

トピック間の階層構造を活用した
ニュース記事推薦のフィルターバブル緩和手法の提案Proposal of a News Recommendation Method
to Alleviate Filter Bubbles Using Inter-topic Hierarchical Structures瀧口 諒久* 峯 恒憲† 荒川 豊†
Akihisa Takiguchi Tsunenori Mine Yutaka Arakawa

1 はじめに

現代の生活に必要な不可欠となった SNS 等のプラットフォームサービスでは、情報推薦システムが利用されており、膨大な情報の中からユーザの目的と関連する情報が選出、提示されている。これにより、ユーザは好みの情報を得ることが容易になっている。しかし、この情報推薦システムの発達には、自分好みの情報以外が自動的に弾かれてしまうフィルターバブル等の現象を起こす一因になっており、閲覧情報の偏りを生じやすくしている¹⁾。そして、これらが集団極性化の一つであるサイバースケードといった問題につながり、世論の分断・対立、誹謗中傷、刑事事件に発展するなど社会問題になっている [1]。

さらに、長期的にサービスを利用するユーザを増やすためには、多様性のある情報推薦システムの構築が必要とされており、実際に情報推薦システムに情報の多様性を組み込む研究が進められている [2, 3]。

以上のように、近年では社会問題や、ユーザエンゲージメントの面においても、ユーザに提示される情報の多様性が重要視されている。ユーザが多様で幅広い情報に触れることで、情報摂取のバランスが保たれた状態である「情報的健康」[4]を実現するためにも、フィルターバブルを考慮した、多様性のある推薦システムを実装する必要がある。

そこで、本研究では、大規模ニュースデータセット MIND に対し、トピックモデル BERTopic を用いて得られた dendrogram からユーザの興味トピックと同一の親を持つ「兄弟トピック」を特定し、これを活用した推薦による、フィルターバブル緩和手法を提案する。本稿ではこのアプローチの理論的背景と実装詳細を述べ、推薦の多様性と精度のバランスの観点から、フィルターバブル緩和への実践的な有効性を論じる。

2 関連研究

推薦システムにおいては、ユーザー嗜好への最適化が進む一方で、意見や話題の偏りを助長する「フィルターバブル」現象が深刻化している。Pariser ら [5] は、ニュース推薦をはじめとする情報フィルタリングがユーザの接触する情報範囲を狭めることを指摘している。

* 九州大学 大学院システム情報科学府, Graduate School of Information Science and Electrical Engineering

† 九州大学 大学院システム情報科学府, Faculty of Information Science and Electrical Engineering

1) 総務省: 令和 5 年版 情報通信白書, pp.30-31 (2023)

これに対し、Adomavicius ら [6] は多様性や新規性を考慮した推薦の必要性を提唱し、リランキングやカバレッジ強化といった手法が数多く報告されている [7, 3]。さらに、Abdool ら [2] はユーザー未接触カテゴリへの推薦 (U/N-diversity) が分断緩和に有効であることを示した。一方、多様性向上と推薦精度にはトレードオフが存在することも知られており、精度のみを最適化した場合は同質的な情報提示に偏りやすい一方、多様性指標を強調しすぎるとユーザー満足度やリコメンド精度が低下する課題も報告されている [8, 9]。このバランス制御が重要な研究課題となっている。

トピックモデリング手法としては、Blei ら [10] による LDA が広く使われてきたが、Grootendorst ら [11] は BERT 埋め込みを利用した BERTopic を開発し、文書の高次元特徴を活かしたトピック分析と c-TF-IDF による解釈性の高いトピック抽出を実現した。また、Embrechts ら [12] はトピックの階層クラスタリングによって、話題間の上位・下位関係を可視化し、トピック階層構造の活用可能性を示した。この BERTopic はニュース閲覧におけるユーザーのフィルターバブルの評価にも応用されている [13]。

しかし、既存研究の多くは単なるトピック分布の多様化やリランキングによる推薦にとどまっており、トピック階層構造そのものを直接活用してフィルターバブルを緩和する手法は十分に検討されていない。本研究は、BERTopic で構築した階層的トピッククラスタリングの「兄弟トピック」関係に着目し、ユーザーが関心を持つトピックと同じ親を持つ関連トピックの推薦によるフィルターバブルの緩和手法を提案し、推薦の多様性と精度のバランスの観点からその有効性の検討を行う。

3 データセット

本研究では、Microsoft 社が提供する、Microsoft News の匿名化された動作ログにより 2019 年 10 月 12 日から 11 月 22 日の計 6 週間にわたって収集されたオープンデータセットである、MIND (Microsoft News Dataset)[14] を用いる。MIND には約 16 万件の英語ニュース記事と、約 100 万人のユーザにより生成された 1,500 万件を超えるインプレッションログが記録されており、各ニュース記事にはタイトル、要約、本文、カテゴリ、エンティティなどが含まれている。ユーザの各インプレッションログには、ニュース記事推薦の結果や以前のユーザの閲覧履歴が含まれている。このうち、本研究では、比較的小規模なデータセットとして用意されている MIND-small を使用し、同様のデータ 42,416 件のニュース記事と、閲覧記事が 10 件以上である 32,109 人のユーザの閲覧履歴 (セッション数 50,844 件) が含まれ

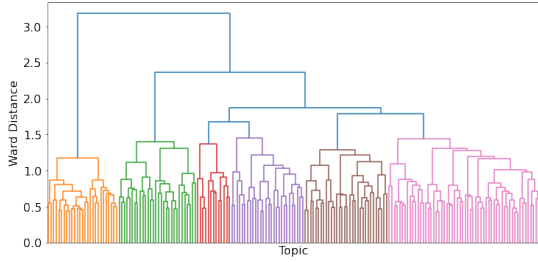


図1 記事トピックのデンドログラム

ているデータセットを用いて分析を行う。

4 提案手法

本提案手法は、記事のトピック分布の生成、ユーザの閲覧記事の多様性の評価、兄弟トピック推薦の3つに大別される。方法の詳細は以下の通りである。

4.1 記事のトピック分布の生成

本研究で用いたデータセット [14] では、特徴量抽出に自然言語処理モデル BERT が有効であると示唆されている。また、ニュースサイト上のユーザのフィルターバブルの評価に関する先行研究 [13] では、ユーザの閲覧情報のトピック分布を分析する手法として、トピックモデルとして BERT の埋め込み手法とクラスタリング手法を組み合わせた BERTopic[11] が用いられており、その有効性を示している。これらを踏まえ、本研究では BERTopic により記事のトピック分布を求めた。本研究における BERTopic の基本的な構成は、以下の5つのステップに分けられる。

第1段階では、Sentence-BERT などの言語モデルを利用し、文章の埋め込み表現を生成する。本研究では、事前学習済み Sentence-BERT モデルの中でも広く利用され、公式リーダーボード等で高い性能を示している“all-mpnet-base-v2”²⁾を使用しており、ニュース記事のタイトルと要約文を合わせた文章からストップワードを除去した後、文章の埋め込み表現を生成している。また、この埋め込み表現は、後述するユーザの閲覧記事の多様性の評価に用いている。

第2段階では、第1段階で取得した文章の埋め込み表現の次元削減を行う。本研究では、デフォルトの UMAP を使用した。

第3段階では、第2段階で次元削減を行った文章の埋め込み表現のクラスタリングを行う。本研究では、デフォルトの HDBSCAN を使用し、クラスタの最小サイズもデフォルトの 30 に設定している。HDBSCAN は、密度ベースのクラスタリングアルゴリズムであり、外れ値が設定される。この外れ値とされた文章は、トピック出力の際に、トピック番号 -1 として出力される。デフォルトでは、BERTopic は HDBSCAN により自動的にトピック数が決められ、今回は 188 個のトピックが生成された。これにより、図1のような記事トピックのデンドログラムが生成される。

第4段階では、第3段階で出力されたクラスタに属する文章から、そのトピックの代表の単語の抽出を行う。本研究では、デフォルトの CountVectorizer で各ク

ラストの bag of words を作成し、c-TF-IDF により、各トピックごとに特徴的な単語を抽出した。

第5段階では、各トピックに対する確率分布を計算することで、その記事のトピック分布を求める。これにより、後述の兄弟トピック推薦に用いる、ユーザが最も興味のあるトピックを特定することが可能となる。

4.2 ユーザの閲覧記事の多様性の評価とフィルターバブルの定義

ユーザの閲覧記事の多様性を表す指標として GS-score[15] を導入する。ユーザ u が期間内に読んだ記事のリストを $S_u = \{s_1, \dots, s_i, \dots\}$ としたとき、そのユーザの GS-score を以下のように定義する。

$$GS(u) = \frac{1}{\sum_i w_i} \sum_i w_i \frac{\vec{s}_i \cdot \vec{\mu}_u}{\|\vec{s}_i\| \|\vec{\mu}_u\|} \quad (1)$$

ただし、 \vec{s}_i は記事 s_i のベクトル表現、 w_i は記事 s_i を読んだ回数であり、 $\vec{\mu}_u$ は以下の式で定まるユーザ u の閲覧記事の重心ベクトルである。

$$\vec{\mu}_u = \frac{1}{\sum_i w_i} \sum_i w_i \vec{s}_i \quad (2)$$

本研究で用いるデータセットは1つの記事に対し1回の履歴しか記録されていないため、すべての i について $w_i = 1$ だから、本研究における GS-score および $\vec{\mu}_u$ は以下のように表される。

$$GS(u) = \frac{1}{|S_u|} \sum_i \frac{\vec{s}_i \cdot \vec{\mu}_u}{\|\vec{s}_i\| \|\vec{\mu}_u\|} \quad (3)$$

$$\vec{\mu}_u = \frac{1}{|S_u|} \sum_i \vec{s}_i \quad (4)$$

GS-Score は -1 以上 1 以下の値をとり、1 に近いほど閲覧した記事が同質であり、-1 に近いほど多様であることを表す。

図2にユーザの GS-score と閲覧記事数の関係を示す。GS-score は、閲覧記事数の増加により、全体的に減少しながらある値に漸近する性質があることが知られている。これは、データセットで用いたニュース記事の embedding に偏りがあり記事ベクトルが空間上に均等に分布していないことが原因であると考えられる [16]。そのため、本研究では、閲覧記事数 10 件ごとにユーザをセグメント化し、そのセグメント内の GS-score 上位 20% をフィルターバブルに陥っているユーザと定義する。そして、このユーザ 6,617 人 (セッション数 10,242 件) に対象に分析を行う。

4.3 兄弟トピック

本研究における兄弟トピックとは、閲覧履歴によりユーザごとに一番興味のあるトピックを特定し、そのトピックと 4.1 節で生成したデンドログラムにおいて同じ親を持つトピックを指すことにする。ここでのユーザの一番興味のあるトピックとは、ユーザごとに閲覧記事からトピック分布の平均を求め、その分布の中で最も高い値のトピックとする。

兄弟トピックの定義に、階層的クラスタリングで得られるデンドログラムのカットの高さ (以下、 C と表す)

2) <https://huggingface.co/sentence-transformers/all-mpnet-base-v2>

表1 各トピックのc-TF-IDF上位5ワード(一部抜粋)

番号	ワード	記事数
-1	new, trump, said, year, county	15,168
0	football, college, michigan, state, basketball	2,139
1	astros, series, nationals, yankees, world	1,625
2	crash, driver, vehicle, highway, car	1,317
3	nba, lakers, warriors, clippers, suns	1,190
4	ford, cars, car, 2020, mustang	948
5	recipes, thanksgiving, taste, make, recipe	879
6	california, firefighters, kincade, wildfires, wildfire	732
7	restaurant, location, bar, restaurants, food	466
8	shooting, shot, man, police, murder	430
9	ufc, fight, 244, bellator, masvidal	393
10	woods, tiger, pga, tour, golf	370
11	syria, turkey, kurkish, troops, turkish	366
12	impeachment, inquiry, democrats, house, republicans	363
13	ravens, patriots, brady, tom, belichick	331
14	school, student, students, teacher, principal	325
15	nhl, bruins, penguins, hockey, goal	299
16	dog, dogs, animal, shelter, puppy	294
17	prince, megan, royal, markle, harry	281
18	missing, seen, body, old, girl	276

のパラメータが重要な役割を果たす。Cとは、デンドログラムをどの高さでカットするかを示す値であり、この値によって兄弟トピックとみなす範囲が変わる。Cが低い場合は、より近いトピックのみが兄弟と判定され、高い場合は広い範囲のトピックが兄弟関係になる。

4.4 評価方法

兄弟トピック推薦の効果検証には、多様性指標と精度指標の双方を用いる。多様性指標としては、先行研究[13]を参考に、各推薦リスト内に含まれる異なるトピックの数(トピック多様性)を計算する。精度指標としては、実際のクリックを正解とした nDCG@5, Recall@5を用いる。

また、Cの値ごとに、兄弟トピック推薦の導入が多様性や精度へ与える影響を比較するため、傾向スコアマッチングに基づく平均処置効果(ATE: Average Treatment Effect)推定を行う。具体的には、ユーザーの閲覧記事数、PCAにより10次元に圧縮した閲覧トピック分布を共変量とし、兄弟トピック推薦を受けた(T=1)セッションと、従来推薦のみ(T=0)のセッションで、傾向スコアマッチングを行い、多様性や精度のATEを評価する。このとき、各Cに応じてATEを算出することで、Cが多様性と精度にどう影響するかを詳細に分析する。

5 分析結果と考察

5.1 記事のトピックワード

表1に、4.1節で求めた各トピックのc-TF-IDF上位5ワード、および各トピックに分類された記事数を示す。各トピックの上位ワードを見ると、大学スポーツ(トピック0)、MLB(トピック1)、交通事故(トピック2)、NBA(トピック3)などのトピックに分かれ、それぞれの特徴的なワードを明示できている。また、外れ値として分類されたトピック-1に属する記事は15,158件と最も多く、特定のトピックに分類されなかった記事が多く含まれていることを示している。これは、HDBSCANによるクラスタリングの特性上、密度の低い記事がトピック番号-1に分類されやすいためと考えられる。

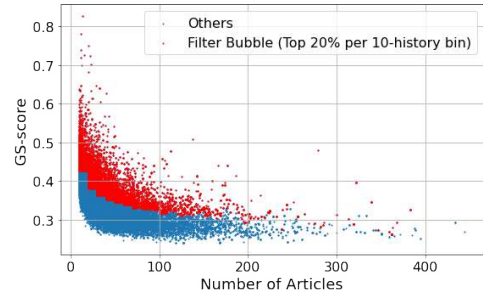


図2 GS-scoreと閲覧記事数の関係

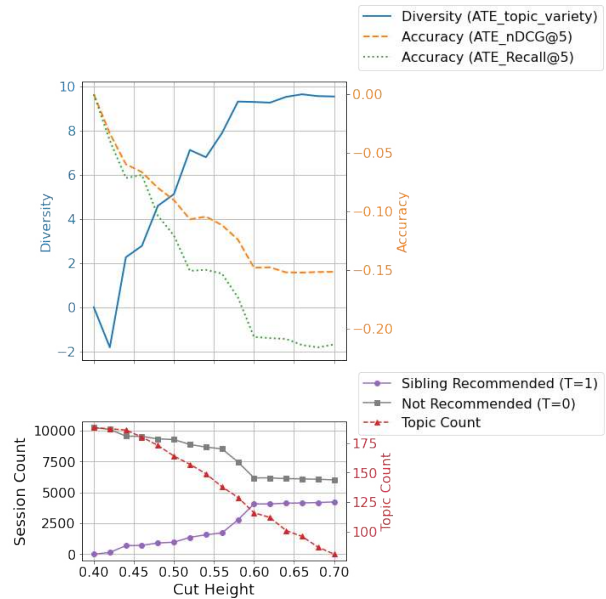


図3 カットの高さごとの兄弟推薦の多様性・精度と兄弟推薦のセッション数・トピック数の推移

5.2 兄弟トピック推薦の多様性と精度

図3は、デンドログラムのカットの高さCを変化させた際の、兄弟トピック推薦の多様性指標および精度指標のATEの推移を示している。C(Cut Height)を高く設定することで兄弟トピックの定義が緩やかとなり、多様性指標のATEであるATE_topic_varietyは大きく向上する一方、精度指標のATEであるATE_nDCG@5およびATE_Recall@5は低下するという、多様性と精度のトレードオフ関係の傾向が観測された。また、Cの増加に伴い、兄弟トピック推薦が行われるセッション数(T=1)が増加し、逆に従来推薦(T=0)が減少する傾向が見られた。これは、推薦対象となるトピック集合が広がることで、ユーザーの関心から離れたニュースも推薦リストに含まれる割合が増加するためと考えられる。

これらの結果より、兄弟トピック推薦は、記事トピックのデンドログラムのカットの高さCの設定によって多様性と精度のトレードオフ関係が生じることが示された。特にCの最適な選択がユーザーのフィルターバブルの緩和と、過度な精度低下の回避に重要であることが示唆される。図3から、C=0.50付近が多様性と精度のバランスが取れており、実用上適切な設定値であると考えられる。ただし、最適なCはユーザーの利用目的によって変動しうるため、今後更なる検証が必要である。

6 今後の課題

まず、BERTopicによるクラスタリングにおいて、多くの記事が外れ値トピック（トピック番号 -1）に分類される傾向が見られた。この外れ値トピックは、兄弟トピック推薦の設計において推薦の網羅性やトピック多様性の正確な評価を妨げている可能性がある。今後は、外れ値トピックへの効果的な対応や、外れ値記事の再分類を含めたトピックモデルの改良が必要である。

そして、今回は GS-score を用いてユーザーの閲覧記事の多様性を評価したが、GS-score の改良版として筆者らが提案した、トピック分布の JS ダイバージェンスを用いる指標 [17] の適用と比較は行っていない。この比較検証により、兄弟トピック推薦におけるフィルターバブルのユーザーの特定のためには、どちらの指標を用いるのがよいかを改めて議論する余地がある。

また、兄弟トピック推薦の導入は、多様性の向上に寄与する一方で、記事トピックのデンドログラムのカットの高さ C が高い場合には、ユーザーの関心から逸脱したニュース推薦が増え、nDCG@5 や Recall@5 の精度指標が低下する傾向が観測された。この精度低下を抑えつつ多様性も確保するためには、ユーザーごとに関心の広がりや履歴の多様性に依拠して、推薦範囲を柔軟に最適化する仕組みや、動的な推薦手法の開発が求められる。

さらに、本研究では評価指標としてクリックデータに基づく nDCG やトピック多様性を用いたが、今後はユーザー満足度、滞在時間、離脱率など、より実利用に近い観点からの多面的な評価も必要となる。また、他のニュースドメインや多言語データ、オンライン実験による外的妥当性の検証も重要な課題として挙げられる。

7 おわりに

本研究では、ニュース記事推薦におけるフィルターバブル緩和を目的として、BERTopicによる階層的トピック構造を活用し、兄弟トピック推薦手法を提案・評価した。この兄弟トピック推薦において、トピックの階層構造であるデンドログラムのカットの高さ C を調整することで、多様性と精度のトレードオフ関係が生じることを示し、特に C の最適な選択がフィルターバブルの緩和と、過度な精度低下の回避に重要であることが示唆された。今後は、より最適多様性と精度のトレードオフ関係を持つ推薦システムの設計や、実データによるユーザー実験の実施などを通じて、本手法の有効性と実用可能性の更なる検証が求められる。

謝辞

本研究は、科学研究費補助金 (JP23H00216) の支援のもと実施された。

参考文献

- [1] CASS R. SUNSTEIN. republic: Divided democracy in the age of social media. pp. 98–136. Princeton University Press, 2018.
- [2] Mustafa Abdool, Malay Haldar, Prashant Ramanathan, Tyler Sax, Lanbo Zhang, Aamir Manaswala, Lynn Yang, Bradley Turnbull, Qing Zhang, and Thomas Legrand. Managing diversity in airbnb search. In *Proceedings of the 26th*

ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining, pp. 2952–2960, 2020.

- [3] Ashton Anderson, Lucas Maystre, Ian Anderson, Rishabh Mehrotra, and Mounia Lalmas. Algorithmic effects on the diversity of consumption on spotify. In *Proceedings of the web conference 2020*, pp. 2155–2165, 2020.
- [4] 鳥海不二夫, 山本龍彦. 共同提言「健全な言論プラットフォームに向けて ver2.1—情報の健康を、実装へ」, 2023.
- [5] Eli Pariser. *The filter bubble: What the Internet is hiding from you*. penguin UK, 2011.
- [6] Gediminas Adomavicius and YoungOk Kwon. Improving aggregate recommendation diversity using ranking-based techniques. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 24, No. 5, pp. 896–911, 2011.
- [7] Yuan Cao Zhang, Diarmuid Ó Séaghdha, Daniele Quercia, and Tamas Jambor. Auralist: introducing serendipity into music recommendation. In *Proceedings of the fifth ACM international conference on Web search and data mining*, pp. 13–22, 2012.
- [8] Saúl Vargas and Pablo Castells. Rank and relevance in novelty and diversity metrics for recommender systems. In *Proceedings of the fifth ACM conference on Recommender systems*, pp. 109–116, 2011.
- [9] Pablo Castells, Neil Hurley, and Saul Vargas. Novelty and diversity in recommender systems. In *Recommender systems handbook*, pp. 603–646. Springer, 2021.
- [10] David M Blei, Andrew Y Ng, and Michael I Jordan. Latent dirichlet allocation. *Journal of machine Learning research*, Vol. 3, No. Jan, pp. 993–1022, 2003.
- [11] Maarten Grootendorst. Bertopic: Neural topic modeling with a class-based tf-idf procedure. *arXiv preprint arXiv:2203.05794*, 2022.
- [12] Mark J Embrechts, Christopher J Gatti, Jonathan Linton, and Badrinath Roysam. Hierarchical clustering for large data sets. *Advances in intelligent signal processing and data mining: theory and applications*, pp. 197–233, 2013.
- [13] Lien Michiels, Jorre Vannieuwenhuyze, Jens Leysen, Robin Verachtert, Annelien Smets, and Bart Goethals. How should we measure filter bubbles? a regression model and evidence for online news. In *Proceedings of the 17th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys '23*, pp. 640–651, New York, NY, USA, 2023. Association for Computing Machinery.
- [14] Fangzhao Wu, Ying Qiao, Jiun-Hung Chen, Chuhan Wu, Tao Qi, Jianxun Lian, Danyang Liu, Xing Xie, Jianfeng Gao, Winnie Wu, and Ming Zhou. MIND: A large-scale dataset for news recommendation. In Dan Jurafsky, Joyce Chai, Natalie Schluter, and Joel Tetreault, editors, *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, pp. 3597–3606, Online, July 2020. Association for Computational Linguistics.
- [15] Isaac Waller and Ashton Anderson. Generalists and specialists: Using community embeddings to quantify activity diversity in online platforms. In *The World Wide Web Conference*, pp. 1954–1964, 2019.
- [16] 佐々木明, 大倉俊平, 小野真吾. ニュースアプリにおける閲覧記事の多様性とユーザーアクティビティについての考察. 人工知能学会全国大会論文集 第 36 回 (2022), pp. 1H1GS1102–1H1GS1102. 一般社団法人 人工知能学会, 2022.
- [17] 瀧口諒久, 峯恒憲, 荒川豊. BERTopic と JS ダイバージェンスを用いたニュース閲覧記事の多様性評価手法の提案. 人工知能学会全国大会論文集 第 39 回 (2025). 一般社団法人 人工知能学会, 2025. (in press).