

業種横断的なアンケートデータを用いた 階層ベイズによる企業間コラボレーションの推薦

東京工業大学 *松井諒生 MATSUI Ryo
東京工業大学 石川洸矢 ISHIKAWA Koya
東京工業大学 石塚湖太 ISHIZUKA Kota
東京工業大学 梅津大雅 UMETSU Taiga
東京工業大学 星野雄毅 HOSHINO Yuki
01405430 東京工業大学 中田和秀 NAKATA Kazuhide

1. はじめに

現在、世界中で盛んにブランドコラボレーションが行われている。Hou et al.[1]では、コラボレーションを形成するために適切なパートナーを選択することは重要なマーケティング戦略であることが示唆されている。一方で、社会には様々な業界に数多の企業が存在しており、人手で最適なパートナー企業を選択するのは至難の業である。そのため、企業同士のコラボレーションによる仮想的なマーケティング効果を推定できることが重要となる。この推定を用いれば、対象企業において効果の高い企業を適切なパートナーとして選択することが可能である。そこで、我々は令和2年度データ解析コンペティションで提供された企業の満足度に関するアンケートデータを利用し、階層ベイズモデルによってコラボレーション推薦を行う枠組みを開発した。

2. 関連研究

階層ベイズモデルを用いて、アンケートデータを分析した先行事例はいくつか存在する。例えば階層ベイズ線形モデルを使用して、製品のブランド・エクイティの構成要素を突き止めるモデルがある[2]。その研究では、テレビの価格やデザインなどの情報が購入にどれだけ結びつくかを調査するアンケートが使用された。これらの消費者の購買情報に階層構造のあるモデルで推定することで、消費者それぞれの影響を考慮した上で、最も購入に影響を及ぼすブランドの性質が分析されている。

またアンケートデータは、質問者が想定していない様々な心理的バイアスを含んでいることが示唆されている[3]。具体的には回答者は時間や場所や体調に影響を受けたり、個々人の明示的でない何

らかの基準に基づいて回答を行ったりする。このようなバイアスを考慮するために階層ベイズモデルを用いる方法が提案されている[4]。これは、回答に対して階層ベイズモデルを用いて回帰する時に、顧客個人に起因する項を導入することで、このバイアスを除去するというものである。

3. 提案手法

本研究では自社のことを高く評価してもらえ顧客層を抱えている企業が最も新規顧客獲得のためにふさわしく、推薦すべき企業であると考えた。このような推薦を行うためには、顧客情報を入力として各企業への満足度予測を行うモデルを作成する必要がある。これを本稿内ではスコアリングモデルと呼ぶ。本研究で用いた企業の満足度に関するアンケートデータには、1)少量なデータ数、2)心理的なバイアスの内包、3)階層構造の存在、という問題があり、これらに対処できるスコアリングモデルを提案する。

まず、スコアリングモデルの概観を説明する。提案するスコアリングモデルは個人 i が企業 c について評価項目 f にどれだけ満足したかという評価値 $y_{c,f,i}$ に対して式(1)のように回帰を行う。

$$y_{c,f,i} = \mu_{c,f} + F(\mathbf{d}_i) + b_i + \epsilon \quad (1)$$

ここで $\mu_{c,f}$ は企業 c の評価項目 f に対する固有のスコア、 \mathbf{d}_i は個人 i の属性情報、 b_i は後述する個人項、 ϵ は誤差項を表す。また F は属性情報に依存するスコアを算出する関数であり、我々は F の関数形として線形モデルとニューラルネットワークモデルの2パターンを提案した。その上で個人項および誤差項を除くことにより、評価項目のスコアを式(2)で推定した。

$$\text{SCORE}_{c,f,i} = \mu_{c,f} + F(\mathbf{d}_i) \quad (2)$$

このとき、前述した3つの問題点に対し、次のような解決を行っている。

まず、1) 少量なデータ数に対応するため、回帰モデルをベイズ推定した。これは、データが少ないことによるバラツキについても考慮するためである。今回扱ったオリコン株式会社のアンケートデータは回答者が少ない企業も存在するため、結果のバラツキが懸念される。ベイズ推定ではこのバラツキまで考慮することができる。

また、2) 心理的なバイアスの内包に対応するため、個人項 b_i を導入している。ここで心理的なバイアスとは、各個人が何点を基準に回答するのかの違いのことである。これを考慮しない場合、5点を基準とした良い評価の6点か、7点を基準とした悪い評価の6点かを区別しないことになってしまう。個人項によって、この違いをモデルに反映することができる。

さらに、3) 階層構造の存在に対応するため、いくつかの推定量に階層を導入した。これは、回答者数の少ない企業についても妥当な予測を行いやすくするためである。オリコン株式会社のアンケートデータは複数の業界からなっており、各業界についてオリコン株式会社が定めた評価項目に関する満足度が質問されている。ここで、本アンケートデータには業界や評価項目について、「テーマパーク業界は得点が高くなりやすい」や「テーマパーク業界のチケットの買いやすさは評価されにくい」のような階層ごとの特徴が存在していると考えられる。よって階層構造の導入により、 $\mu_{c,f}$ や b_i について業種ごとや評価項目ごとの特徴をとらえやすくなる。

4. 実データによる検証

本研究では提案手法についての実データを用いた2種類の検証を行った。まず、スコアリングモデルがアンケート回答に即しているかを検証するために、汎化誤差の推定量である wAIC[5] をベースラインと比較した。この結果は表1にまとめているが、提案モデルはベースラインから大幅に改善されたことがわかる。また、提案モデルによって東京ディズニーランドのお勧めコラボレーショ

ン先として表2のような結果が得られた。実際にコラボレーションが行われている企業が算出されるなど、実務でも有効である可能性が示唆された。

表 1: 各モデルの汎化誤差

モデル	WAIC
ベースモデル	2.275
提案モデル (線形)	1.774
提案モデル (NN)	1.773

表 2: 東京ディズニーランドへのコラボ推薦

業種	カフェ
1位	スターバックスコーヒー
2位	むさしの森珈琲
3位	コメダ珈琲店
4位	タリーズコーヒー
5位	上島珈琲店

参考文献

- [1] Jianrong Hou, Xiaofeng Zhao, and Yingkui Li. An empirical study of consumers emotional reaction on brand collaboration. *African Journal of Business Management*, Vol. 11, No. 21, pp. 630–645, 2017.
- [2] Nicholas J Ashill Ashish Sinha and Aaron Gazley. Measuring customer based brand equity using hierarchical bayes methodology. *Australasian Marketing Journal*, Vol. 16, No. 1, pp. 3–19, 2008.
- [3] Genevieve Gorrell, Nigel Ford, Andrew Madden, Peter Holdridge, and Barry Eaglestone. Countering method bias in questionnaire-based user studies. *Journal of Documentation*, Vol. 67, No. 3, pp. 507–524, 2011.
- [4] 清水裕士. 心理学におけるベイズ統計モデリング. *心理学評論*, Vol. 61, No. 1, pp. 22–41, 2018.
- [5] Sumio Watanabe. Asymptotic equivalence of bayes cross validation and widely applicable information criterion in singular learning theory. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 11, No. 116, pp. 3571–3594, 2010.