

消費者価値観モデルの定量評価に関する考察

Consideration of an Evaluation Practice in Consumer Modeling.

西尾 義英*¹
NISHIO, Yoshihide

ベルタン マチュー*¹
BERTIN, Mathieu

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

We developed the consumer modeling framework, called Societas which produce various models supporting consumer targeting, segmentation and positioning. Marketers may use multiple models from Societas for a particular goal, but they find difficult to tell which model works good or bad. We assume bad consumer models carry poor information about customers, and try to measure such information loss through each models.

1. はじめに

消費社会の成熟化により消費者の嗜好は細分化し、企業側は消費者をより精確に知りそれをマーケティングに活かそうとしている。他方情報技術の発展により、消費者の行動を捉えるためのデータ量およびその分析技術も向上している。私たちはそのような背景の中、マーケティングを支援するためのデータ活用技術を消費者行動予測と称し研究している。

消費者行動予測が実現したいことは 2 点、データに基づき消費者を理解すること、消費者に合わせてコミュニケーションを最適化することである。これはマーケティングにおけるセグメンテーションやターゲティング、およびポジショニングを設計することに他ならない。そのために、私たちは消費行動を説明する要因としての価値観に着目した。さらに、異なる企業が持つ多様なデータを最大限に活用すべく、特定の企業や部署に依存しない消費者の価値観構造モデルと社会的類型 Societas (ソシエタス)を規定した[馬場 2013]。

Societas は現在 12 の類型からなり、61 個の価値観成分をノードとするベイジアンネットワークによって分類を行う。価値観成分自体は私たちが設計するアンケートの回答データから導出したものであるが、Twitter への書き込み情報を元にした推定[谷田 2013a]など他のデータを元にする手法についても研究を行っている。また、61 個の価値観成分以外にも情緒ベネフィットやファッションに関する価値観[安松 2014]のように、消費者を理解するための潜在変数の開発も続けている。このように Societas の分類モデルを核とし、用途に合ったノード群を追加した消費者モデルを量産することが私たちの基本的な構想である。Societas を中心して消費者行動予測を実現するしくみのことを、私たちは社会知ネットワークと呼ぶ [谷田 2013b]。

Societas あるいは社会知ネットワークによる消費者行動予測の実践、価値観マーケティングは大まかに 4 つの手順を踏む。(1)ある企業のマーケティング活動に対応して顧客の類型を決める。(2)マーケティング活動対象となる消費者を観測されたデータから各類型に分類する。(3)各類型に対しコミュニケーションを最適化するための特徴を発見する。(4)それら特徴を元に各類型に合わせたコミュニケーションを設計する。現在のところ(4)については特徴を読み取る人間のスキルに依存しているため、(1)から(3)の性能を向上することが私たちの研究の中心である。

本稿ではこの性能とはどのように計測・評価すべきであるかについて考察したい。

2. 消費者価値観モデルの活用と評価

2.1 消費者価値観モデルの活用

考察を進めるにあたり、消費者行動予測の実践手順(1)から(3)をもう少し説明する。

(1) ある企業のマーケティング活動に対応して顧客の類型を決める

私たちは Societas において 12 の類型を定めたが、マーケティング上のセグメンテーションとしてこの 12 類型が必ずしも最適という訳ではなく、類型の混合や、ID 付 POS データや独自の調査項目を用いたクラスタリング結果を類型としても良い。この手順の良し悪しについては、そもそもセグメンテーションとは恣意的なものなので、数理的に最適解を求めるというよりも制約として受け入れるべきものである。例えば類型の数は類型毎にマーケティング施策を設計・実行するコストによって決まることがほとんどである。

なお、実務的には先に述べた手順が逆になる場合があり得る。例えば広告バナーが複数種類作成済みの状態で、どの類型に当てはめるかを検討するといった状況である。この場合は類型を分類するための変数をバナーの評価軸とみなし、人間がその値の組み合わせを設計した上でのシミュレーションが行われる。

(2) マーケティング活動対象となる消費者を観測されたデータから各類型に分類する

(1)は企業にとって重要な顧客あるいは類型化に十分なデータが得られる少数の顧客を元に検討するが、多くの消費者についてはデータの一部しか知りえない状態である。具体的に言うと、アンケート回答に基づく類型の場合、アンケートを聴取できる数に限りがあったり、回答者の負担を軽減するために一部の設問しか聞けなかったり、といった状況である。類型を定義するためのデータセットを教師とした教師付き分類問題として考えることができる。

(3) 各類型に対しコミュニケーションを最適化するための特徴を発見する

私たちは、社会知ネットワーク構想に基づき Societas に様々な消費者の属性を紐づけて利用可能にしている。この属性は複数のベイジアンネットワークのノードとして存在しているが、各ベイジアンネットワークは共通する意味と構造を持ったノードを共有しており、これらを媒介にして確率的に推論が行えるようにしている。つまり、類型の構築に使われた属性だけでなく、顧客 ID に直接紐づけられないような属性にまで、顧客を理解するた

めの特徴を拡張することができる。このように顧客の特徴を確率推論によって拡張する場合、それらの信頼性が問題となる。

2.2 消費者価値観モデルを評価する観点

ここまでをまとめると、各手順においてベイジアンネットワークで構築する消費者価値観モデルを評価する主な観点は、観測変数つまり証拠を与えるノードを決めた時に、目的変数となるノードの出力をどれだけ確実に予測できたかであると言える。もちろん本質的にはモデルを利用した時のマーケティング活動の成果で測らねばならないが、それは事後の総合的な評価(KGI)であって、複数の手順を踏む場合に各手順がどの程度のパフォーマンスを持っているか(KPI)を知ることも重要である。

KPI は各手順を事前かつ個別に最適化する指標となる他、事後に KGI に対する各手順の貢献度を測ることもできるはずである。前者の目的に対しては AUC など予測パフォーマンスを測るものを使うべきであろう。後者に対しては情報量の概念を活用したい。なぜならば、顧客に対する完全な情報があればマーケティング活動の成果は最大化できるはずだが、実際にそうならないのはどこかで情報が失われたからと考えるからである。各手順のどこでどれだけ情報が損失しているかを知ることはできないだろうか。

2.3 確率変数間の情報量

観測変数 X と目的変数 Y がそれぞれ一つの場合、一方が他方に与える平均的な情報量は相互情報量と呼ばれ次式により簡単に計算できる。

$$I(X; Y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} P(x, y) \log_2 \left(\frac{P(x, y)}{P(x)P(y)} \right)$$

観測変数が複数ある(X_1, X_2, \dots, X_n)場合、 $I(X_1, X_2, \dots, X_n; Y)$ を考えることになるが、計算は難しい。

3. モデルの情報量

私たちが過去作成したモデルを題材に情報量的な評価を試みる。

3.1 観測変数一つの場合

はじめに紹介した Societas 類型の分類モデルを使い、12 種の Societas 類型を観測変数とした時の 61 個の価値観成分との相互情報量をそれぞれ計算してみる。各価値観成分は 2 値の確率変数で、事前分布がほぼ 1:1 となるように調整されている。クローズド評価の結果、相互情報量は最大で 0.33、最小で 0.02 となった。最大 0.33 程度の情報量はそれほど大きいものではない。このモデルは価値観成分を証拠に与えた時の Societas 類型の分類精度が高くなるように設計したものであるが、逆の推論はそこまで精度が高くないことが予想される。実際この時計算した AUC の最大値は 0.84 で予測能力が高いとは言えない。

また Societas の類型を決定するのに一部の価値観成分はほとんど貢献していないことも分かる。

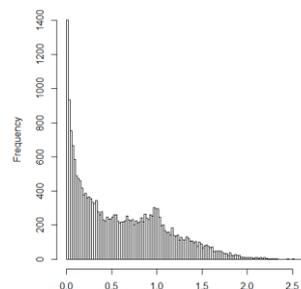
3.2 観測変数が複数の場合

先ほどとは逆に、価値観成分を観測した時の Societas 類型への情報量を考える。ただし、複数の観測変数と目的変数の間の相互情報量は計算が困難なので、今回はテストデータに対し Societas 類型の事後確率を計算し、そのエントロピー(単位:ビット)をヒストグラムで可視化してみることにする。また徐々に予測が困難になる状況を観察するために 4 つのケースで事後分布

を比較してみる。Societas 類型は 12 種類あるので、最悪値つまりエントロピーの最大値は $\log_2(12) \approx 3.6$ ビットである。

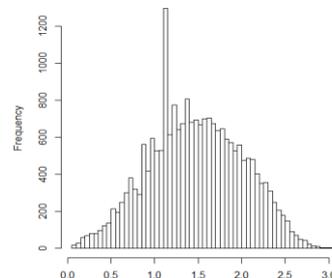
(1) Societas 類型を規定する 61 個の価値観成分によるクローズド評価

0 付近に集中した分布となる。そもそも Societas 類型を決めるためのモデルとデータセットなのでこれが限界値である。



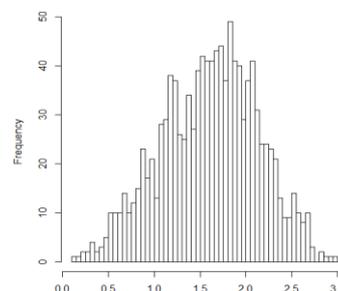
(2) (1)と同じデータセットを使い、価値観成分のサブセットを使ったクローズド評価

61 個の価値観成分を決定するための質問票は巨大すぎるため、実務的には価値観成分間の相互情報量を考慮して得た 22 個のサブセットを使う。(1)と同じデータセットで 39 個を未知とした状態で推論した結果、グラフのピークが大きく右に移動しており、かなりの情報が失われている様子が分かる。



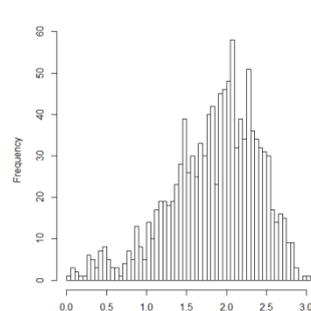
(3) 別のデータセットで価値観成分のサブセットを使ったクローズド評価

ここからは[谷田 2013a]で調査したデータセットを用いる。(2)で定めた 22 個の価値観成分を取得するために設問もサブセットを使用した小規模のアンケートを実施して、Societas 類型を計算した結果、サンプルサイズも小さくツイッターユーザというバイアスもかかっているためか、(2)よりも分布が右に偏っている。



(4) 価値観成分をツイートから予測した時のクローズド評価

(3)で Societas を決めるための価値観成分を、さらにアンケート回答者のツイートから予測するというモデルを使った結果、最終的な予測能力は決して高いとは言えないが、予測の質的な難易度の割に(3)からの情報量損失はそこまで大きくないのではないかと。



4. 議論および今後の課題

3.2 で取り上げたモデルとデータセットは同じ目的変数を取るため、予測パフォーマンスの比較をしても同じような傾向が得られると思われる。また計算の複雑さから今回は単一の数値で評

価することは出来なかったが、逆にモデルの出力傾向を可視化することで得られるものもあるという感触を得た。

今回の試みでは、独立した目的で作られたモデルを取り上げたので、マーケティングの KGI に対する複数手順の貢献度を評価したいという本来の目的については明確な示唆を得るには至らなかったが、今後もこのようにモデルを同じ指標で比較することで消費者行動予測に対する理解を深めていけるものと考えている。今後は実際にマーケティングに活用した事例の評価を行いたい。

参考文献

- [馬場 2013] 馬場, ベルタン, 谷田: 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), 2013.
- [谷田 2013a] 谷田, 河本, 馬場: マイクログ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), 2013.
- [谷田 2013b] 谷田, 馬場, 西尾: Societas と社会知ネットワーク, ヒューマンインタフェースシンポジウム, 2013.
- [安松 2014] ファッションにおける消費者価値観モデルの構築～「コト」を創出するための顧客理解～, サービス学会第 2 回国内大会, 2014.