

レビュー時系列データの評点分布変化に着目した異常ユーザの検出

高木 寛樹 † 平川 光流 † 井口 皓貴 † 増田 大純 † 山岸 祐己 † 斉藤 和巳 ‡

† 静岡理工科大学 情報学部 ‡ 神奈川大学 理学部

1 はじめに

本論文では、レビュー時系列データの評点分布変化の検出を行い、その検出結果における各ユーザの異常性を定量的に評価する手法を提案する。一般に、ユーザのレビュー評点行動の異常性を定量的に評価する方法として、投稿レビュー数を考慮した評点平均値の z -score などが考えられるが、このような手法では極端に高い(低い)評点のみ投稿するようなユーザの検出に限られる可能性が高い。それに対し、提案手法では、レビュー点数を順序カテゴリカルデータとして扱い、その多項分布の変化を複数のレジームとして考えることによって、各レジームの評点分布におけるユーザの異常性を定量的に評価することを可能としている。なお、以下に述べる提案レジームスイッチング手法は、回顧的 (retrospective) な枠組みによる時系列データからの構造抽出 [1] を目的としている。

2 多項分布レジームスイッチング

時系列データを $\mathcal{D} = \{(s_1, t_1), \dots, (s_N, t_N)\}$ とする。ここで、 s_n と t_n は、 J カテゴリの状態と n 番目の観測時刻をそれぞれ表す。 $|\mathcal{D}| = N$ を観測数とすると、 $t_1 \leq \dots \leq t_n \leq \dots \leq t_N$ となる。 n はタイムステップとし、 $N = \{1, 2, \dots, N\}$ をタイムステップ集合とする。また、 k 番目のレジームの開始時刻を $T_k \in N$ 、 $\mathcal{T}_K = \{T_0, \dots, T_k, \dots, T_{K+1}\}$ をスイッチングタイムステップ集合とし、便宜上 $T_0 = 1$ 、 $T_{K+1} = N + 1$ とする。すなわち、 T_1, \dots, T_K は推定される個々のスイッチングタイムステップであり、 $T_k < T_{k+1}$ を満たすとする。そして、 N_k を k 番目のレジーム内のタイムステップ集合とし、各 $k \in \{0, \dots, K\}$ に対して $N_k = \{n \in N; T_k \leq n < T_{k+1}\}$ のように定義する。なお、 $N = N_0 \cup \dots \cup N_K$ である。

いま、各レジームの状態分布が J カテゴリの多項分布に従うと仮定する、 p_k を k 番目のレジームにおける多項分布の確率ベクトルとし、 \mathcal{P}_K はそれら確率ベクトルの集合、つまり $\mathcal{P}_K = \{p_0, \dots, p_K\}$ とすると、 \mathcal{T}_K が与えられたときの対数尤度関数は以下のように定義で

きる。

$$L(\mathcal{D}; \mathcal{P}_K, \mathcal{T}_K) = \sum_{k=0}^K \sum_{n \in N_k} \sum_{j=1}^J s_{n,j} \log p_{k,j}. \quad (1)$$

ここで、 $s_{n,j}$ は $s_n \in \{1, \dots, J\}$ を

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

のように変換したダミー変数である。各レジーム $k = 0, \dots, K$ と各状態 $j = 1, \dots, J$ に対する式 (1) の最尤推定量は $\hat{p}_{k,j} = \sum_{n \in N_k} s_{n,j} / |N_k|$ のように与えられる。これらの推定量を式 (1) に代入すると以下の式が導ける。

$$L(\mathcal{D}; \hat{\mathcal{P}}_K, \mathcal{T}_K) = \sum_{k=0}^K \sum_{n \in N_k} \sum_{j=1}^J s_{n,j} \log \hat{p}_{k,j}. \quad (3)$$

したがって、スイッチングタイムステップの検出問題は、式 (3) を最大化する \mathcal{T}_K の探索問題に帰着できる。

しかし、式 (3) だけでは \mathcal{T}_K の導入によってどれだけ尤度が改善したかという直接的な評価をすることができない。この問題において、レジームスイッチングを考慮しないときの尤度からの改善度合いを評価することは重要であるため、尤度比最大化問題として目的関数を構築し直す。もし、レジームスイッチングのような変化が存在しない、すなわち $\mathcal{T}_0 = \emptyset$ と仮定すると、式 (3) は

$$L(\mathcal{D}; \hat{\mathcal{P}}_0, \mathcal{T}_0) = \sum_{n \in N} \sum_{j=1}^J s_{n,j} \log \hat{p}_{0,j}, \quad (4)$$

となる。ここで、 $\hat{p}_{0,j} = \sum_{n \in N} s_{n,j} / N$ である。よって、 K 個のスイッチングを持つ場合と、スイッチングを持たない場合の対数尤度比は

$$LR(\mathcal{T}_K) = L(\mathcal{D}; \hat{\mathcal{P}}_K, \mathcal{T}_K) - L(\mathcal{D}; \hat{\mathcal{P}}_0, \mathcal{T}_0). \quad (5)$$

のように与えられる。最終的に、この問題は上記の $LR(\mathcal{T}_K)$ を最大化する \mathcal{T}_K の探索問題に帰着できる。

式 (5) を網羅的に解くと最適解が保証されるが、計算量が $O(N^K)$ となってしまうため、ある程度大きい N に対して $K \geq 3$ となってしまうと、実用的な計算時間で解くことができない。したがって、任意の K について解くために、貪欲法と局所探索法を組み合わせた方法 [2] を用いる。なお、今回は貪欲法アルゴリズムの終了条件として、最小記述長原理 (MDL) [3] を採用する。

Detection of Anomaly Users by Focusing on the Changing Score Distribution of Review Time Series Data

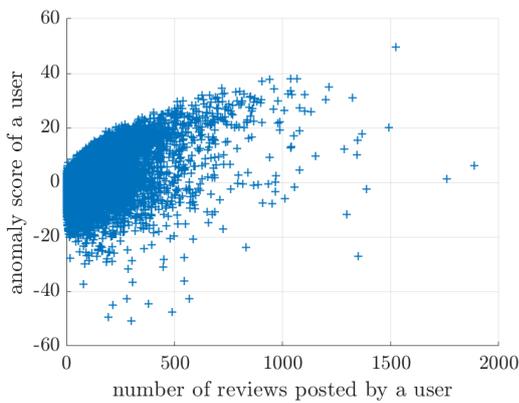
†Hiroki TAKAGI †Hikaru HIRAKAWA †Koki IGUCHI †Tajun MASUDA †Yuki YAMAGISHI ‡Kazumi SAITO

†Shizuoka Institute of Science and Technology

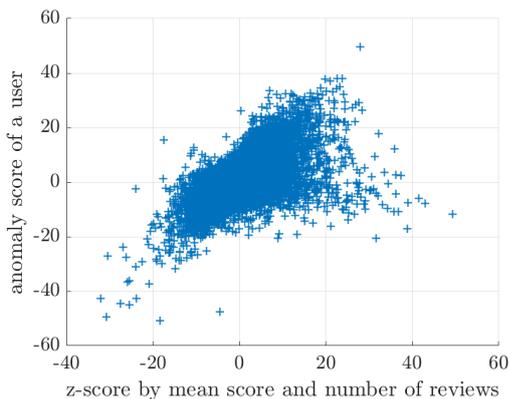
‡Kanagawa University

3 評価実験とまとめ

コスメレビューサイトの @cosme* における、被レビュー数が 100 以上の 14526 アイテムのレビューのうち、評点とユーザの紐づけがされている 6512843 レビューを対象とし、各レビューの評点 0 点から 7 点をカテゴリ $J = 8$ として、各アイテムで提案レジームスイッチングを行い、 \mathcal{T}_K の近似解 $\hat{\mathcal{T}}_K$ を求めた。ここで、アイテム $i \in \mathcal{I} = \{1, 2, \dots, I\}$, $I = 14526$ の \mathcal{D} , $\hat{\mathcal{T}}_K$ を、それぞれ \mathcal{D}_i , $\hat{\mathcal{T}}_{i,K}$ とし、そのときの $\hat{\mathcal{P}}_K$ を $\hat{\mathcal{P}}_{i,K} = \{\hat{p}_{i,0}, \dots, \hat{p}_{i,K}\}$ とする。このとき、ユーザ $u \in \mathcal{U} = \{1, 2, \dots, U\}$, $U = 701854$ がアイテム i のレジーム k で投稿したレビューの評点カテゴリを $s_{u,i,k} \in \{1, \dots, J\}$ とし、 $s_{n,j}$ と同様に $s_{u,i,k,j}$ のようなダミー変数とすれば、ユーザ u が投稿したレビュー評点 $s_{u,i,k,j}$ の対数尤度は $\sum_{j=1}^J s_{u,i,k,j} \log \hat{p}_{i,k,j}$ となる。今回は、この対数尤度の平均と投稿レビュー数による z-score をユーザ u の提案異常値とした。



(a) 各ユーザの投稿レビュー数と提案異常値



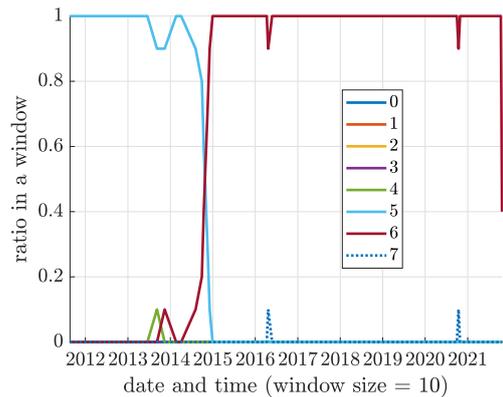
(b) 各ユーザの平均評点と投稿レビュー数による z-score と提案異常値の比較

図 1: 提案手法を用いた各ユーザの異常値の評価

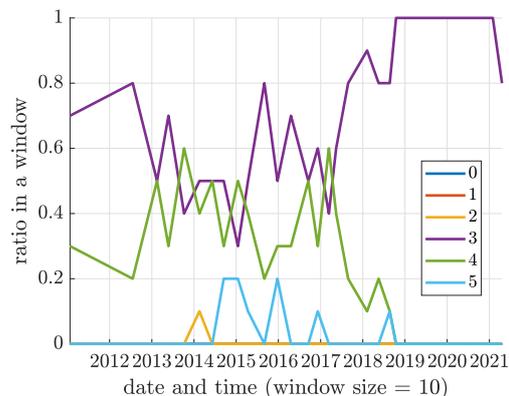
図 1a より、各ユーザの投稿レビュー数が多ければ多いほど、提案異常値の正値は増加する傾向が見取れるが、提案異常値の負値ではそのような傾向は見られない。また、図 1b より、各ユーザの平均評点と投稿レ

*<https://www.cosme.net/>

ビュー数による z-score と提案異常値は、概ね正の相関を示しているが、平均評点の z-score が高い一部のユーザは、提案異常値では負値となっていることがわかる。提案異常値最大のユーザ (図 2a) は、2015 年あたりを境に、それまで投稿し続けていた 5 点の投稿を止め、その後は 6 点を投稿し続けるなど、アイテムの評価とは無関係かつ、意図的な評点行動をしているように見える。さらに、提案異常値最小のユーザ (図 2b) も、2019 年あたりから 3 点のみを投稿し続けているため、同様に意図的な評点行動をしているように見える。



(a) 提案異常値最大のユーザ



(b) 提案異常値最小のユーザ

図 2: ウィンドウサイズ 10 における各評点の割合

謝辞 本研究は科研費基盤研究 (C) 18K11441 の支援を受けて行ったものである。

参考文献

- [1] J. Kleinberg. Bursty and hierarchical structure in streams. In *Proceedings of the 8th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-2002)*, pp. 91–101, 2002.
- [2] Yuki Yamagishi and Kazumi Saito. Visualizing switching regimes based on multinomial distribution in buzz marketing sites. In *Foundations of Intelligent Systems - 23rd International Symposium, ISMIS 2017*, Vol. 10352 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 385–395. Springer, 2017.
- [3] J. Rissanen. Modeling by shortest data description. *Automatica*, Vol. 14, No. 5, pp. 465–471, September 1978.