評価は目視で確認するしかないからだ。

そこで、そもそも学習に利用した Twitter 価値観調査の被験者 1,147 人のデータを利用して定量的な正解率の評価を行ってみた。すなわち、先行研究[1][3]に準じる方法で、価値観アンケートから得られる価値観を正解と考え、それを入力にした時の Societas 番号の分布と、そのアンケートに答えた人の書き込みから得られる言語的成分を入力にした時の Societas 番号の分布を比較することにした。本来なら、12 水準の確率分布の比較をして評価すべきであるが[1]、本稿では、簡易化のため、正解分布（価値観成分が分かっていると仮定した場合）のうち割合が一番大きかった Societas 番号とシステム分布（言語的成分のみしか分からないと仮定した場合）のうち割合が一番大きかった Societas 番号との一致率を正解率と見なした。表 3 に評価結果を示す（正解率のベースラインは、1/12 と考える）。

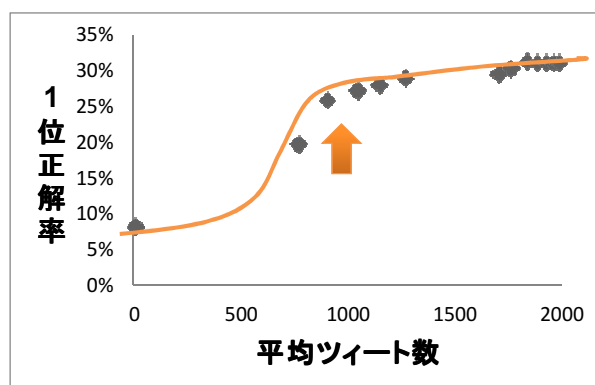
表 3 ツイート数と正解率

ツイート数の条件	平均ツイート数	1 位正解率
0 (ランダム)	0.0	8.3%
1000 未満	761.2	20.0%
1200 未満	896.8	26.1%
1400 未満	1041.0	27.4%
1600 未満	1139.0	28.2%
1800 未満	1261.8	29.1%
2000 未満	1696.3	29.7%
200 以上 (全体)	1753.0	30.5%
1000 以上	1833.0	31.4%
1200 以上	1874.9	31.2%
1400 以上	1922.3	31.3%
1600 以上	1953.0	31.3%
1800 以上	1977.9	31.2%

まずは、現実的なシステム要件から、〇〇ツイートまでしか取れないという状況を想定して、1,000 ツイート未満の場合（平均ツイート数：761 ツイート）と 1,000 ツイート以上の場合（平均ツイート数は 1,833 ツイート）を比較してみた。200 ツイート以下の人 7 人を除いた、1,140 人を調査対象とした。その結果、1,000 ツイート未満とそれ以上では大きな差が見られた（1,000 未満では、20.0%、1,000 以上では、31.4%）。〇〇ツイートまでしか取れないという状況では、平均ツイート数が 1,000 ツイートを超えたあたりからコンスタントに正解率の上昇が見られた。

また、現実的なシステム要件として、〇〇ツイート取ればいいという状況を想定した検査をしたかったが、我々の行った調査が、1,000 ツイート以上書き込みをしているという条件だったため、それ以下の状態を調査することはできなかった。そこで、1,000 ツイート以上の条件を徐々に下限値を上げることで正解率を見てみた。結果は、1,000 ツイート以上取った場合、それ以上は、正解率に頭打ちの傾向が見られた（但し、2,000 以上でさらにもう一段上げの傾向があるように思えた：参考であって、今後の調査が必要）。グラフ 2 に表 3 の平均ツイート数と 1 位正解率の関係を示す。オレンジ色の曲線は著者の仮説であって、そこに定量的な根拠はない。しかし、これらの結果を見る限り、Twitter の発言から我々が定義しているレベルの価値観を採取するには、1,000 ツイート以上と言うコントロールが必要でかつ十分な適当なツイート数の下限と言えるのかも知れない。

グラフ 2 : 平均ツイート数と Societas1 位正解率



3.3 価値観による発現特徴語の違い

Twitter-Societas モデルに組み込まれている価値観変数は 22 個ある。それぞれについて、特徴語がある[1][3]。既に報告されている先行研究の報告では、あまり触れられていなかったが、本報告では、価値観のあり/なしによってどの

表4 価値観に影響のある特徴語

	好奇心旺盛	研究	疑問	人々	書	幸い	分析	監視	資料	証拠	問う	指摘	組織	製品	真実	費用	専門	大学	提案	提供	税金
性格	デリケート	頭痛	…!	…?	うい	おやすみなさい	おやすみ	リア充	リブ	買収	青	好み	癒す	眩く	ぼる	アップル	なんとなく	気味	おう	!!!	布団
	マイペース	www	リブ	www	声優	わく	アニメ	脳内	めんどい	巻	;))	ネタバシ	萌える	…!	出発	www	満開	通過	きた	復興	くそ
	協調型	ありがと	お昼	~!	お風呂	お店	ランチ	~ト	お祝い	(^-)	会える	感動	めっちゃ	ミルク	お互い	めちやくちやく	おばあちゃん	夜中	肌	カレー	お疲れさま
ポジ	自己愛	お風呂	すっごい	肌	わーい	履く	かっこよい	ごめんね	髪	ピンク	ほい	服	ありがと	前髪	あつたかい	柄	瘦せる	かわく	手作り	めっちゃ	会える
	自己実現	休日	尊敬	よし	出勤	焦る	憧れる	見習う	明るい	精神	向ける	ギリギリ	例える	けども	お客様	食欲	コンタクト	めちやくちやく	意識	同期	祭
ネガ	否定	ハマる	ないし	中国	空港	回収	会える	稼働	原発	充実	思い出	強烈	韓国	信号	独	…!	オレンジ	泣ける	政党	いざ	ねえ
	非常識	あつたかい	頭痛	アルコール	見習う	くせ	かわ	髪の毛	ビール	うらやましい	カー	余る	重	どうか	法則	抑える	掲載	お茶	米	父	ねる
	期待外れ	了解	手元	らっしやる	ご覧	メモ	弟	為	文	やれる	システム	さい	おお	お疲れさま	完	あり	スタッフ	ですよ	危ない	初日	消す
家族	結婚願望	安全	節電	稼働	福島	客	震災	塩	かわく	彼氏	マンション	楽天	きた	息子	支援	機能	原発	品	イケメン	てか	娘
	不仲	政治	前後	事情	(^-)	サポート	寿命	思いつく	指示	ジャンル	代わる	慌てる	だの	折る	通す	審査	知人	他人	意識	タッチ	気力
	責任感	前髪	父	ニコニコ	兄	おばあちゃん	母	出勤	言い方	キラキラ	うお	旦那	祭	袋	両親	うつ	彼氏	手作り	病気	だいぶ	わあ
仕事	満足	依頼	業務	営業	書	出勤	資料	打ち合わせ	回復	発信	被災地	講演	休日	ビール	出張	お客様	おかけ	研修	我が	www	社員
	ストレス	通勤	帰りたい	現場	研修	休日	出勤	定時	付近	お客様	図書館	打ち合わせ	社内	業務	スタバ	買い	なんだか	馬鹿	揃う	勝負	大幅
人間関係	ストレス	趣味	孫	萌える	こいつ	眩く	強風	ww	ないし	愛す	脳内	キス	使い道	地球	出発	集中	こないだ	Apple	余計	叫ぶ	チーム
	親友	おやすみ	お祈り	覚める	タッチ	くさい	お互い	おもしろい	妹	晩	ただいま	昼寝	いえる	おばあちゃん	または	だいたい	めちやくちやく	ありがと	たまたま	掲載	痛み
	ゆとり	シーズン	先日	涼しい	チラシ	予報	娘	建物	ふむ	ワクワク	総合	発信	汗だく	品	歌える	強風	食材	ピーク	午前中	我が	千葉
時間	余裕がない	出産	休める	予防接種	出勤	瘦せる	インフル	家事	体重	家庭	一週間	注射	運動会	弁当	治る	残業	昼寝	旦那	サラダ	一気に	妊娠
	家族優先	我が家	旦那	夫婦	義母	育児	手作り	家事	主人	お弁当	子育て	散歩	息子	嫁	家庭	運動会	赤ちゃん	育てる	歳児	連れる	妊娠
お金	ぎりぎり	お弁当	快適	ランチ	おかず	花火	ワイン	我が家	年賀状	フレンチ	しんどい	かわいそう	申し込む	ラッキー	ものの	感心	レストラン	きちんと	平日	以来	翌日
	ゆとり	お弁当	やや	飛行機	ワイン	空港	我が家	選択肢	きちんと	ホテル	お茶	煮る	育てる	早め	快適	後悔	花火	全体	お盆	ランチ	おかず
	貯蓄志向	職場	出勤	同僚	つらい	過ごせる	通勤	銀行	若手	申し込む	渋滞	残業	レストラン	再会	大掃除	駅前	定時	出社	空港	半年	日帰り

ような発話の特徴が見られるのかを記載しておく(表4)。表に記載されているのは、Twitter-Societas モデルで価値観の証拠となる単語のうち、確率分布に差がある特徴語 [1][3]上位 20 単語である。価値観ごとに納得感のある特徴的な表現が確認できる(表に示されている単語は、確率分布の差の絶対値が大きい単語なので価値観に対してマイナスのものもある)。

4. おわりに

我々は、価値観, Societas を共通項として、各種データをリンクすることで大きなネットワーク(社会に還元できる知識モデルのネットワーク)を構築することで、データの利用価値を向上させるための取り組みをしている。

それらの取り組みの一つとして、Twitter のようなマイ

クロブログの発言をマーケティングに利用することを試みている。本稿では、Twitter の書き込みから価値観を推定するためには、おおよそ 1,000 ツイート程度以上のデータ量が必要であることを確認した。Twitter 利用者の4割以上が 1,000 ツイート以上書き込みをしている実態を考慮すれば、全 Twitter-ID の約4割の人をある程度精緻化できると言うことになる。今後、Twitter-Societas モデルを利用して、できるだけ多くの Twitter-ID に Societas 番号、価値観を割り振る計画を実行中である。

また、商品レビューなどの書き込み、ブログ、アンケートのフリーアンサーへの応用も試みていくつもりである。ビッグデータの多くは、自然言語である。形態素解析や特徴語抽出レベルの技術しかマーケティング現場で活用されていないのが実情であるが、自然言語処理の技術向上への

期待感は今後ますます高まっていくだろう。我々はもっと人を知り、人の意識や心と言った概念から言語理解のアプローチをするべきなのではないだろうか。ビッグデータからの価値創出フェーズにおいて、知るべき人のことを文に例えると、形態素解析しか済んでいない、と言う評価もある[16]。人が言葉を話し、コミュニケーションを取る以上、我々はそこから逃れることはできない。コミュニケーションは、人々が共創する社会を築くための絆である、という意識を持って今後も試行を続けて行きたい。

参考文献

- [1] 谷田泰郎, 河本裕輔, 馬場彩子: マイクロブログにおける潜在的価値観の推定, 人工知能学会全国大会 (第27回) JSAI2013, (2013)
- [2] P.コトラー, H.カルタジャヤ, I.セティアワン: 恩蔵直人監訳, 藤井清美訳, コトラーのマーケティング 3.0, 朝日新聞出版, (2010)
- [3] 谷田泰郎, 馬場彩子, 河本裕輔, 藤井絵美子: 価値観モデルを利用したマイクロブログ発言者の社会的タイプの推定, 言語処理学会第19回年次大会(NLP2013), (2013)
- [4] 馬場彩子, 谷田泰郎, Mathieu Bertin: 社会知としての消費者価値観構造モデルと類型「Societas」の構築, 人工知能学会全国大会 (第27回) JSAI2013, (2013)
- [5] 木虎直樹, 久保 征人: Web アクセス履歴に基づくユーザの価値観の類推, 人工知能学会全国大会 (第27回) JSAI2013, (2013)
- [6] 荒牧英治, 増川佐知子, 森田瑞樹, 保田祥: 日本人のオンライン・コミュニケーション上での平均使用語彙数は 8,000 語である, 情報処理学会研究報告自然言語処理 (NL) ,2012-NL-208(9), (2012)
- [7] R・ドーキンス, 日高敏隆他訳: 利己的な遺伝子, 紀伊国屋書店, (1987)
- [8] R・ドーキンス, 日高敏隆他訳: 延長された表現型, 紀伊国屋書店, (1976)
- [9] 池尾恭一, 青木幸弘, 南知恵子, 井上哲浩: マーケティング, 有斐閣, (2010)
- [10] 奥村学: マイクロブログマイニングの現在. 電子情報通信学会第3回集合知シンポジウム, (2012)
- [11] 小林哲郎: ソーシャルメディアと分断する社会的リアリティ, 人工知能学会誌 Vor27 No.1, (2012)
- [12] 本村陽一: ベイジアンネットワーク技術, 東京電機大学出版局, (2006)
- [13] 池田和史, 服部元, 松本一則, 小野智弘, 東野輝夫: マーケット分析のための Twitter 投稿者プロフィール推定手法, 「マルチメディア, 分散, 協調とモバイル (DICOMO2011) シンポジウム」, (2011)
- [14] 谷田泰郎, 馬場彩子他: 自然言語処理とマーケティング, 電子情報通信学会技術研究報告 Vol.113 No.82 P19-24, (2013)
- [15] 藤井絵美子, 胡寅駿, Mathieu Bertin, 谷田泰郎: 社会的類型モデルをもとにマイクロブログから類推するテレビ番組視聴者像の把握: 電子情報通信学会技術研究報告 Vol.113 No82 P.25-29 (2013)
- [16] 村上憲郎: ビッグデータは「2.0」時代へ; 情報が価値を創る, 日本経済新聞電子版, (2012.6.12)
- [17] 竹内久美子: そんなバカな! 遺伝子と神について, 文藝春秋, (1991)