

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¹ 飯塚洸二郎² 彌富仁³

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記事の定義を定め、ニュース記事の見出しにラベルを付与した上で、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分析した。分析の結果、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り、これらの記事数件をユーザーの好みによらず最上位に固定して提示すると、ネガティブ記事クリック数が大きいユーザーはそれ以外のユーザーと比較して全体的にネガティブ記事推薦数が大きくなる偏りが見られた。これはネガティブ記事をよく読むユーザーはジャンルに関わらず上位に配置されたネガティブ記事を読み、結果としてそれらの記事の推薦割合も増加したことに起因すると推測できる。加えて、記事カテゴリ及び極性間で消費の比較を行ったところ、エンターテインメントカテゴリは他のカテゴリより消費されやすく、特にこれらのネガティブ記事は全体平均の約1.8倍消費されやすいという傾向があることがわかった。以上から、ネガティブ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可能性があり、カテゴリによってその傾向は異なると考えられる。

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。ニュース推薦分野における推薦システムでは、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]。このような手法を用いたニュース記事推薦システムは、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」や、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 [2,3]。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徴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、推薦システムにおける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ユーザー行動ログ及び様々なカテゴリの記事に対して分析を行い、記事の推薦とユーザーの消費行動を調査した。特に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明らかにした。

- 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. 話題性や公共性の高いニュース記事を推薦することで推薦システムはユーザーに対してどのような変化をもたらすか？
- 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？

これらを明らかにするため、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を判定するラベル付与を行なった。その後、作成した記事見出しとユーザー行動ログを紐づけることで、ネガティブ記事の消費行動と推薦について分析した。

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 [6-8]。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、自然言語処理の観点から感情分析を行なった。

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長年行われており、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 [11,12]。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調査を行った [13]。これらの研究ではユーザーをより獲得する

¹ 非会員 法政大学大学院理工学研究科
kazuya.ohata.2b@stu.hosei.ac.jp

² 非会員 株式会社 Gunosy
kojiro.iizuka@gunosy.com

³ 非会員 法政大学大学院理工学研究科
iyatomi@hosei.ac.jp

表1 機械的に極性ラベル付与を行ったデータセット内訳

カテゴリ	Negative	Neutral	Positive
社会	313	244	52
エンタメ	57	178	70
スポーツ	104	237	125
政治・経済・国際	224	268	99
合計	698	927	346

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-Arne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。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見つめることでフィルターバブルから簡単に抜け出せる手法を提案した。これらの研究は、ユーザーに悪影響をもたらす可能性のある情報の連続的な消費を問題視しており、ユーザーがこのような情報の消費と推薦の繰り返し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、これら情報と健康に関する問題点を扱った。

3 準備

この章では、ネガティブ記事のラベル付与および、分析対象のデータセットについて述べる。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、ラベル付与には制定したルールに基づき人間がラベル付与を行う手動付与、及び極性辞書 [15]を使用した機械的ラベル付与の二種類の手法を使用した。

3.1 手動ラベル付与

我々はニュース記事におけるネガティブ記事についてのルールを定め、これに基づきラベル付与を行った。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

このルールに基づき、対象は2019年及び2021年それぞれ7月1日に配信された記事から、カテゴリによらずそれぞれクリック数上位1,000件を使用し、人手による手動ラベル付与を行うことでデータセットを作成した。この方法により1,000件中2019年7月1日では178件、2021年7月1日では187件の記事に対しネガティブラベルが付与された。

3.2 機械的ラベル付与

ここでは記事カテゴリによる消費行動の違いをより長期的な範囲で明らかにするため、記事見出しを構成する単語について感情分析を元にラベルを機械的に付与した。各記事に対してPositive, Negative, Neutralのいずれかのラベルを付与するため、各記事の見出しに対してMeCab^{*2} [16]を用いて形態素解析を行い、日本語評価極性辞書 [15]を使用してポジティブ単語とネガティブ単語の件数を算出した。その後、見出しがネガティブ単語のみを含む記事にはNegativeラベルを、ポジティブ単語のみを含む記事にはPositiveラベルを、両方の極性を持つ単語が混在しているもしくは極性を持つ単語を含まない記事にはNeutralラベルを付与した。分析の対象期間は2021年7月1日から7月31日までとし、4.1にて述べるヘッドラインとして配信された1971件の記事中からあらかじめ分類されたカテゴリより以下の4種類を限定した。

社会 社会的に話題またはユーザーの居住地に関する記事
 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 著名人やエンターテイメントに関連する記事
 政治・経済・国際 政治や経済、国外の出来事に関する記事

表1にデータセットの内訳を記す。表より、カテゴリによって感情極性を持つニュース記事の分布が異なることがわかる。NegativeとPositiveラベルの比較では、社会カテゴリで6.01倍、政治・経済・国際カテゴリでは2.26倍ネガティブ記事件数がポジティブ記事件数より大きい。一方で、エンタメ及びスポーツカテゴリにおいてはPositiveラベルを持つ記事がNegativeラベルを持つ記事件数よりわずかに大きい。記事全体としてはNegativeラベルを持つ記事はPositiveラベルを持つ記事と比較して2.01倍大きくなった。

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。ユーザーへの記事推薦と消費行動は、3.1, 3.2で付与した記事ラベルとユーザー行動ログとを紐づけることで分析を行った。

^{*1} <https://gunosy.com/>

^{*2} <https://taku910.github.io/mecab/>

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除算した値であるCTRを用いた。なお、ビジネス上のリスク回避のために、CTRについては実際の値を使用せず相対的な差分を示した。

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、3.1にて作成した手動ラベル付与のデータを用いて、各記事をヘッドラインとそれ以外のグループに分類し、各記事グループの総数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であるインプレッション数に占める記事クリック数の割合であるCTRを求め、ヘッドラインとそれ以外の一般記事を比較した。

4.1.2 結果

表2、3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CTRを示す。なお、CTR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2、3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。CTRについて表2より、一般記事の場合ではネガティブ記事のCTR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3からわかるようにネガティブ記事のCTR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CTR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、よりユーザーの注目や関心を集めたため、クリック行動に結びつくと推測される。

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 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CTRの関係

	推薦割合(%)	CTR
非ネガティブ記事	82.2	C [†]
ネガティブ記事	17.8	C [†] (-1.1%)

[†] 機密情報のため値を隠している

表3 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CTRの関係

	推薦割合(%)	CTR
非ネガティブ記事	70.8	C [†]
ネガティブ記事	29.2	C [†] (+40.8%)

[†] 機密情報のため値を隠している

4.2 話題性や公共性の高いニュース記事を推薦することで推薦システムはユーザーに対してどのような変化をもたらすか？

4.2.1 設定

4.1で検証した、ネガティブ記事の推薦及び消費割合を増加させると考えられる、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ネガティブ記事の数がどのように変化するかを調べた。

この分析ではネガティブ記事消費量をもとにそれらの記事推薦数の相違を明らかにするために、対象期間にサービスの利用が一定以上見られる、1日に10件の記事を閲覧したユーザーのうち1,000人を無作為に選択した。3.1節で作成した手動ラベル付与データセットとユーザー行動ログを紐づけたところ、ヘッドライン導入後の分析対象ユーザー1,000人中773人は閲覧した10件の記事のうち、最低1件以上はヘッドラインに含まれる記事を閲覧していた。各ユーザーの記事閲覧数10件のうちネガティブ記事が占める件数はヘッドライン導入前で中央値2、平均値2.009、標準偏差1.406であり、閾値を2と設定しクリック数が2以下の対象ユーザーを下位ユーザー(low_user)、2より多いユーザーを上位ユーザー(top_user)と二分した。なお、今回分析対象としたユーザーの閲覧した記事の中にはラベル付与を行った1,000記事の中に含まれていない記事が存在し、すなわちネガティブとラベル付与される記事の件数がさらに大きくなる見込みがあることに注意する必要がある。今回使用したデータは対象期間のユーザー行動ログの一部であり、限られた標本から全体の傾向を調査するために密度推定を行い比較した。

4.2.2 結果

図1にネガティブ記事の推薦割合を示す。この図はガウスカーネルを用いてカーネル密度推定を行った確率密度関数を表し、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除算した値であるネガティブ記事推薦割合を示す。なお、密度推

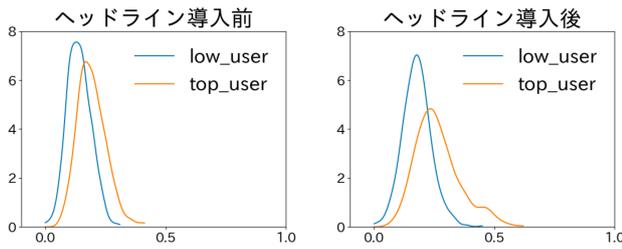


図1 ネガティブ記事推薦割合分布

定にはSciPyライブラリ³を用い、帯域幅の計算にはscottらのアプローチに基づきデータ共分散行列に乗算する係数を決定している [17].

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。ヘッドライン導入後のtop_userの分布はグラフ横軸正の方向に傾いており、特にネガティブ記事推薦数が半数であることを意味する横軸の値が0.5付近にユーザーが一定数存在することが確認される。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可能性があることが推測できる。この傾向は、ユーザーの最も目につきやすい位置に専門家が選んだ記事を固定するヘッドラインを導入したこと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3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する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数が大きい一部ユーザーに発生する現象であり、ネガティブ記事クリック数が小さいユーザーに対しての影響が小さいことが図中より読み取れる。すなわち、ランキング上位へ話題性や公共性の高い記事の露出を増やすと、ネガティブ記事クリック数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と考えられる。

以上より、話題性や公共性の高い記事を固定して配信す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変化をもたらすといえ、これはフィルターバブルの傾向を強化する可能性がある。

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影響を及ぼすのかを調査した。この分析においては3.2節で作成した機械的ラベル付与を用いたデータセットを使用し、これらの記事配信期間と同期間の2021年7月1日から31日にデータセット内

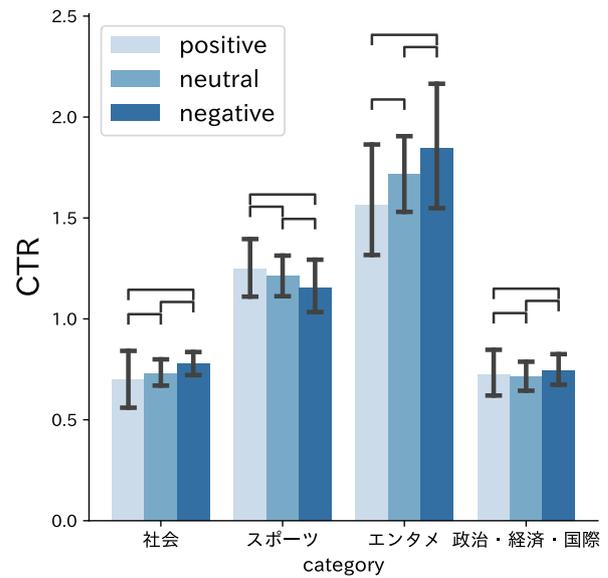


図2 記事カテゴリと極性グループ別CTRの関係

に含まれる記事をクリックした100万人規模のユーザー全ての行動ログを用いて記事ごとのCTRを算出し、カテゴリ間の相違を明らかにした。

4.3.2 結果

図2に各カテゴリ及びラベルごとのCTRを示す。値は記事全体のCTRの平均値を1とした時の、カテゴリ及びラベル間の相対的な割合を表しており、エラーバーは95%の信頼区間を表す。また、各カテゴリ内のCTR平均値の差について、Benjamini-Hochberg 補正を用いて有意水準5%で多重検定を行ったところ、いずれのカテゴリ及びラベルにおいても有意差はみられなかった。

図より、社会及びエンタメカテゴリでは記事極性がPositiveからNegativeと負の方向に傾くほどCTRが向上しており、社会では僅差である一方でエンタメカテゴリではNegativeラベルがPositiveと比較して全体平均値の約0.3倍ほどの差となった。反対に、スポーツカテゴリでは記事極性がPositiveに傾くほどCTRが高くなった。

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、結果としてネガティブ記事のクリック率が高まり、CTR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り、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、CTRの値が上昇したと推

³ <https://scipy.org/>

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ることがわかる。

5 議論と今後の展望

本研究の限界点として、記事を推薦されたユーザーの感情を検証できていない。ネガティブ記事の閲覧数が多いユーザーが推薦システムに満足しているか、推薦する記事がユーザーに対して精神的に負の影響を与えていないかの調査が今後の研究課題として挙げられる。

今後の展望として、ユーザーに推薦するネガティブ記事の件数を調整する推薦システム作成が考えられるが、ネガティブ記事を最大でどの程度推薦するかについて、ユーザーによるアンケート調査や記事を管理する専門家と議論の上、定めていく必要がある。以上を定めたのち、適切なネガティブ記事推薦割合を満たすように、ロジックを作成することが今後の展望として挙げられる。

6 まとめ

本研究ではニュース記事見出しに対して、ネガティブなトピックを含むかどうかラベルを付与した上で、大規模なユーザー行動ログを紐付けることで記事の感情極性と閲覧行動及び推薦について調査した。4.1節では、話題性や公共性の高いニュース記事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節では、配信する記事の一部をユーザーの好みによらず話題性や公共性の高い記事に固定することにより、ネガティブ記事のクリック数が多いユーザーにのみ、全体としてよりネガティブ記事を推薦する傾向がみられた。4.3節では、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。これらの結果より、ネガティブな記事がフィルターバブルを引き起こしている可能性が示唆された。本研究の知見を生かし、ユーザーが記事を閲覧した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いただいた株式会社Gunosy Tech Lab DR & MLOpsチーム、Media MLチームの方々に深く御礼申し上げます。

参考文献

- [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*, pages 31–40, 2010.
- [2] Brita Ytre-Arne and Hallvard Moe. Doomscrolling, monitoring and avoiding: News use in covid-19 pandemic lockdown. *Journalism Studies*, pages 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] 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*, 21(7):959–977, 2018.

- [5] 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*, pages 173–183, 2021.
- [6] 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*, pages 481–493. Springer, 2002.
- [7] Zhongdang Pan and Gerald M Kosicki. Framing analysis: An approach to news discourse. *Political communication*, 10(1):55–75, 1993.
- [8] G Vinodhini and RM Chandrasekaran. Sentiment analysis and opinion mining: A survey. *International Journal*, 2(6):282–292, 2012.
- [9] Lori Young and Stuart Soroka. Affective news: The automated coding of sentiment in political texts. *Political Communication*, 29(2):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*, 9(1):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*, pages 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*, pages 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*, pages 3107–3111, 2021.
- [14] Matus Tomlein, Branislav Pecher, Jakub Simko, Ivan Srba, Robert Moro, Elena Stefancova, Michal Kompan, Andrea Hrcakova, 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*, pages 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*, pages 596–605. Springer, 2004.
- [16] Taku Kudo, Kaoru Yamamoto, and Yuji Matsumoto. Applying conditional random fields to Japanese morphological analysis. In *Proceedings of the 2004 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 230–237. Association for Computational Linguistics, 2004.
- [17] David W Scott. *Multivariate density estimation: Theory, practice and visualisation*. John Wiley and sons. Inc., New York, 1992.