

販促活動の影響下におけるユーザのレビュー行動分析 -自己情報量に基づく点数変換アプローチ-

山崎 綾一郎† 能代 哲太† 山岸 祐己†‡§ 和泉 舞§ 高林 貴仁§

†静岡理工科大学 情報学部 ‡理化学研究所 革新知能統合研究センター §株式会社良品計画 IT サービス部

1 はじめに

本研究では、販促活動の影響下におけるユーザのレビュー行動を時系列データとして客観的に指標化することを目的とし、現実の大規模レビューデータを用いて分析を行った。提案手法では、ユーザごとで異なるレビュー行動を考慮し、点数分布における自己情報量を利用して、レビュー点数を新たな評価指標として変換している。販促活動期間の主要カテゴリにおいて、レビュー点数の移動平均は停滞傾向が見られたが、提案評価値では明らかな上昇傾向が示された。今回の結果より、提案手法は、平均点数だけでは捉えられない消費者行動の変化を示唆し、新たな意思決定の指標になることが期待される。

既存研究 [1] では、レビューの有用性に影響を与える要因について言及しており、レビューのテキスト長と投稿者の写真の開示がレビューの有用性を高めるという結論が得られた。しかし、自然言語処理モデルの発展により、テキスト生成、画像生成を誰でも容易に行うことができるようになった。実際に、自然言語処理モデルによるレビューと人間のレビューの識別は困難であることが指摘されており [2]、今後も有用性が担保されるとは考えにくい。一方、本研究においてはユーザの投稿したレビュー点数のみを用いたモデルのため、自然言語処理モデルの影響を受けにくいことが推察される。

2 提案手法

ユーザのレビュー投稿履歴から推定された点数確率分布における自己情報量 [3] を利用し、投稿されたレビュー点数を客観的に指標化する。この評価モデルは、回顧的 (retrospective) な枠組みによる時系列データ分析 [4] に類似した考え方で、点数確率分布の時系列変化も考慮しており、評価値を時系列データとして生成する。

まず、レビューデータセットを

$$\mathcal{D} = \{(c_1, s_{u_1,1}, t_1), \dots, (c_N, s_{u_N,N}, t_N)\} \quad (1)$$

とする。\$c_n\$ と \$u_n\$ と \$s_{k,n}\$ と \$t_n\$ は、\$n\$ 番目に投稿されたレビューの、アイテムもしくはカテゴリ \$c_n \in \{1, \dots, i, \dots, I\}\$ と、ユーザ \$u_n \in \{1, \dots, k, \dots, K\}\$ と、レビュー点数 \$s_{k,n} \in

\$\{1, \dots, j, \dots, J\} = \mathcal{J}\$ と、観測時刻 \$t_1 \le \dots \le t_n \le \dots \le t_N\$ をそれぞれ表す。\$n\$ はタイムステップとし、\$\mathcal{N} = \{1, 2, \dots, N\}\$ をタイムステップ集合とする。便宜上、\$s_{k,n}\$ は \$J\$-次元ベクトルダミー変数として

$$s_{k,n,j} = \begin{cases} 1 & \text{if } s_{k,n} = j; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

のように変換する。このとき、ユーザ \$k\$ によって \$m\$ 番目のレビューで点数 \$j\$ が投稿される確率 \$p_{k,m,j}\$ が多項分布に従っていると仮定すると、\$p_{k,m,j}\$ の最尤推定量は

$$\hat{p}_{k,m,j} = \frac{\sum_{\{n \in \mathcal{N} \mid n \leq m\}} s_{k,n,j}}{\sum_{\{n \in \mathcal{N} \mid n \leq m\}} \sum_{a \in \mathcal{J}} s_{k,n,a}} \quad (3)$$

のように与えられる。さらに、最尤推定量を用いたユーザ \$k\$ の投稿点数確率分布を

$$\hat{\theta}_{k,m} = \{\hat{p}_{k,m,1}, \dots, \hat{p}_{k,m,j}, \dots, \hat{p}_{k,m,J}\} \quad (4)$$

とすれば、その累積分布関数

$$F(v; \hat{\theta}_{k,m}) = \sum_{\{j \in \mathcal{J} \mid j \leq v\}} \hat{p}_{k,m,j} \quad (5)$$

を考慮することができ、あるアイテムもしくはあるカテゴリ \$i\$ に対して投稿されたレビュー点数 \$s_{k,n}\$ を、そのときのユーザ \$k\$ の累積自己情報量 \$-\log F(s_{k,n}; \hat{\theta}_{k,m})\$ として変換することができる。レビュー点数 1 が最低評価を意味し、\$J\$ が最高評価を意味している場合、提案情報量 \$-\log F(s_{k,n}; \hat{\theta}_{k,m})\$ は、\$m\$ 番目のレビューを投稿したときのユーザ \$k\$ にとって、点数 \$s_{k,n}\$ がいかに珍しく評価が低い (ネガティブ) かを示していることになるため、以降では式 (5) を \$F_{neg}(s_{k,n}; \hat{\theta}_{k,m})\$ と表す。それに対し、点数 \$j\$ について逆順の累積分布関数

$$F_{pos}(v; \hat{\theta}_{k,m}) = \sum_{\{j \in \mathcal{J} \mid v \leq j\}} \hat{p}_{k,m,j} \quad (6)$$

を考えれば、同様に点数 \$s_{k,n}\$ がいかに珍しく評価が高い (ポジティブ) かを示していることになる。ここで、\$m\$ 番目のレビューまでに 1 回しかレビューを投稿していない、もしくは複数回のレビューにおいて同じ点数 \$j\$ しか投稿していないユーザ \$k\$ の提案情報量は 0 になることに注意されたい。また、提案情報量は、その加法性により、時系列データとして累積し続けることも可能であると考えられる。このとき、提案モデルは観測数 \$N\$ に対して \$O(N)\$ で全てのアイテムもしくはカテゴリの時系列データを生成可能であり、データの追加や更新があった場合でも、\$O(N)\$ でそれらを再計算することが可能である。

Analysis of User Review Behavior under the Influence of Promotional Activities -A Score Transformation Approach Based on Self-Information-

†Ryoichiro YAMAZAKI †Tetta NOSHIRO †‡§Yuki YAMAGISHI

§Mai IZUMI §Takahito TAKABAYASHI

†Shizuoka Institute of Science and Technology

‡RIKEN

§Ryohin Keikaku Co., Ltd.

3 評価実験とまとめ

無印良品のネットストア*におけるレビューデータセット $N = 390993$ を評価実験の対象とした。今回は、 w 番目までにアイテムもしくはカテゴリ i に投稿されたレビュー $N_{i,w} = \{n \in N \mid c_n = i, n \leq w\}$ におけるポジティブな意味での提案情報量の累積値

$$CP(i, w) = \sum_{m \in N_{i,w}} -\log F_{pos}(s_{k,m}; \hat{\theta}_{k,m}) \quad (7)$$

と、ネガティブな意味での提案情報量の累積値

$$CN(i, w) = \sum_{m \in N_{i,w}} -\log F_{neg}(s_{k,m}; \hat{\theta}_{k,m}) \quad (8)$$

を算出し、それらの差分 $CP(i, w) - CN(i, w)$ を提案評価値とし、レビュー点数の移動平均値と比較した。以下では、無印良品において、レビュー数最大の2カテゴリ「婦人ウェア」「ヘルス&ビューティー」の結果を用いて考察を行う。販促活動があった期間については、青および赤で示している。青で示した箇所は「アプリのレビュー促進ポップアップ表示キャンペーン」、赤で示した箇所は、年1回程度の頻度で開催される、無印良品の大型セール「良品週間」と呼ばれる全商品10%オフの取り組みがあった。

図1に示された両カテゴリの提案評価値は、過去に減少傾向であったが、直近においては上昇傾向に転じている。そのため、各ユーザの相対的な満足度は過去と比べて徐々に上昇していることがわかる。同様に、図2のレビュー点数の移動平均値にも、同じ傾向が見られる。しかし、図3, 4を見ると、販促活動の前後ではレビュー点数の移動平均値は停滞傾向にある一方で、提案評価値は上昇を続けていることが分かる。このことから、レビュー点数の移動平均値のみを判断材料にすると、評価が停滞しているように見えるが、自己情報量に基づく分析では、各ユーザの相対的な満足度が実際には向上していることが推察される。つまり、レビュー点数の移動平均値では、ユーザのレビュー行動の変化を読み取ることが難しいが、提案評価値からはそれが可能であり、かつ、新たな意思決定の指標としての利用が期待される。

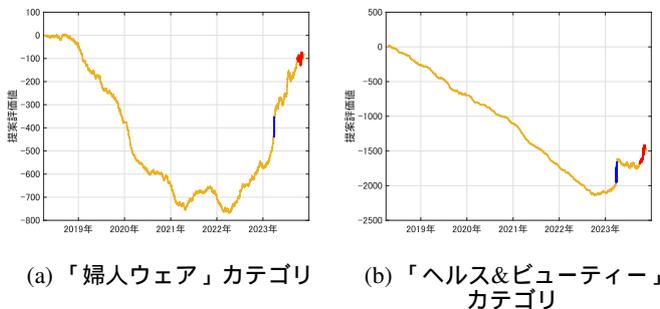


図1: 提案評価値全期間

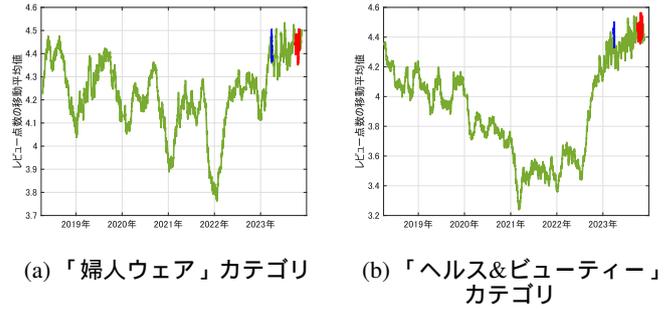


図2: レビュー点数の移動平均値全期間 (ウィンドウサイズ: 500)

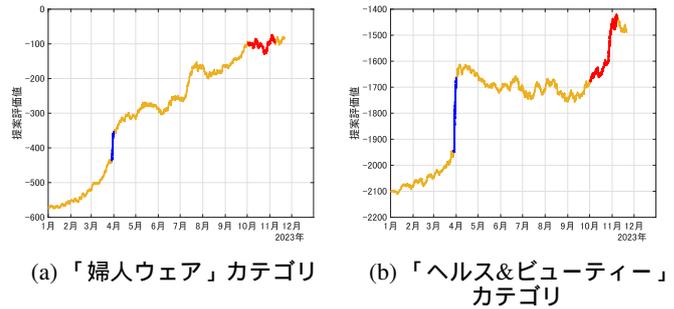


図3: 提案評価値 2023年

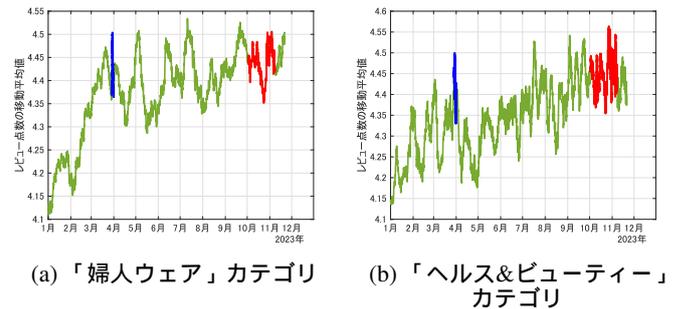


図4: レビュー点数の移動平均値 2023年 (ウィンドウサイズ: 500)

参考文献

- [1] 斉藤嘉一. レビュー有用性の影響要因. マーケティングジャーナル, Vol. 40, No. 4, pp. 33–43, 2021.
- [2] Keith Carlson, Praveen K Kopalle, Allen Riddell, Daniel Rockmore, and Prasad Vana. Complementing human effort in online reviews: A deep learning approach to automatic content generation and review synthesis. *International Journal of Research in Marketing*, Vol. 40, No. 1, pp. 54–74, 2023.
- [3] C. E. Shannon. A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal*, Vol. 27, No. 3, pp. 379–423, 1948.
- [4] Rebecca Killick, Paul Fearnhead, and I.A. Eckley. Optimal detection of changepoints with a linear computational cost. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 107, pp. 1590–1598, 12 2012.

* <https://www.muji.com/jp/ja/store>