

ネガティブニュースがユーザー行動に与える影響の調査

大畑 和也[†] 飯塚洸二郎^{††} 彌富 仁[†]

[†] 法政大学 〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2

^{††} 株式会社 Gunosy 〒150-6139 東京都渋谷区渋谷 2-24-12 スクランブルスクエア 39 階

E-mail: [†]{kazuya.ohata.2b@stu., iyatomi@}hosei.ac.jp, ^{††}kojiro.iizuka@gunosy.com

あらまし 本研究ではネガティブなトピックを含むニュース記事が、ユーザー行動に与える影響の調査を行った。初めに我々はネガティブなニュースについて定義を定め、ニュース記事の見出しをラベル付けした上で、実サービスのユーザー行動ログと紐付けたデータセットを作成した。作成したデータセットを分析した結果、話題性や公共性のある記事はネガティブなトピックを含む割合が高いことが分かった。また、ネガティブ記事推薦数をユーザ毎に調べたところ、ネガティブ記事クリック数が大きいユーザに対して推薦数が大きい偏りがあることがわかった。以上から、ネガティブな記事はそれ以外の記事と比べてユーザーに消費されやすく、フィルターバブルの傾向を強める効果があると考えられる。

キーワード ニュース推薦, 感情分析, ユーザ行動分析,

1 はじめに

推薦システムは、インターネット上の膨大な情報から必要な情報を選択することに貢献している。過去のクリック履歴を用いて個人の嗜好に沿ったニュースを推薦する手法が広く知られている [1]。個人の興味関心に沿った記事や、社会的に価値のあるニュースを配信することで、ユーザーの関心を集める役割を担う。

一方で推薦システムでは、類似するコンテンツの連続的な推薦により発生する問題がある。一例として、過去の閲覧行動等から類似する情報ばかりが推薦される、いわゆる「フィルターバブル」による情報の偏りがしばしば発生する。同様のコンテンツに複数触れることで、ユーザーによっては負の感情を呼び起こす他、考えの固定化を招く恐れがある。また、ネガティブニュースの連続的な曝露が精神的に与える問題が複数報告されている。Ytre らの研究では、ネガティブニュースの閲覧や注意の継続により、精神的不安が増すという報告がある [2]。Price らは、ネガティブな情報に習慣的に触れる行為である Doomscrolling について、ソーシャルメディア上でのネガティブ情報の曝露がうつ病や PTSD の増加につながることを明らかにし、ユーザーが自ら得る情報をコントロールすることの難しさが示唆された [3]。

これらの問題に対して、媒体の性質や推薦システムの特性を理解することが問題解決に繋がる可能性がある。その一つとして、新しいコンテンツをユーザに発見してもらい柔軟な考えを提供するため、推薦システム多様化についての研究が行われている。この分野では、クリック数など短期的なエンゲージメントに依存しやすい推薦システム多様化の改善や、推薦アルゴリズムと多様性の評価が試みられている [4], [5]。このように、情報伝達媒体の性質に適した仕組みの作成や評価を行うことで、ユーザーに与える悪影響を軽減できる可能性がある。

そこで本研究では、実ニュースサービス上で大規模な分析を行ない、記事の推薦とユーザーの消費行動を調査した。対象となるニュース記事は特定のカテゴリに限定せず、広く設けることでカテゴリにより異なる消費行動の分析を行なった。ユーザーの健康に関する視点より、悪影響を及ぼす可能性のあるネガティブ記事とユーザー行動について以下の疑問を調査した。

- RQ1. 話題性や公共性の高いニュース記事には、どの程度ネガティブ記事が含まれるか？
- RQ2. ネガティブ記事の推薦数を増やすと、フィルターバブルの傾向にどのような影響があるか？
- RQ3. 記事の感情極性とユーザーの行動にはどのような関係性があるか？

これらの調査のため、ニュースアプリにおいてユーザが消費するネガティブな記事の傾向を調べた。まずは、ネガティブな記事に該当する定義を定め、記事見出しについてネガティブ記事か非ネガティブ記事かを判定するラベル付けを行なった。その後、作成した記事見出しデータセットとユーザー行動ログを用いて、ネガティブ記事の消費行動と推薦について分析を行なった。

2 関連研究

2.1 ニュース記事の感情分析

自然言語処理の分野において、ニュース記事は政治や経済など社会的に与える影響力が大きいことから感情分析や記事分類の研究が行われてきた [6] [7] [8]。Young らは政治における情動を測定するために、文書中の感情極性に関するキーワードを数える LSD という手法を提案した [9]。Erik らは、イスラム教の否定的なイメージについて、新聞記事に自然言語処理を施すことで宗教との関連性を調査した [10]。このように、特定のカテゴリについてニュース記事を自然言語の観点から分析し、記事及び出版社の論調を見る研究は広く行われてきた。これに対

して本研究では、様々なカテゴリの記事で構成される大規模なデータセットを使用し、自然言語処理の分野から感情分析を行った。

2.2 ユーザー行動分析

情報推薦や情報検索の分野ではユーザ行動による分析が行われており、代表的な方法としてクリック情報を用いる研究が挙げられる。クリック行動分析は[11], [12] など、長年にわたり行われてきた。最近では、ユーザーの満足度を向上させるために記事品質を考慮した行動分析が行われている。飯塚らはユーザー行動ログを用い、記事コンテンツの品質と広告の消費に関する因果関係を調査した[13]。これらの研究ではユーザーをより獲得するために推薦や検索の満足度向上を目指している。本研究との類似点は、ニュース記事とユーザー行動を結びつけた分析を行なっている点にある。本研究ではユーザー行動ログとニュース記事感情分析を組み合わせた、ネガティブ記事の消費について調査した。

2.3 情報がもたらす健康被害

情報化社会の発展により、情報がユーザーにもたらす悪影響についての研究がなされている。Ytre らの研究では Covid-19 の流行下において、精神とメディアやニュースとの悪影響の関連性について述べている[2]。彼らはロックダウン状況下のアンケート調査により、ネガティブなトピックを含むニュースの過度な暴露が精神を消耗させる一方で、ネガティブ情報に触れる欲求を増加させる Doomscrolling が加速し、その結果ネガティブな感情を誘発してしまい生活に悪影響を及ぼすケースを述べた。また、フィルターバブルのように、推薦システムにより我々が触れる情報が偏重しているという課題が報告されている。Tomlein らは YouTube において、偏った情報ばかりが推薦されるフィルターバブルが形成されていく過程を紹介した[14]。また、彼らは渦中に含まれる情報と逆の情報を閲覧することでフィルターバブルから簡単に抜け出せる方法を報告した。これらの研究の共通認識として、我々に悪影響をもたらす情報を受動的に受け取ってしまい、類似する情報から抜け出せなくなってしまうことを課題としている。我々の研究では、実ニュースサービス上で様々なカテゴリの記事を使用した大規模な行動ログベースの分析を行うことで、個々のトピックを超えたフィルターバブルの傾向について調査した。

3 準備

本研究では、ニュースサービスにおいて、ネガティブ記事の消費傾向や推薦についての調査を行う。この章では、ネガティブ記事のラベル付けおよび、分析対象のデータセットについて述べる。

3.1 ネガティブ記事の定義

記事見出しについて、以下の評価のいずれかに合致するものをネガティブ記事とする定義を制定した。

- (1) 事件や事故など、社会的に話題となり得る事象に関し

て負のイメージを抱かせる事実

- (2) 著名人が起こしたスキャンダル及び不適切行為の報道、噂話、炎上騒動関連等の記事

- (3) 株価、市場などの数字、政治や政策の批評、今後の見通し等のネガティブな評論

- (4) 身の回りの不幸な体験談やコラム、第三者からの否定的なコメント

この定義に基づき、我々はデータセットの作成を行なった。

3.2 データセット

対象には、ニュースアプリ「グノシー」¹上で配信された記事見出しを使用した。記事見出しは 2019 年及び 2021 年 7 月 1 日に配信されたものからそれぞれクリック数上位 1,000 件を使用した。使用する記事はあらかじめ分類されたカテゴリから以下の 4 種類を限定し、それぞれ以下の評価項目をもとにネガティブ記事であるかについてラベル付けした。

社会 社会的に話題のニュース記事

スポーツ スポーツの試合や選手にまつわる記事

エンタメ 著名人やカルチャー等エンターテインメントに関連する記事

政治・経済・国際 政治や経済、海外に関するニュース記事

3.3 ユーザー行動ログ

ユーザー行動ログはアプリ利用者に推薦された記事やクリックした記事、クリック後に記事詳細ページに滞在した時間が含まれる。記事はランキング形式でユーザーに表示されており、ユーザーはアプリをスクロールすることでランキング下位の記事を表示することができる。4.1 では 2021 年ともに 7 月 1 日のデータを、4.2 では比較のために 2019 年、2021 年 7 月 1 日の 1 日分を分析対象として使用した。これらの分析では、両日ともに、一日に異なる 10 記事をクリックしたユーザの中から 1,000 人を無作為に選択した。データセットには 3.2 でラベル付けしたものを使用した。また、4.3 では、2021 年 7 月 1 日から 7 月 31 日までの対象となる記事データ全て及び、この間にアプリを利用したユーザー全ての行動ログを用いて分析を行なった。

4 分析

本研究では、ネガティブなトピックを含むニュース記事が、記事の推薦やユーザーのクリック行動に与える影響について分析を行なった。実験の指標として、対象の記事群またはユーザー群に対し、ユーザーが記事をクリックした数を、記事が表示された回数で割った値である ArticleCTR を用いた。なお、ビジネス上のリスク回避のために、ArticleCTR については実際の値を使用せず正規化を行った。

¹ : <https://gunosy.com/>

表 1 一般記事におけるネガティブ/非ネガティブ記事の推薦割合と ArticleCTR の関係

	推薦割合 (%)	ArticleCTR
非ネガティブ記事	82.2	C^\dagger
ネガティブ記事	17.8	$C^\dagger (-1.1\%)$

† 機密情報のため値を隠している

4.1 話題性や公共性の高いニュース記事には、どの程度ネガティブ記事が含まれるか？

4.1.1 設定

ニュースアプリの利用者は、他人との話題作りを目的の一つとし、世の中で起きている出来事の最新の知らせや、皆が注目している話題の情報を入手する。このニーズに沿い、2021 年の推薦記事は複数の専門家が選択した、速報や話題の記事 5 つが最上位に表示されるヘッドラインを導入した。この実験では、ヘッドラインにて推薦される記事全体に対して、ネガティブ記事が占める割合を求めた。また、ユーザーに記事が表示された回数に占める記事クリック数の割合である ArticleCTR を求め、ヘッドラインと一般記事を比較した。

4.1.2 結果

表 1, 2 に 2021 年 7 月 1 日のデータにおいて専門家が選定したヘッドラインの記事、及びそれ以外の一般記事について、推薦割合と ArticleCTR を示す。なお、ArticleCTR については非ネガティブ記事をベースラインとし、ネガティブ記事を差分で表した。推薦割合について表 1, 2 より、ヘッドラインにおいてネガティブ記事推薦割合は、一般記事と比較して 11.4% 向上した。ArticleCTR について表 1 より、一般記事の場合ではネガティブ記事の ArticleCTR が非ネガティブ記事よりも 1.1% 下回った。ヘッドラインの場合では表 2 からわかるようにネガティブ記事の ArticleCTR が非ネガティブ記事と比較して 40.8% 上回った。

ヘッドラインにおけるネガティブ記事推薦割合の上昇について、これはヘッドライン記事を選定した専門家が、ネガティブなトピックを含む記事を選択した割合が大きいことを意味する。すなわち、話題性や公共性の高いニュースや速報はネガティブなトピックをより含む傾向にあることが示唆される。また、ネガティブ記事クリック率について、ヘッドラインは一般記事と比較して ArticleCTR が高まった。ネガティブ記事への注目や関心はヘッドラインでは高まった一方で、一般記事においては非ネガティブ記事と同程度かそれ以下であるといえる。この結果はヘッドラインで選出された話題性や公共性の高いネガティブ記事が、よりユーザの注目や関心を集めたため、クリック行動に結びついたと推測される。

以上より、話題性や公共性の高いと考えられる記事は、それ以外の記事と比べてネガティブ記事である割合が大きく、クリックされる割合も大きいといえる。

表 2 ヘッドラインにおけるネガティブ/非ネガティブ記事の推薦割合と ArticleCTR の関係

	推薦割合 (%)	ArticleCTR
非ネガティブ記事	70.8	C^\dagger
ネガティブ記事	29.2	$C^\dagger (+40.8\%)$

† 機密情報のため値を隠している

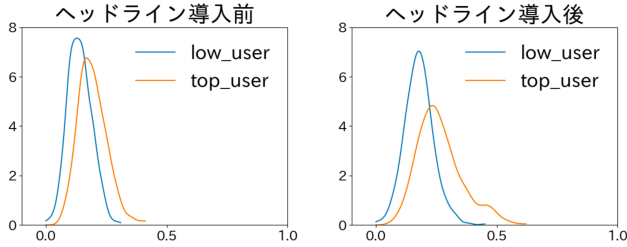


図 1 ネガティブ記事推薦割合分布

4.2 ネガティブ記事の推薦数増加による推薦アルゴリズムへの介入が、フィルターバブルの傾向を引き起こしているか？

4.2.1 設定

4.1 で検証したネガティブ記事の割合が大きいヘッドラインの導入による推薦アルゴリズムへの介入により、推薦されるネガティブ記事の数がどのように変化するかを調査した。具体的には、ヘッドライン導入前と導入後のネガティブ記事推薦割合の変化を求めることで、ユーザーに推薦されるニュースがネガティブ記事の数がより大きい方向に偏っていないかどうかを調べた。ネガティブ記事のクリック数が中央値である 2 を閾値とし、クリック数が 2 以下の対象ユーザを下位ユーザー (low_user)、2 より多いユーザを上位ユーザー (top_user) と二分した。

4.2.2 結果

図 1 にネガティブ記事の推薦割合を示す。この図はカーネル密度推定を用いた確率密度関数であり、横軸はユーザーに推薦されたネガティブ記事数を全ての推薦記事数で割った値であるネガティブ記事推薦割合を表す。

ヘッドライン導入前は low_user 及び top_user 間の分布の乖離が小さい一方で、ヘッドライン導入後は両者のユーザー間の分布の乖離が大きくなった。特に、ヘッドライン導入後の top_user の分布が 1.0 の方向に傾いている。図 1 では top_user のみ、ネガティブ記事推薦数が半数である 0.5 付近のユーザーの存在が一定数確認される。この結果より、ネガティブ記事をよくクリックするユーザーにさらにネガティブ記事を推薦する、フィルターバブルの傾向が一部ユーザーで強まっていることが示唆される。この傾向は、ヘッドライン固定による推薦システムへの介入によって発生していると考えられる。表 2 より、ヘッドラインは他の推薦記事と比較してネガティブトピックを含む割合が大きい。そのため、全体的なネガティブ記事の推薦割合が上昇し、また、これらの記事を複数回に渡りクリックすることで関連トピックのネガティブ記事推薦数が大きくなったと推測される。なお、これらはネガティブ記事のクリック率が大きい一部ユーザーに発生する現象であり、ネガティブ記事ク

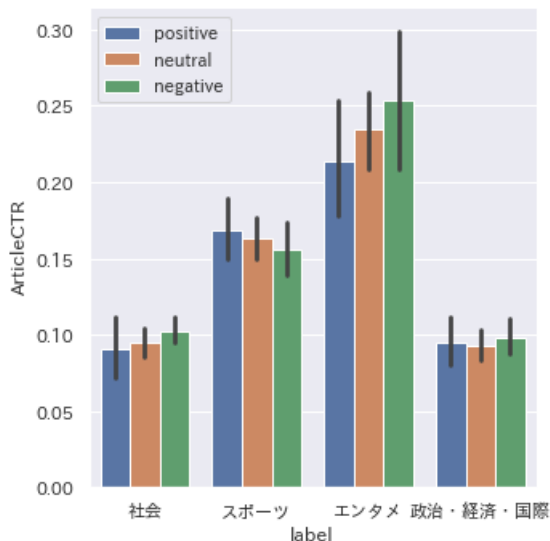


図2 記事カテゴリと極性グループ別 ArticleCTR の関係

リック数が小さいユーザーには影響しないことが図中より読み取れる。すなわち、ランキング上位へネガティブ記事の露出を増やすと、ネガティブ記事クリックが大きいユーザーに対して、ランキング全体でより多くのネガティブ記事が推薦されるようになった。

以上より、ネガティブ記事の推薦数増加による推薦アルゴリズムへの介入は、ネガティブ記事クリック数が大きいユーザーに対してより多くのネガティブ記事を推薦する、フィルターバブルの傾向を強化したといえる。

4.3 記事の感情極性とユーザーの行動にはどのような関係性があるか？

4.3.1 設定

この分析では、記事見出しに含まれるポジティブ及びネガティブな単語がもたらす感情極性が、記事の閲覧行動にどのような作用を及ぼすのかを調査した。なお、この分析においては2021年7月1日から31日に選出された1ヶ月分のヘッドライン全記事見出しを使用した。はじめに記事見出しに対して形態素解析を行い、日本語評価極性辞書[15], [16]を使用して記事ごとの極性値を算出した。得られた極性値より記事見出しを positive, neutral, negative の3つのクラスに分け、各カテゴリとそれぞれのクラス間での ArticleCTR の相違を調べた。

4.3.2 結果

図2にヘッドラインの記事見出しについて、感情極性値で分類したグループ及びカテゴリ別 ArticleCTR について示す。極性値は、極性辞書に含まれるポジティブ語と単語が1つ合致するごとに+1、ネガティブ語と単語が1つ合致するごとに-1と計算した合計値を、合致した単語数で除算することで求めた。極性値はネガティブな単語が多いほど値が減少し、ポジティブな単語が多いほど値が増加する。クラス分割ではこの極性値をもとに、値が0.6より大きい記事を positive、-0.6より小さい記事を negative、-0.6以上0.6以下のものを neutral と3種類に分割した。なお、エラーバーは95%の信頼区間を表す。

この図からわかるように、エンタメカテゴリでは記事極性が負の方向に傾くほど ArticleCTR が向上している。スポーツカテゴリでは記事極性が正の方向に傾くほど ArticleCTR が向上している。また、同一カテゴリ内で ArticleCTR の変化が最も大きいものはエンタメカテゴリとなった。これは、ヘッドラインで表示されるネガティブなエンターテインメント記事に特に注目が集まり、ユーザーの興味を引いたことに起因すると推測される。エンタメカテゴリに該当する記事は著名人や芸能人に関係する話題が多く含まれている。話題性や公共性の高い、有名人の結婚/離婚や出産/死去などといった誰でも知っているような人物に関するニュース記事がこのカテゴリに当てはまる。その上で、ネガティブなトピックのほうがユーザーの興味を惹いていると考えられる。結果としてネガティブ記事のクリック率が高まり、ArticleCTR の値が上昇したと推測される。スポーツカテゴリにおいては、試合の勝敗や選手にまつわるニュース記事が当てはまる。このカテゴリでは試合の勝利や選手の活躍のようなポジティブなトピックのほうがユーザーの興味を惹いていると考えられる。その結果、ポジティブ記事のクリック率が高まり、ArticleCTR の値が上昇したと推測される。

以上より、ニュース記事のカテゴリごとに消費されやすい記事の感情極性の傾向は異なり、フィルターバブルの引き起こしやすさは異なることが示唆される。

5 まとめ

本研究ではニュース推薦サービスにおける、ネガティブトピックを含むニュース記事見出しとユーザー行動ログの関係について調査を行なった。ネガティブと非ネガティブトピックを含む記事見出しのデータセットを作成し、ユーザー行動ログとともに分析を行なった。また、感情極性による分析を行い、大規模なニュース記事の閲覧行動を調査した。4.1では、話題性や公共性の高いニュース記事にはネガティブな割合が大きく、それ以外の記事と比較した際にクリックされやすいことがわかった。4.2では、ネガティブ記事推薦数を全てのユーザーに増加させることで、ネガティブ記事を多くクリックするユーザーによりネガティブ記事を推薦するフィルターバブルの傾向が強まったと示唆された。4.3では、カテゴリごとに消費されやすい記事の感情極性が異なり、特にエンタメカテゴリではネガティブな記事ほどクリックされやすいことがわかった。この結果から、記事カテゴリによりフィルターバブルの引き起こしやすさが異なることが示唆される。本研究の知見を生かし、ユーザーが記事閲覧の際の感情を実際に確認した上で、ネガティブ記事推薦割合を調整した心的に安全なニュース記事推薦システム開発を今後の展望とする。

謝辞

本研究を行うにあたって、データ収集や研究の助言でご協力をいただいた株式会社 Gunosy の方々に深く御礼申し上げます。

- [1] Jiahui Liu, Peter Dolan, and Elin Rønby Pedersen. Personalized news recommendation based on click behavior. In *Proceedings of the 15th international conference on Intelligent user interfaces*, pp. 31–40, 2010.
- [2] Brita Ytre-Arne and Hallvard Moe. Doomscrolling, monitoring and avoiding: News use in covid-19 pandemic lockdown. *Journalism Studies*, pp. 1–17, 2021.
- [3] Matthew Price, Alison C Legrand, Zoe MF Brier, Katherine van Stolk-Cooke, Kelly Peck, Peter Sheridan Dodds, Christopher M Danforth, and Zachary W Adams. Doomscrolling during covid-19: The negative association between daily social and traditional media consumption and mental health symptoms during the covid-19 pandemic. 2021.
- [4] Sanne Vrijenhoek, Mesut Kaya, Nadia Metoui, Judith Möller, Daan Odijk, and Natali Helberger. Recommenders with a mission: assessing diversity in news recommendations. In *Proceedings of the 2021 Conference on Human Information Interaction and Retrieval*, pp. 173–183, 2021.
- [5] Judith Möller, Damian Trilling, Natali Helberger, and Bram van Es. Do not blame it on the algorithm: an empirical assessment of multiple recommender systems and their impact on content diversity. *Information, Communication & Society*, Vol. 21, No. 7, pp. 959–977, 2018.
- [6] G Vinodhini and RM Chandrasekaran. Sentiment analysis and opinion mining: a survey. *International Journal*, Vol. 2, No. 6, pp. 282–292, 2012.
- [7] Zhongdang Pan and Gerald M Kosicki. Framing analysis: An approach to news discourse. *Political communication*, Vol. 10, No. 1, pp. 55–75, 1993.
- [8] Gabriel Pui Cheong Fung, Jeffrey Xu Yu, and Wai Lam. News sensitive stock trend prediction. In *Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 481–493. Springer, 2002.
- [9] Lori Young and Stuart Soroka. Affective news: The automated coding of sentiment in political texts. *Political Communication*, Vol. 29, No. 2, pp. 205–231, 2012.
- [10] Erik Bleich and A Maurits van der Veen. Media portrayals of muslims: a comparative sentiment analysis of american newspapers, 1996–2015. *Politics, Groups, and Identities*, Vol. 9, No. 1, pp. 20–39, 2021.
- [11] Yifan Hu, Yehuda Koren, and Chris Volinsky. Collaborative filtering for implicit feedback datasets. In *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining*, pp. 263–272. Ieee, 2008.
- [12] Rong Pan, Yunhong Zhou, Bin Cao, Nathan N Liu, Rajan Lukose, Martin Scholz, and Qiang Yang. One-class collaborative filtering. In *2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining*, pp. 502–511. IEEE, 2008.
- [13] Kojiro Iizuka, Yoshifumi Seki, and Makoto P Kato. The effect of news article quality on ad consumption. In *Proceedings of the 30th ACM International Conference on Information & Knowledge Management*, pp. 3107–3111, 2021.
- [14] Matus Tomlein, Branislav Pecher, Jakub Simko, Ivan Srba, Robert Moro, Elena Stefancova, Michal Kompan, Andrea Hrkova, Juraj Podrouzek, and Maria Bielikova. An audit of misinformation filter bubbles on youtube: Bubble bursting and recent behavior changes. In *Fifteenth ACM Conference on Recommender Systems*, pp. 1–11, 2021.
- [15] Nozomi Kobayashi, Kentaro Inui, Yuji Matsumoto, Kenji Tateishi, and Toshikazu Fukushima. Collecting evaluative expressions for opinion extraction. In *International Conference on Natural Language Processing*, pp. 596–605. Springer, 2004.
- [16] Masahiko Higashiyama, Kentaro Inui, and Yuji Matsumoto. Learning sentiment of nouns from selectional preferences of verbs and adjectives. In *Proceedings of the 14th Annual*