

デジタル空間における
情報流通の健全性確保の在り方に関する検討会

フィルターバブル等に関する調査等の請負 調査結果概要のご報告

みずほリサーチ&テクノロジーズ
デジタルコンサルティング部

2024年5月24日

ともに挑む。ともに実る。

MIZUHO



(Blank page)

目次

1. 調査の全体像	3
2. フィルターバブルに関する調査・実証手法等の検討・調査※1	4
2.1 先行調査研究や事業者の取組状況の調査	4
3. フィルターバブルに関する現象の実証調査	8
3.1 シミュレーション型検証※2	9
3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査	17
4.調査からの示唆	27
参考資料		
・協議会の開催	30

※1 アルゴリズムに関するルール整備の諸外国動向は、「2024年4月12日（金）本検討会第14回ワーキンググループ」で報告

※2 東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻教授鳥海 不二夫氏の助言の下、株式会社onerootsが担当

1. 調査の全体像

□ 本調査は下記の調査事項から成る。

- 「2. フィルターバブルに関する調査・実証手法等の検討・調査」では、フィルターバブルの調査・実証にあたっての基礎となる情報の収集・整理を実施した。一つ目は、アルゴリズムに対する政府の政策動向を把握するため、最初に幅広く諸外国を対象に簡易調査を行い、対象とする法制度等を検討した。米国、EU、中国の法制度等を対象に詳細調査を実施した。二つ目は、実証の手法や対象とするトピックの選定等、今後を含めた留意検討すべき事項について、諸外国やプラットフォーム事業者、アカデミア等の先行研究や取組状況を調査した。ここでは、フィルターバブル・エコーチェンバーに関する「レビュー論文（サーベイ論文）」を収集・分析し、世界の研究動向を俯瞰・把握し、レビュー論文で紹介された重要論文を特定した。
- 「3. フィルターバブルに関する現象の実証調査」では、アルゴリズムによる選択的表示および、レコメンデーションに対するユーザー意識の把握をするため、「シミュレーション型検証」と、並行して「レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート」調査の2種類の検証を行った。
- 「4. 協議会の開催」では、4名の有識者から構成された非公開の協議会を設置・運営を行った。いただいた意見は検証手法や結果の評価に活かした。

2. フィルターバブルに関する調査・実証手法等の検討・調査

- アルゴリズムに対する法制度等の文献調査
※2024年4月12日（金）本検討会第14回ワーキンググループで報告
- 先行研究論文等の文献調査（2.1）

3. フィルターバブルに関する現象の実証調査

- シミュレーション型検証（3.1）
- レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査（3.2）

4. 協議会の開催

- オンライン（有識者4名、3回）

報告書の作成

2.1 先行調査研究や事業者の取組状況の調査

2.1.1 調査概要

調査目的・方針・調査プロセス

□ 目的

- 本調査項目では、フィルターバブルの調査・実証に先立ち、フィルターバブル、エコーチェンバーに関する世界の研究動向を俯瞰・把握するとともに、本調査での実証手法・対象等を検討・選定するための基礎情報の収集を目指した。

□ 調査方針

- 「先行調査研究の調査」として、フィルターバブル、エコーチェンバーに関する「レビュー論文（サーベイ論文）」を収集・分析し、世界の研究動向を俯瞰・把握。レビュー論文に紹介される重要論文を特定して実証手法等を深堀調査した。
- 「事業者の取組状況の調査」として、EUが指定する企業等の偽情報に関する行動規範、透明性レポートを調査し、指定企業等のコミットメントの内容及び取組方針や状況を把握・分析した。

□ 調査プロセス

- 「先行調査研究」および「事業者の取組状況」について、それぞれ下記のプロセスで調査を実施する。

① 先行調査研究の調査

レビュー論文の調査・分析

- フィルターバブル、エコーチェンバーに関する研究分野の全体動向の把握・分析

重要論文の特定・分析

- フィルターバブル、エコーチェンバーに関する重要論文の特定
- メカニズム、既存の実証手法について調査・分析

② 事業者の取組状況の調査

DSA等で指定された企業等の特定

- EUが指定する企業等の偽情報に関する行動規範を調査し、指定企業等を把握・分析

各社アニュアルレポート等調査

- 特質すべき指定企業の取り組みがあれば、必要に応じて、透明性レポート等、その取組がわかる資料の収集
- 当該取組を整理・分析

2.1 先行調査研究や事業者の取組状況の調査

2.1.2 先行調査研究の調査

(1)重要論文調査（重要論文リストの抽出）

重要論文リストの抽出

- レビュー論文調査、および協議会での構成員からの助言を踏まえ、焦点を当てて調べるべきトピックとして下記を選定
- フィルターバブル／エコーチェンバーのメカニズム、技術的なフィルターバブル／エコーチェンバーの検証、社会的なフィルターバブル／エコーチェンバーの検証、ユーザバイアス視点の検証
- 各トピックについて、協議会構成員から紹介いただいた論文を重要論文として設定。それに加えて、レビュー論文調査結果を踏まえ、比較的公開時期が新しい論文を抽出。全体で11篇の下記の重要論文を対象に詳細調査を実施

トピック	論文名	概要
フィルターバブル／エコーチェンバーのメカニズム	When You Hear “Filter Bubble”, “Echo Chamber”, or “Rabbit Hole” - Think “Feedback Loop”	• フィルターバブル、エコーチェンバー等の概念を、3つの変数間のフィードバックループとしてとらえることを提案
	Mechanisms and Attributes of Echo Chambers in Social Media	• エコーチェンバーのメカニズムとして、3つの主要な要素に関連する4つの主要なメカニズムを説明する論文
技術的なフィルターバブル／エコーチェンバーの検証	Countering contextual bias in tv watching behavior: introducing social trend as external contextual factor in tv recommenders	• ユーザインタラクション・データセットを分析し、最終的にフィルターバブルが生じることを実証
	Examining the consumption of radical content on YouTube	• 偏ったおすすめと非政治的なチャンネルの組合せでYouTubeユーザが過激化しているのではないかと懸念を検証した論文
社会的なフィルターバブル／エコーチェンバーの検証	Like-minded sources on Facebook are prevalent but not polarizing	• メタ研究者と学者の両方が研究チームの一員として実施した研究 • ソーシャルメディア上で人々が好意的なコンテンツにさらされる頻度を評価
	Asymmetric ideological segregation in exposure to political news on Facebook	• 米国Facebookユーザの集計データを使用 • Facebookがイデオロギー的に実質的に分断されていることを示す
	Reshares on social media amplify political news but do not detectably affect beliefs or opinions	• 2020年の米国選挙中にFacebook上で再共有コンテンツに曝された場合の影響を研究
	How do social media feed algorithms affect attitudes and behavior in an election campaign?	• 2020年米国選挙でのFacebookとInstagramのフィードアルゴリズムの影響を調査
ユーザバイアス視点の検証	User bias in beyond-accuracy measurement of recommendation algorithms	• 観察されたアルゴリズムによるユーザのバイアスとユーザの行動パターンに基づいて、バイアスにつながると考えられる要因を分析
	Suppressing the Search Engine Manipulation Effect (SEME)	• 被験者を対象に、3つの新しい実験のデータを提示。検索エンジン操作効果 (SEME)を再現しその影響を抑制するためのテスト設計・介入を実施
	Who Does Not Benefit from Fact-checking Websites?	• クリック行動に着目し、「信じている誤情報に対する訂正記事のクリックを選択的に避けるということはあるのか？」等の問いを検証

2.1 先行調査研究や事業者の取組状況の調査

2.1.2 先行調査研究の調査

(2) 先行調査研究の調査のまとめ

○フィルターバブルに関する近年の調査研究状況

- ・フィルターバブルの分野としての研究が成長。研究総数はまだ比較的少ないが、**近年研究活動が大幅に増加**
- ・様々な方法論とデータセットを通じて、**レコメンド・システムにおけるフィルターバブルの存在を実証**

○フィルターバブル／エコーチェンバーのメカニズム

- ・フィルターバブル、エコーチェンバー、ラビットホールは、**ほぼ全ての研究論文が異なる定義を使用**
- ・そのため、「何が関与しているか」「何が示されているか」「何が考えられているか」という**3つの変数間のフィードバック ループに焦点を当て定量化することが必要。それらの間の3つの因果関係を測定することが重要。**
- ・また、エコーチェンバーに関して、3つの主要なメカニズムを考慮して研究を進めることも必要。テクノロジー、人間の心理（例：確認バイアスや認知的不協和）、ソーシャル ネットワーク（例：Homophily）。

○技術的なフィルターバブル／エコーチェンバーの検証

- ・既存のプラットフォーム等からのデータセットを分析し、レコメンドアルゴリズムによるコンテンツ消費の偏りの発生（例えば、政治的／非政治的コンテンツなど）を明らかにする研究が主
- ・既存プラットフォーム等からのデータセットだけでは、**ユーザの意思決定プロセスを完全に再構築することは困難**。パネル（※）とプラットフォームのデータを組み合わせることも必要。

※ パネル（調査）とは、目的に応じた特定の対象者を固定化（パネル化）し、一定期間内に複数回アンケート等を実施する調査のこと。

○社会的なフィルターバブル／エコーチェンバーの検証

- ・信念や意見に対する情報の影響は、多くの場合小規模かつ一時的なもの。**特に論争の多い大統領選挙中に変えるのは難しい**。今後の研究では、**長期的な影響として、潜在的な視聴者の分断が時間の経過とともに増加するかどうかを検討する必要がある**
- ・倫理的な理由から難しい問題であるが、同じ考えを持つ情報源からの情報への曝露を増やすことで態度に変化がみられる可能性も考えられる

○ユーザバイアス視点の検証

- ・人間の心理も踏まえた、アルゴリズムの影響の検証は**不可欠**。ただし、「バイアス」は曖昧な場合があり、定量化もケースバイケースで設計していく必要あり
- ・同じアルゴリズムであっても、**ユーザの年齢や好奇心等の違いに応じて、ユーザグループ間で明確に偏った結果を生成しやすくなる**

2.1 先行調査研究や事業者の取組状況の調査

2.1.3 事業者の取組状況の調査

事業者の取組状況の調査のまとめ

○調査対象等

- 2023年4月、欧州委員会はデジタル サービス法 (DSA) に基づく最初の指定決定を採択。DSAで指定された事業者を対象に、公開している偽情報に関する行動規範、透明化レポートを分析
- 特に、「filter bubble」「echo chamber」「algorithm」などのキーワードが使用されている項目・事項を中心に情報を収集・分析したところ、偽情報に関する行動規範におけるCommitment 14において、「filter bubble」「echo chamber」「algorithm」などのキーワードに記述があった
- 記述があった企業は、Google, Microsoft, Meta, TikTok

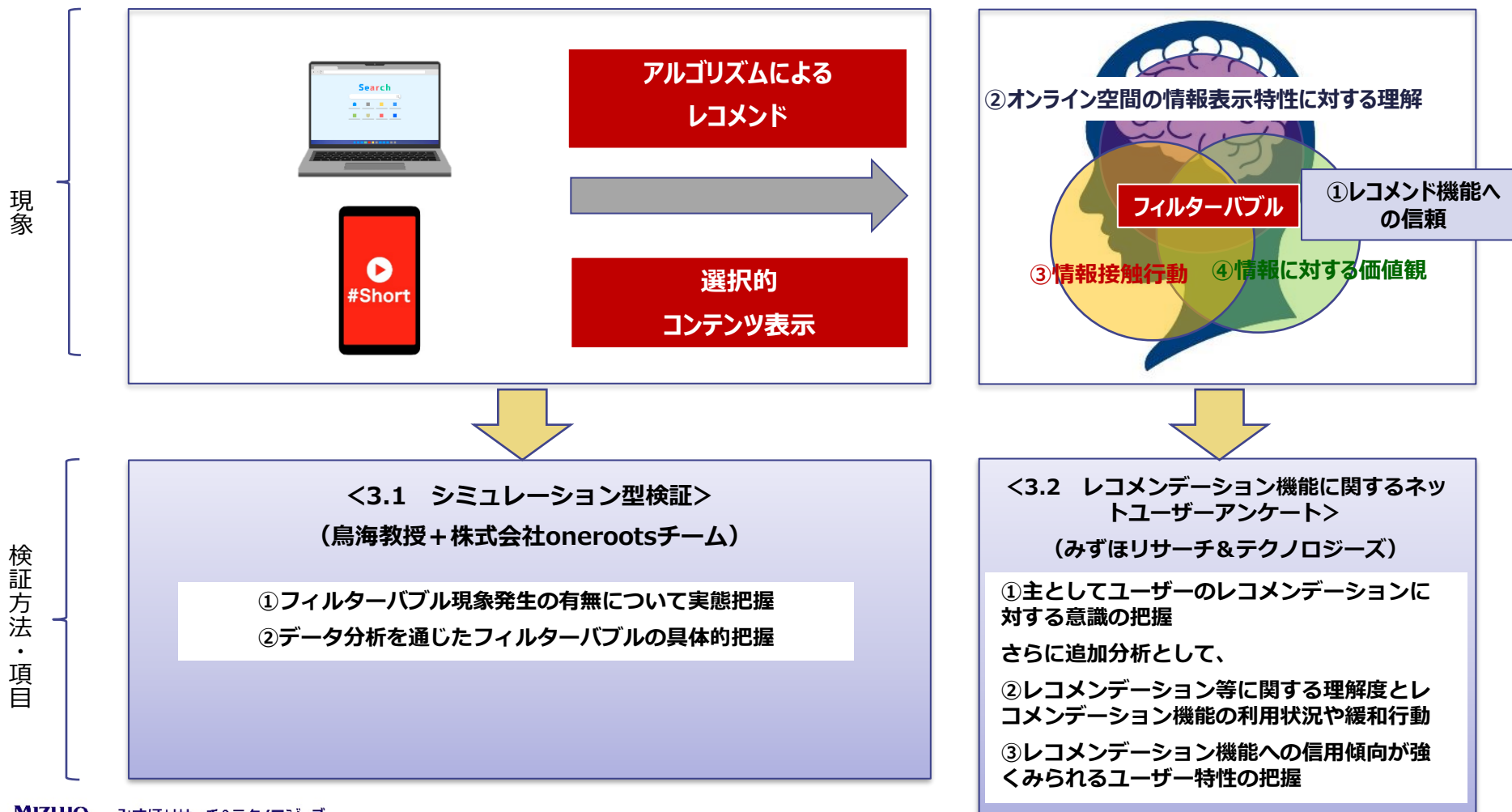
○各事業者の取組状況の概要

- 各企業におけるCommitment 14の記述内容を分析したところ、多くの企業でフィルターバブル、エコーチェンバーに関連するTTP（TTP は戦術、技術、手順の略語）の記述は限定的
 - Googleは、TTPとして関連する事項を記載しているが具体的な対応の記述はない
 - Microsoftでは、Bing Searchに関して、アルゴリズムによる介入を実施していることに言及
 - Facebookでは、現状の取組としては対応していないものの、今後の取組としてフィルターバブル、エコーチェンバーに関連するTTPへの対応を述べている
 - TikTokでは、TTPとして関連する事項を記載し、一部、フィルターバブル、エコーチェンバーに関連する対応へ触れているにとどまる

3. フィルターバブルに関する現象の実証調査

「シミュレーション型検証」と「レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート」の2種類の検証を実施

- アルゴリズムによる選択的表示および、レコメンデーションに対するユーザー意識の把握をするため、シミュレーション型検証とレコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査を実施した。
- 「シミュレーション型検証」の実施と分析は、東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻 鳥海 不二夫教授の指導の下、株式会社onerootsが担当した。また、「レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート」は、みずほリサーチ&テクノロジーズが担当した。

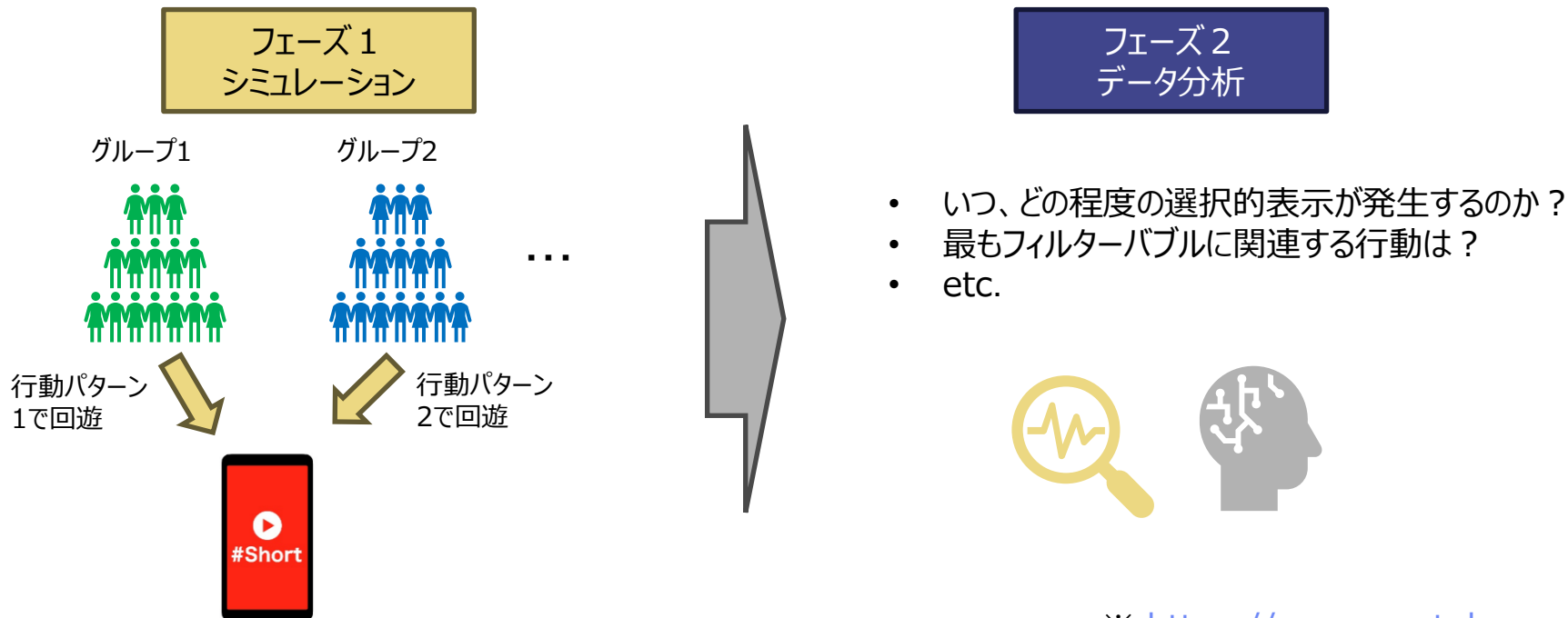


3.1 シミュレーション型検証

3.1.1 本研究の目的

実施方法

- シミュレーションとデータ分析の2つのフェーズに分けて実施
- フェーズ1では、擬似アカウントを用いた行動シミュレーションを行い、日々のデータを取得
 - ・リアルなアカウントではなく、行動パターンに一貫性のある架空のアカウントを生成することで、ノイズ除去やユーザーのグルーピング等の分析工程を削減するとともに、より仮説を検証するための洗練されたデータセットを用意
 - ・利用するプラットフォームは、①利用者数が多い ②レコメンド機能が強力 ③データの取得が容易 などの理由から**YouTube**※を選定
- フェーズ2では、フェーズ1によって得られたデータを分析することで、フィルターバブル現象の実態を明らかにする



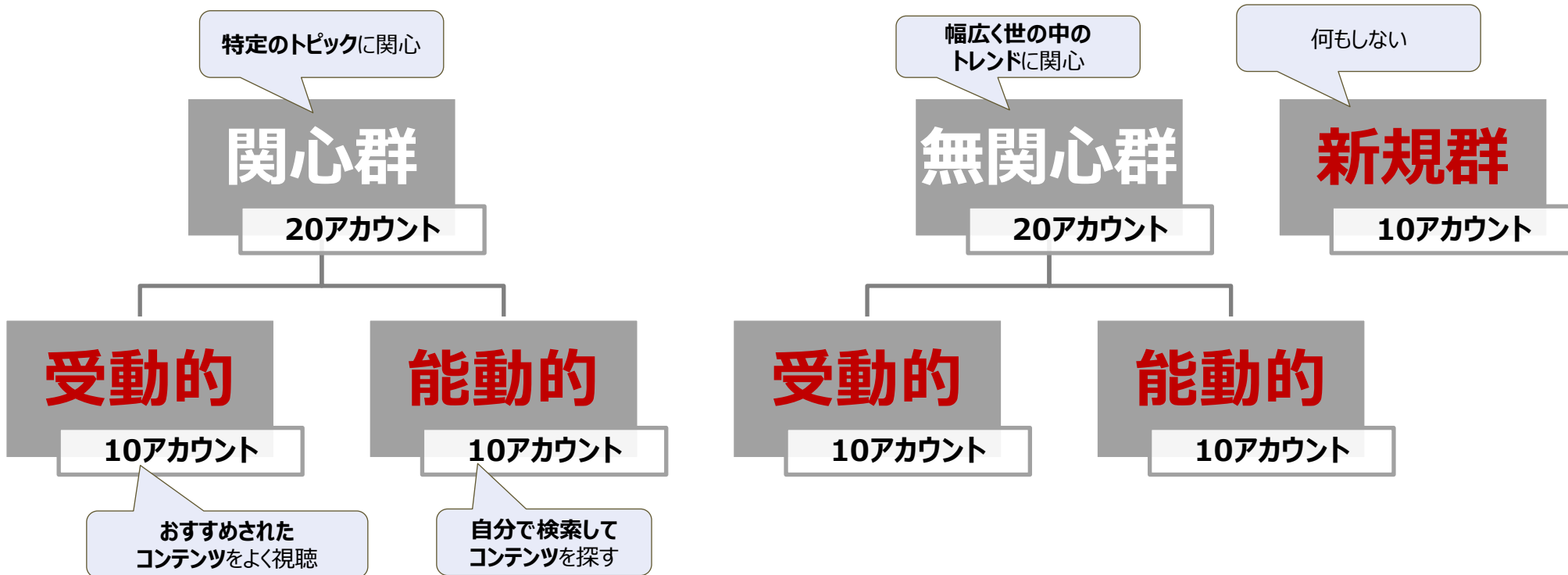
※ <https://www.youtube.com/>

3.1 シミュレーション型検証

3.1.2 実験設定

作成する擬似アカウントのグループ

- あるトピックに関心のある群（**関心群**）とそうでない群（**無関心群**）、新規（**新規群**）の3つの群を作成
 - ・ 無関心群：あるトピックに無関心な群（あらゆるトピックに無関心とは限らない）
 - ・ 新規群：実験期間中なにも行動しない群
- 各大分類で、サイト内行動パターンに応じて2つのグループ（**受動的**、**能動的**）に細分化（小分類）
 - ・ 受動的：おすすめコンテンツの視聴を行うグループ
 - ・ 能動的：検索からの視聴を多く行うグループ
- 4つのグループと新規群の計5グループ、50アカウントを対象に分析を実施
- 擬似アカウントはGoogle Workspaceで新規に作成



3.1 シミュレーション型検証

3.1.3 収集データ

- 擬似アカウントごとのトップページ上位100個の表示コンテンツ（以下、トップページ）を比較することで、フィルターバブルの発生度合いを検証
- 1日に1回の頻度で取得

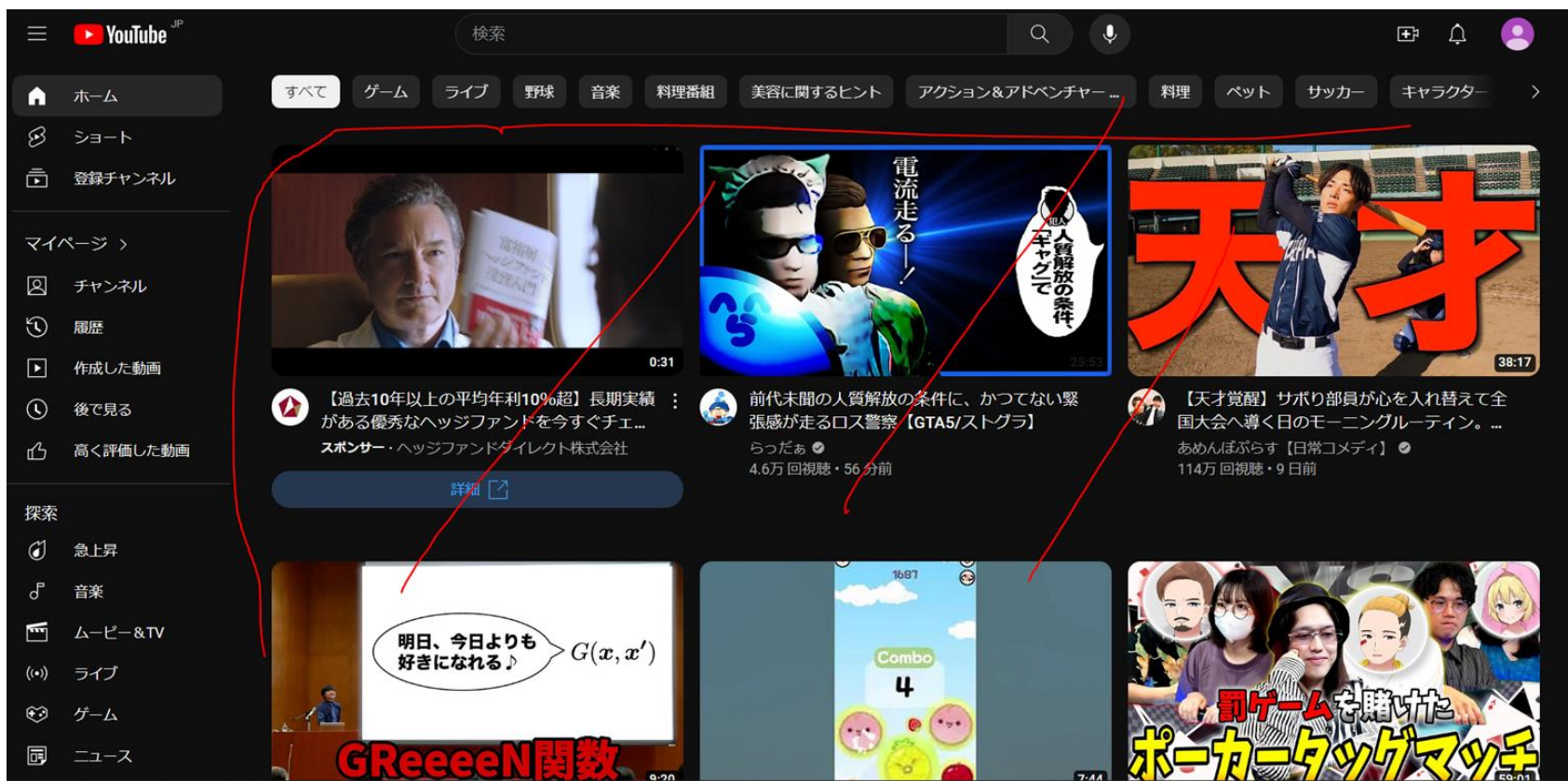


図. YouTubeのホーム画面イメージ

(出典)YouTubeより、oneroots作成

3.1 シミュレーション型検証

3.1.4 実験結果

フィルターバブルとの関連性分析 カテゴリ単位での分析 (1/3)

■ グループごとに、各コンテンツカテゴリのトップページ出現割合および情報エントロピーを計算

表. 1日目終了時点

1日目	クラスタ0 (人気音楽)	クラスタ1 (ニュース)	クラスタ2 (洋楽)	クラスタ3 (医療・健康)	クラスタ4 (海外BGM)	クラスタ5 (国内BGM その他)	情報エントロピー
関心_能動	7.4%	20.1%	1.1%	6.9%	16.8%	47.7%	0.783
関心_受動	9.7%	14.9%	1.6%	0.7%	20.9%	52.3%	0.712
無関心_能動	9.8%	15.7%	0.4%	0.5%	16.6%	57.1%	0.660
無関心_受動	13.1%	12.3%	1.0%	0.2%	23.5%	49.9%	0.709
新規	8.4%	17.8%	0.2%	0.1%	15.3%	58.1%	0.637

- 1日目終了時点で、既に関心_能動グループは医療・健康カテゴリの割合が上昇
- 情報エントロピーの観点では、何も行動しない新規グループが最も偏りが発生している

表. 7日目終了時点

7日目	クラスタ0 (人気音楽)	クラスタ1 (ニュース)	クラスタ2 (洋楽)	クラスタ3 (医療・健康)	クラスタ4 (海外BGM)	クラスタ5 (国内BGM その他)	情報エントロピー
関心_能動	8.1%	20.0%	0.4%	16.6%	8.0%	46.9%	0.783
関心_受動	9.3%	18.4%	1.0%	7.9%	15.3%	48.1%	0.791
無関心_能動	6.5%	22.1%	0.1%	0.0%	6.2%	65.0%	0.543
無関心_受動	9.9%	23.2%	0.4%	0.0%	8.3%	58.2%	0.620
新規	9.6%	15.0%	0.2%	0.0%	16.8%	58.4%	0.635

- 7日目終了時点では、関心_能動グループの医療・健康カテゴリの割合はさらに上昇
- 関心_受動グループも明確に医療・健康カテゴリの割合に変化がみられる
- 無関心_能動グループの、クラスタ5（国内BGMその他）の割合が上昇

表. 14日目終了時点

14日目	クラスタ0 (人気音楽)	クラスタ1 (ニュース)	クラスタ2 (洋楽)	クラスタ3 (医療・健康)	クラスタ4 (海外BGM)	クラスタ5 (国内BGM その他)	情報エントロピー
関心_能動	7.3%	26.7%	1.5%	10.3%	5.6%	48.5%	0.756
関心_受動	10.0%	23.2%	2.2%	5.3%	9.5%	49.7%	0.770
無関心_能動	9.3%	24.5%	1.6%	0.5%	5.2%	58.9%	0.627
無関心_受動	12.2%	25.1%	1.8%	0.9%	7.7%	52.3%	0.700
新規	13.2%	23.3%	0.0%	0.5%	9.7%	53.2%	0.667

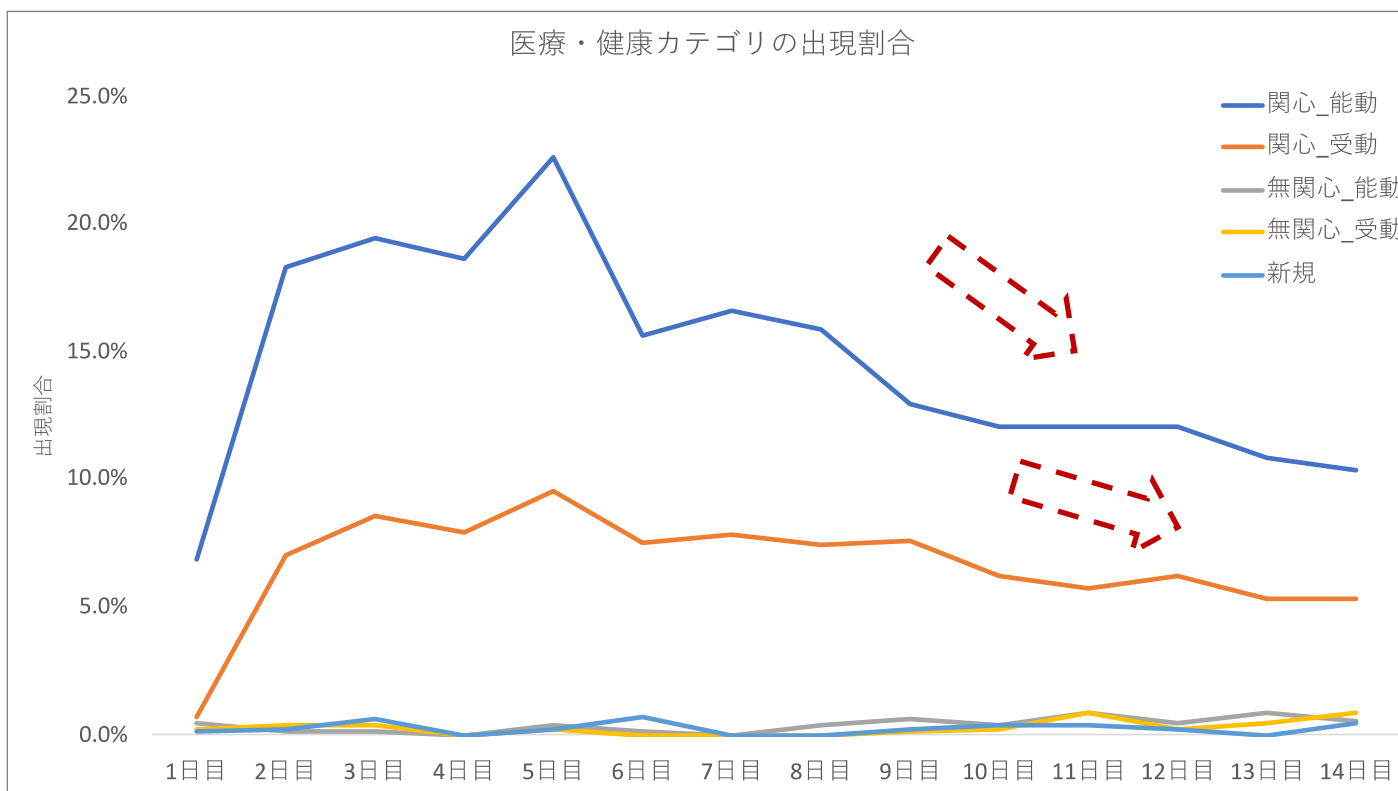
- 7日目終了時点よりも関心群の医療・健康カテゴリの割合は下がったものの、依然として高い状況
- かわりに関心群はニュースの割合が上昇

3.1 シミュレーション型検証

3.1.4 実験結果

フィルターバブルとの関連性分析 カテゴリ単位での分析 (2/3)

- 医療・健康カテゴリの出現割合を、グループごとに日次推移で比較
- 関心群は明確に出現割合の上昇を確認
特に関心_能動群は2～5日目は20%前後にまで到達
しかし、9～10日目あたりで医療・健康カテゴリの割合が減少し、依然として高いもののピーク時の半分程度となる
- 無関心群および新規グループにおいては、想定通り変化なし

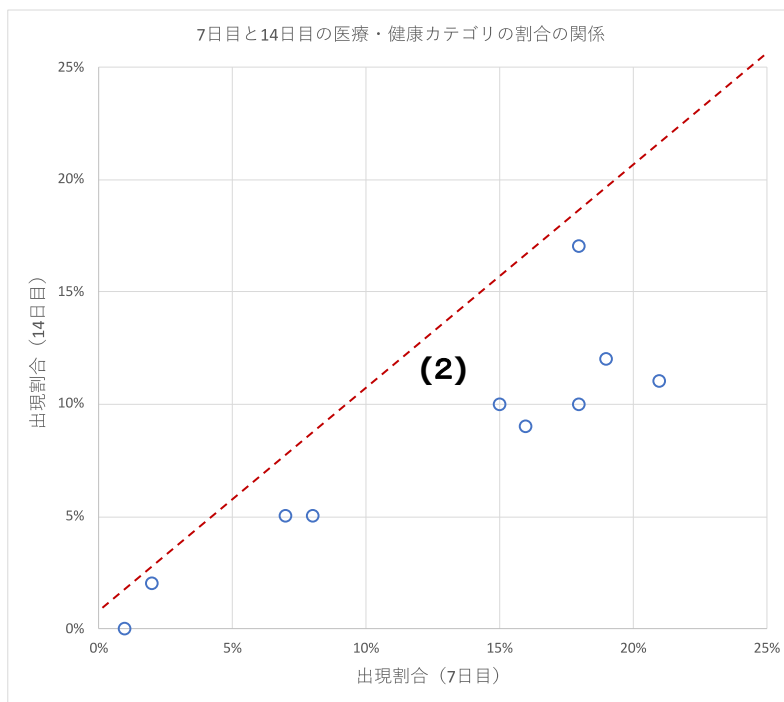


3.1 シミュレーション型検証

3.1.4 実験結果

フィルターバブルとの関連性分析 カテゴリ単位での分析 (3/3)

- 7日目終了時点と14日目終了時点の、ホーム画面上位100件に占める医療・健康カテゴリの割合を散布図にプロット
 - 関心_能動グループでは、全てのアカウントで7日目より14日目の方が医療・健康カテゴリの出現割合が低い



【なぜ7日目の方がカテゴリの偏りが大きいのか？】

- すべてのアカウントで同じ現象が起きていることから、アルゴリズム側でフィルターバブルを抑制する意図的な制御が働いている可能性が考えられる
- YouTubeを利用した他の研究でも、2019年にYouTubeが実施したアルゴリズムの変更以来、推薦機能に完全に依存した方が、そうでない場合より偏ったコンテンツの消費が少なくなるという実験結果が報告されている^[1]

3.1 シミュレーション型検証

3.1.4 実験結果

フィルターバブルとの関連性分析 行動量とフィルターバブルの関連性の確認 重回帰分析の結果

- 補正R2は高くはないが、有意な回帰式の構築に成功
- 回帰係数から、1日の行動回数が医療・健康クラスタへの偏りに最も影響があり、次いで「高評価」確率の影響力が大きい
- 「検索」確率や「チャンネル登録」確率も、「高評価」確率と同程度の影響を与えている

回帰統計	
重相関 R	0.821
重決定 R2	0.675
補正 R2	0.588
標準誤差	0.031
観測数	20

分散分析表

	自由度	変動	分散	観測された分散比	有意 F
回帰	4	0.030	0.007	7.782	0.001
残差	15	0.014	0.001		
合計	19	0.044			

	係数	標準誤差	t	P-値	下限 95%	上限 95%	下限 95.0%	上限 95.0%
切片	-0.0617	0.0272	-2.2694	0.0384	-0.1196	-0.0037	-0.1196	-0.0037
「検索」確率	0.0385	0.0140	2.7551	0.0147	0.0087	0.0683	0.0087	0.0683
1日の行動回数	0.1068	0.0233	4.5768	0.0004	0.0571	0.1566	0.0571	0.1566
「チャンネル登録」確率	0.0443	0.0257	1.7198	0.1060	-0.0106	0.0991	-0.0106	0.0991
「高評価」確率	0.0506	0.0221	2.2884	0.0370	0.0035	0.0978	0.0035	0.0978

3.1 シミュレーション型検証

3.1.5 まとめと今後の課題

(1) シミュレーション型検証まとめ

【取り組み】

- 行動パターンに一貫性を持たせた擬似アカウント（50件）にて、YouTube上で14日間の行動を行うことで、洗練されたデータセットを用意
 - ・ 医療・健康トピックのみに関心を持って行動する関心群（20件）
 - ・ 医療・健康トピックに限らず、幅広く世の中のトレンドに関心を持つ無関心群（20件）
 - ・ 上記の各群を情報選択の積極性によってさらに2分割
 - ・ 何も行動しない新規群（10件）
- 自然言語処理技術、および機械学習的アプローチによるコンテンツのグルーピングによる、医療・健康トピックの推定
 - ・ コンテンツのメタデータを、Word2Vecにより分散表現に埋め込み
 - ・ PCAによる次元削減の後、k-meansによるクラスタリング
- 回帰分析などを用いたフィルターバブルと行動の関連性分析

【考察】

- 行動初日から、ホーム画面における情報の選択的表示がやや発生している（デフォルトで0.1%程度の出現割合である医療・健康カテゴリが、関心_能動グループでは平均6.9%出現）ものの、バブルと呼ぶほどの変化ではない（※P12参照）。
- 2日目終了時点から、ホーム画面における医療・健康カテゴリの出現割合が、関心_能動グループで平均約17%、関心_受動グループでも約7.5%と、明らかな情報の偏りの傾向を確認（※P13参照）。
- しかし、5日目終了時点をピークに、9～10日目あたりから情報の偏りは明確に緩和し、14日目時点では関心群のホーム画面における医療・健康カテゴリの出現割合は半減するに至った。また、すべての関心群のアカウントにおいて出現割合が減少していることや、先行研究[1]のYouTubeの推薦機能に依存した方が偏ったコンテンツの消費が少なくなるという実験結果からも、YouTube側でフィルターバブルを抑制する意図的な制御を行なっている可能性がある（※P14参照）。YouTubeのアルゴリズムに関しては、明確な判断基準は公開されていないが、公式サイトを通じて変更の旨は周知されている。しかし、一般的な視聴者が変更の通知に気づいていたかについては疑問である。
- 少なくともアカウント登録後14日間においては、推薦情報を受動的に選択するより、能動的に検索することで選択的表示の偏りは高まる（※P15参照）。
- 「チャンネル登録」や「高評価」のような行動も、検索行動と同程度、選択的表示に影響を及ぼす（※P15参照）。

[1] Hosseinmardi, Homa, et al. "Causally estimating the effect of YouTube's recommender system using counterfactual bots." Proceedings of the National Academy of Sciences 121.8 (2024): e2313377121.

本調査の仮説である「アルゴリズムにより個人は特定の情報だけに囲まれた状況に置かれる」という点に関しては、少なくとも現在のYouTube上では継続的な極端な情報の偏りは見られなかった。ただし、今回はあくまで短期間で1つのトピックのみに関心を限定したシミュレーションであるため、関心トピックが複数に跨がるケースや、より長期的な調査、より世間からの注目度が高いトピックへの関心を示した場合では、結果としてフィルターバブル現象が発生する可能性は否定できない。

3.1 シミュレーション型検証

3.1.5 まとめと今後の課題

(2)今後の課題

- ① 本研究成果を踏まえ、行動量および実施期間の観点で実証規模をさらに拡大し、**どのような状況下でフィルターバブルが発生するのか**を明らかにするための研究に発展させることが可能である。これにより、個人の情報行動がどうあるべきか、またフィルターバブルをどのようにして解消できるかへの示唆を提示できるようになる。
- ② 今回はあくまでフィルターバブル現象の発生の実態のみを調査したものであり、「自分の価値観に合った情報にばかり触れることで、異なる視点に触れる機会が減少し、偏った認識や固定観念を持つ」のような副次的作用には触れていない。今後、このような**副次的作用についての実態を明らかにしていくことは重要である**と考える。
- ③ 本研究では、行動履歴やコンテンツ属性はAPIを介して取得したが、「**トップページにおける表示コンテンツデータの取得**」や「**コンテンツを一意にするための識別子の付与**」、「**視聴・検索行動などの操作**」は**1アカウントずつ手動で実施**しているため、今後検証の規模を拡大する上では制約となってしまう。したがって、今後、そうしたトップページに表示されるコンテンツデータや、アカウントの行動の操作権が、日本においてAPIを通じて（安価又は無償で）研究機関に提供されるようになれば、上記①のような**大規模な分析・研究**が行いやすくなり、日本におけるフィルターバブルやエコーチェンバーの影響・リスクに対する、よりの確な評価が可能になるため、社会的に有意義である。
- ④ 同じく他のSNSサービス（X、FB、Instagram、TikTok等）についても、日本において、同等のデータが（API等により無償又は安価で）研究機関に提供されると、日本におけるサービス間のフィルターバブルの実態の横断的な比較や、上記②のような分析・研究ができ、社会的に有意義である。

3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査

3.2.1 調査概要

調査の目的・方法

- 本アンケートでは、主としてユーザーのレコメンデーションに対する意識を把握する。
さらに、レコメンデーション等に関する理解度とレコメンデーション機能の利用状況や緩和行動とレコメンデーション機能への信用の傾向が強くみられる(被推薦過信)ユーザーの特性を明らかにすることを目的とした。
- 協議会構成員からの助言等をうけて企画・分析を行った。

対象：

・年齢(10,20,30,40,50,60代,70代以上)と性別(男性,女性)で回収を設計した。
※10代は15歳以上となる。
※各年代性別において均等に近くなるよう回収を行った。

【性別年代別の割付(回収数)】

	10代	20代	30代	40代	50代	60代	70代以上	計
男性	85	86	86	86	86	86	85	600
女性	85	86	86	86	86	86	85	600
合計	170	172	172	172	172	172	170	1,200

サンプルサイズ：

1,200件

調査方法：

ウェブアンケート調査

調査台帳：

アンケート調査会社が保有する調査モニタ(会員台帳)

設問数：

21問(スクリーニング設問+本設問)

実施時期：

2023年12月～2024年1月

3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査

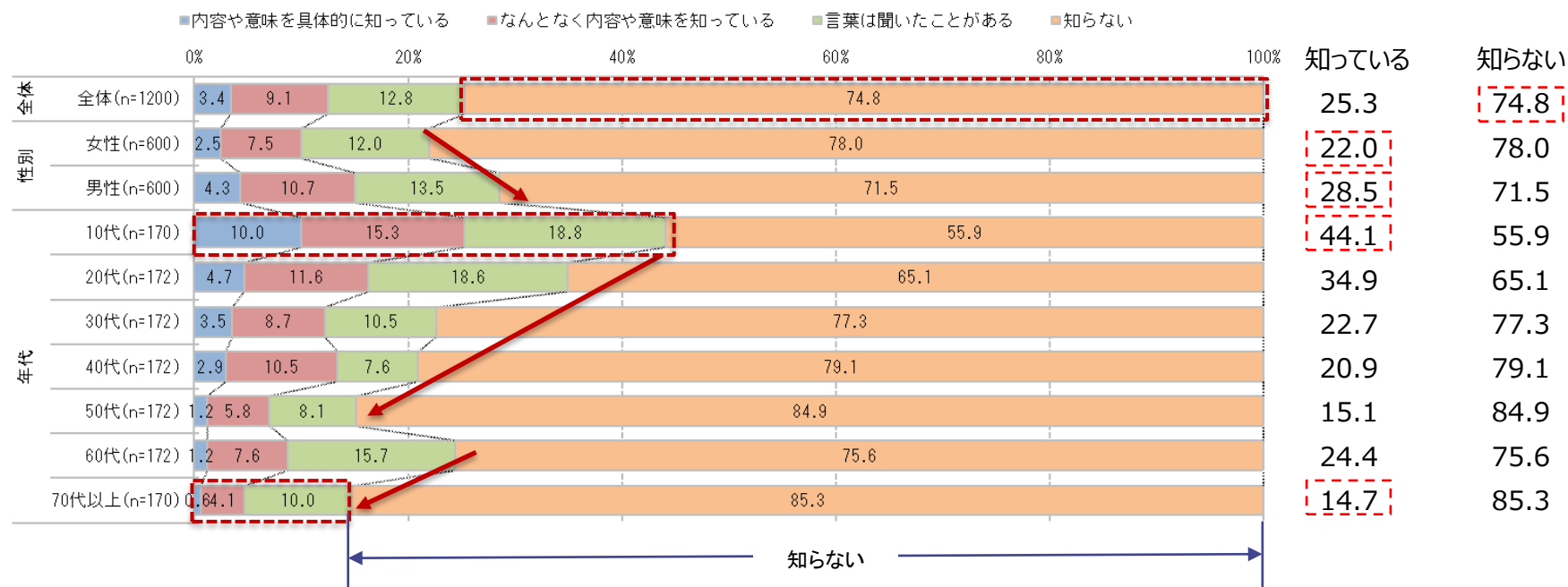
3.2.2 調査結果

(1) 用語の認知度 フィルターバブル

あなたは次の用語について、知っていますか。

フィルターバブル

- 全体では高くなった順に、「知らない」(74.8%)、「言葉は聞いたことがある」(12.8%)、「なんとなく内容や意味を知っている」(9.1%)、「内容や意味を具体的に知っている」(3.4%)となった。
- 次に、性別、年代別に「知っている」(内容や意味を具体的に知っている + なんとなく内容や意味を知っている + 言葉は聞いたことがある)に着目した。
 - 性別では、「女性」(22.0%)、「男性」(28.5%)。
 - 年代別では、最も高くなったのは「10代」(44.1%)、逆に最も低くなったのは、「70代以上」(14.7%)。



3.2 レコメンド機能に関するネットユーザーアンケート調査

3.2.2 調査結果

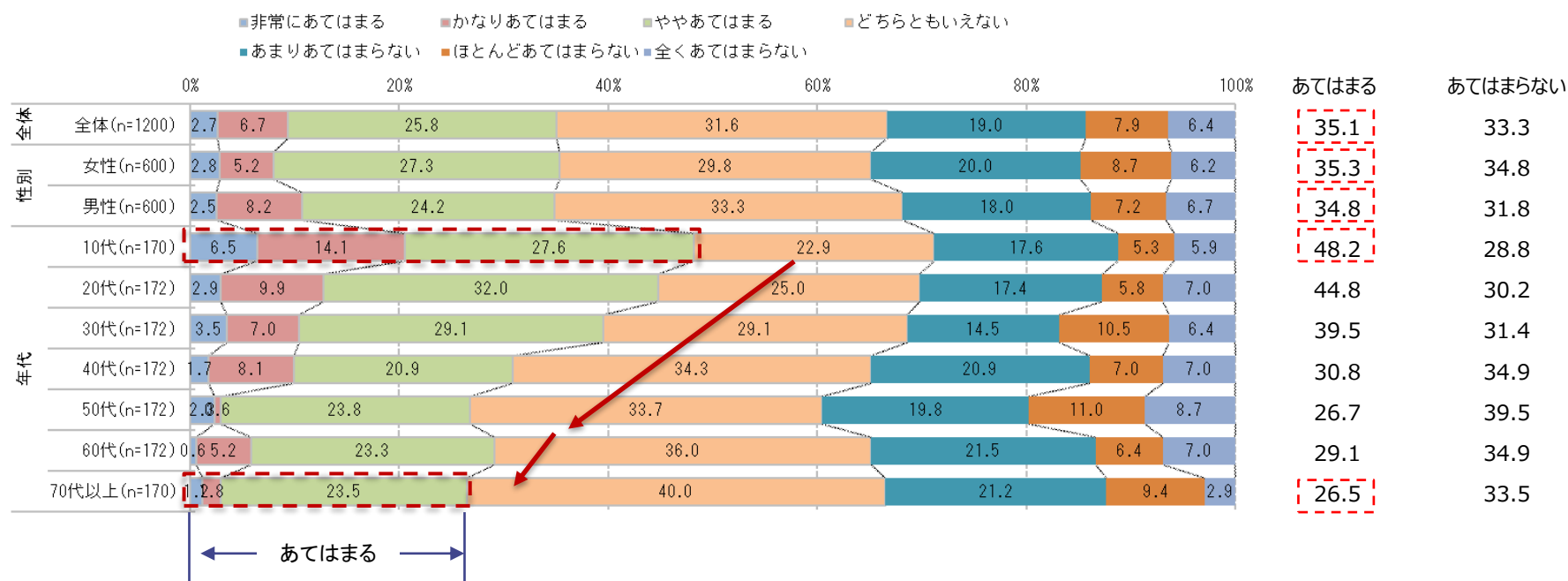
(2)レコメンド機能によって表示された情報を見ているか

それぞれの事柄について、あなたはどの程度当てはまりますか。

自分は推薦された商品やコンテンツは、とりあえず見ることにしている。

□ 全体、性別、年代別に「あてはまる」(非常にあてはまる+かなりあてはまる+ややあてはまる)に着目した。

- 全体では35.1%となった。
- 性別では、「女性」(35.3%)、「男性」(34.8%)。両者の差はない。
- 年代別では、最も高くなったのは「10代」(48.2%)、逆に最も低くなったのは、「70代以上」(26.5%)。大まかな傾向として、年代が上がるほど回答割合が低下した。



3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査

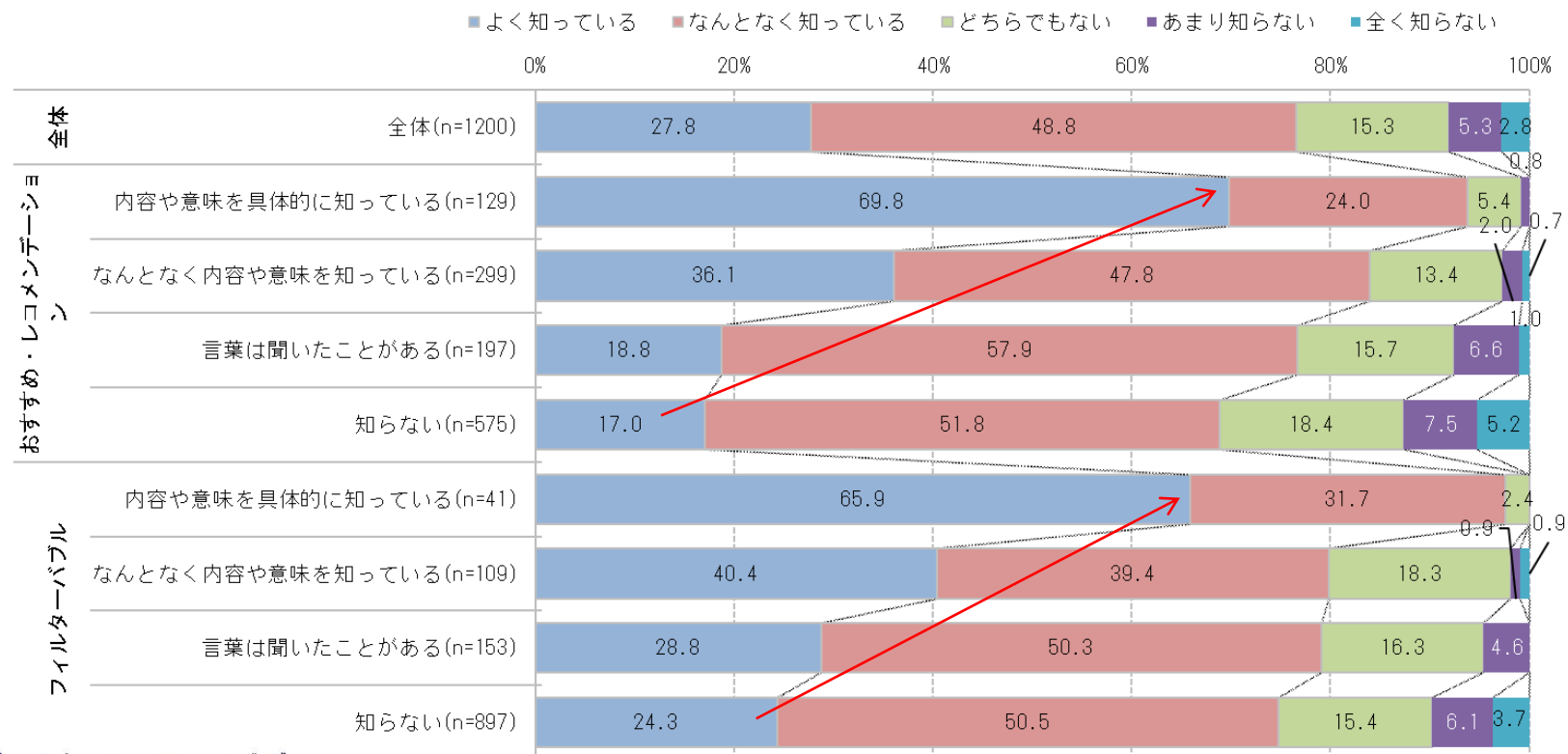
3.2.2 調査結果

(3)おすすすめ・レコメンデーション、フィルターバブルの用語の認知度×ネット上の情報が選択表示されることの理解度 ※まとめの②に対応

問 あなたに表示される情報は、興味や、インターネット上の行動履歴などに基づいて選択的に表示されていること

問 あなたは次の用語について、知っていますか。

- おすすすめ・レコメンデーション、フィルターバブルの用語の認知度と、ネット上の情報が選択表示されることの理解度の2設問間での理解度をみた。
- おすすすめ・レコメンデーション、フィルターバブルの用語を具体的に理解している人ほど、情報が選択的に表示されることも「よく知っている」と回答した。
各用語を具体的、もしくはなんとなく内容を知っている人は、全体よりも情報が選択的に表示されることを「よく知っている」と回答した。



3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査

3.2.2 調査結果

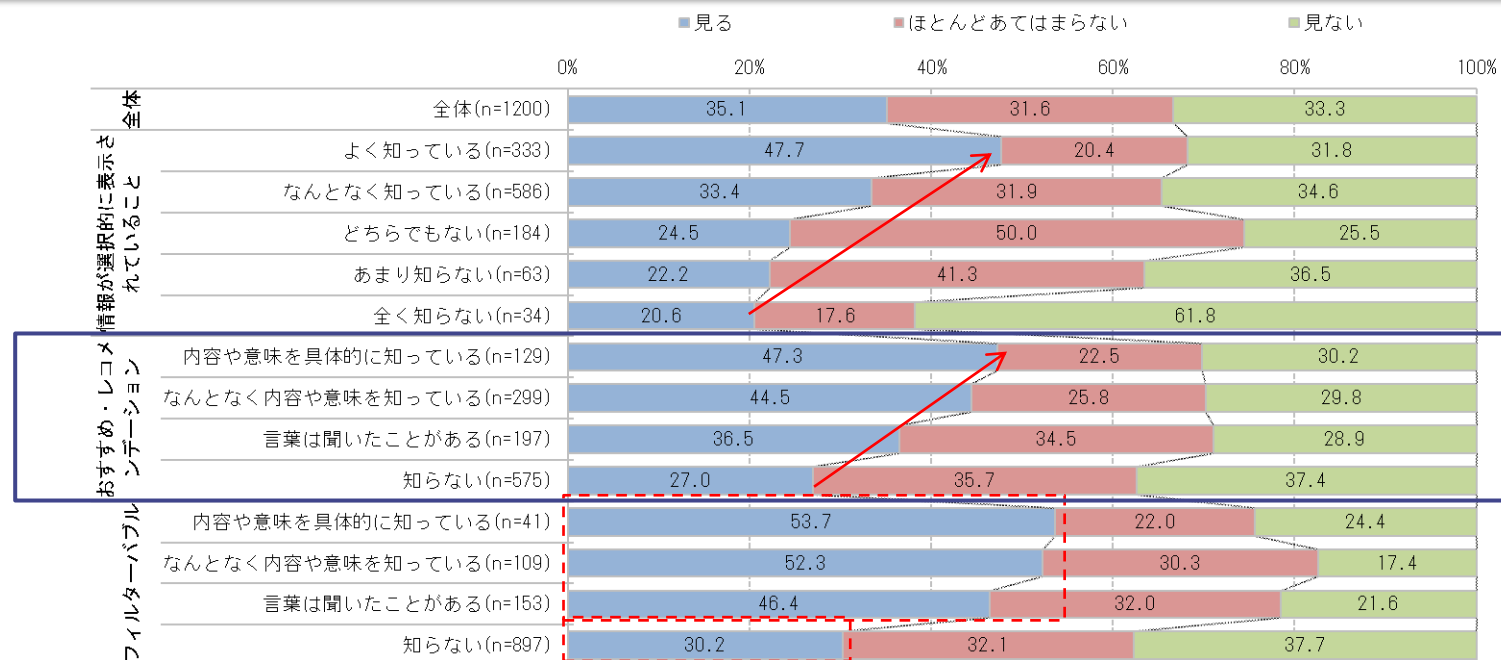
(4) ネット上の情報が選択表示されることへの理解度×レコメンドされた情報をとりあえず見るか、および おすすめ・レコメンデーション、フィルターバブルの用語の認知度×レコメンドされた情報をとりあえず見るか ※まとめの③に対応

問 あなたに表示される情報は、興味や、インターネット上の行動履歴などに基づいて選択的に表示されていること

問 あなたは次の用語について、知っていますか。

問 自分は推薦された商品やコンテンツは、とりあえず見ることにしている

- 「レコメンドされた情報を見る」(非常にあてはまる+かなりあてはまる+ややあてはまる)に注目すると、**情報が選択的に表示されていることへの理解が高い人の方がそうでない人よりも高くなった。**
- **おすすめ・レコメンデーションの用語を具体的に理解している人ほど「見る」が高くなった。**
- フィルターバブルの用語の認知度については、いずれかのレベルで「知っている」人の方が、「知らない」人より「見る」が高くなった。



3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査

3.2.2 調査結果

(5) ネット上の情報が選択表示されることの理解度×心がけている各種情報収集行動 おすすめ・レコメンデーション、フィルターバブルの用語の認知度×心がけている各種情報収集行動 ※まとめの④に対応

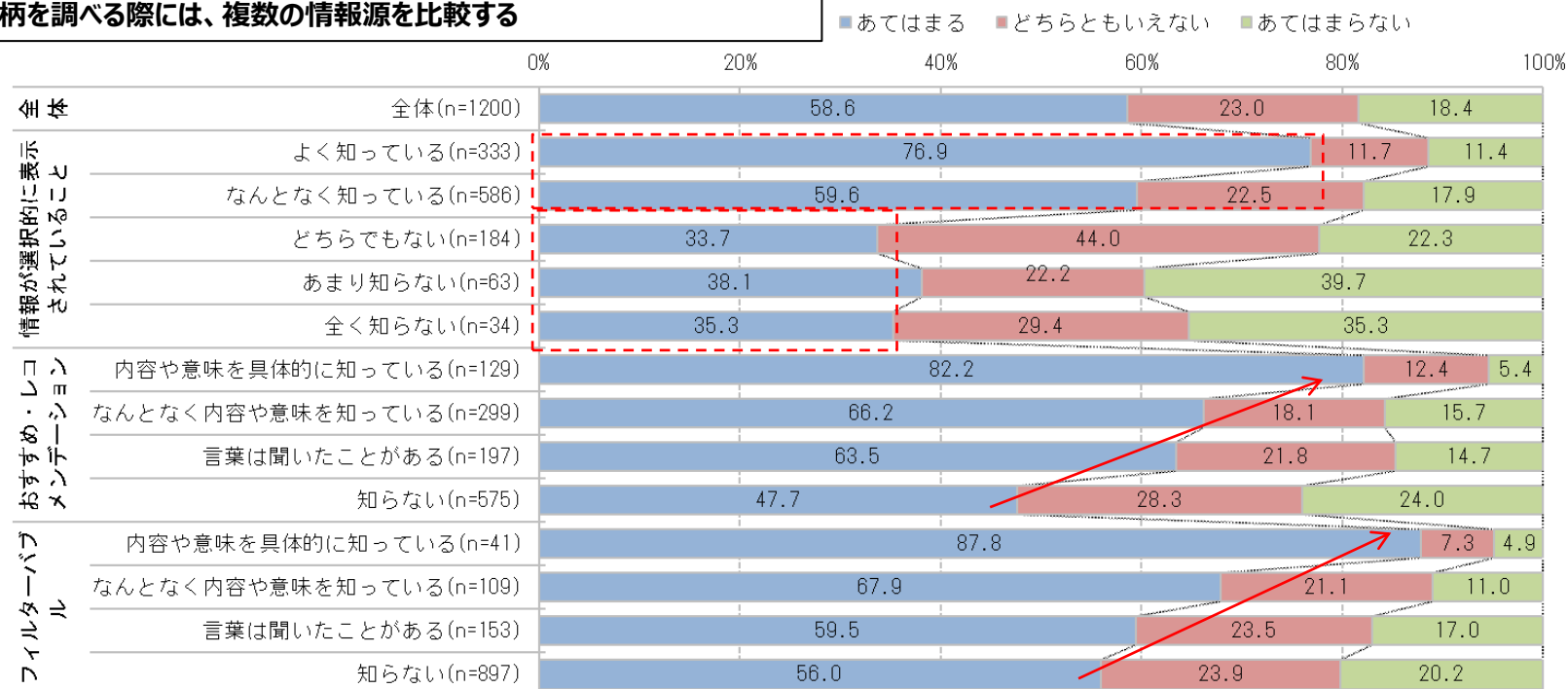
問 あなたに表示される情報は、興味や、インターネット上の行動履歴などに基づいて選択的に表示されていること

問 あなたは次の用語について、知っていますか

問 それぞれの事柄について、あなたはどの程度当てはまりますか。「新しい事柄を調べる際には、複数の情報源を比較する」

- 「あてはまる」（非常にあてはまる+かなりあてはまる+ややあてはまる）に着目した。
- 情報の選択的表示への理解度は、「よく知っている」、「なんとなく知っている」の回答者の方が、「どちらでもない」、「あまり知らない」、「全く知らない」よりも高くなった。
- おすすめ・レコメンデーションとフィルターバブルの用語の理解状況が高いほど「あてはまる」が高くなった。

新しい事柄を調べる際には、複数の情報源を比較する



3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査

3.2.2 調査結果

(6) ネット上の情報が選択表示されることの理解度×心がけている各種情報収集行動 おすすめ・レコメンデーション、フィルターバブルの用語の認知度×心がけている各種情報収集行動 ※まとめの④に対応

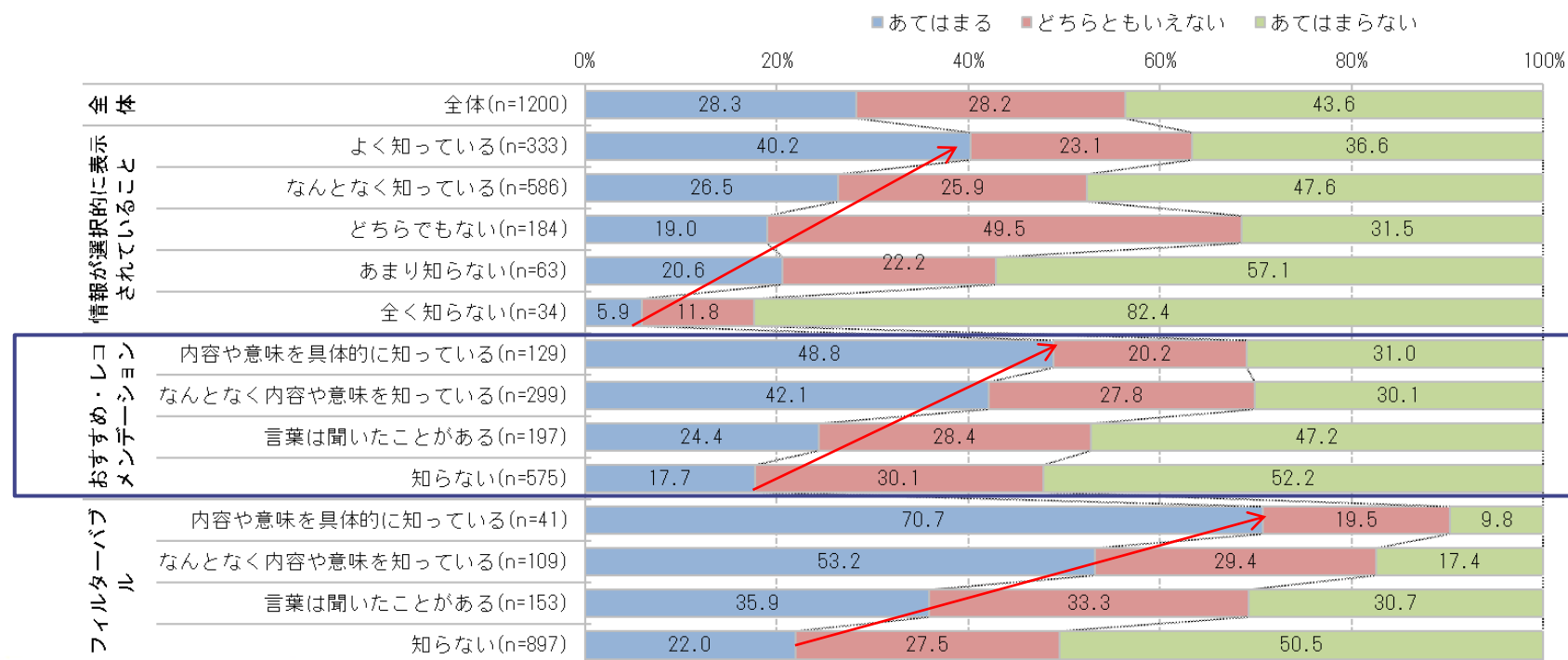
問 あなたに表示される情報は、興味や、インターネット上の行動履歴などに基づいて選択的に表示されていること

問 あなたは次の用語について、知っていますか

問 それぞれの事柄について、あなたはどの程度当てはまりますか。「フォローするアカウントやコミュニティ、チャンネルを定期的に見直して、変更する」

- 「あてはまる」(非常にあてはまる+かなりあてはまる+ややあてはまる) に着目した。
- 情報の選択的表示への理解度及び、おすすめ・レコメンデーションとフィルターバブルの用語の理解状況が高いほど「あてはまる」が高くなった。

フォローするアカウントやコミュニティ、チャンネルを定期的に見直して、変更する



3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査

3.2.2 調査結果

(7) 推薦過信、被推薦過信、意外性反応による尺度と採点方法について

- 「推薦過信」※とは、ユーザーが推薦システムに対して過度に信頼している状態を指す。
- これらの測定を目的とした「被推薦過信」と「意外性反応による尺度」の2種類の指標が、関西学院大学と産業技術総合研究所の共同研究によって研究・開発された。
- 1つ目の「被推薦過信」は、推薦システムに対する一般的な信頼の度合いを測定する尺度となる。
- 2つ目は、「被推薦過信」よりも強くより深刻な推薦システムに対するユーザーの過信の状況を測定する「意外性反応による尺度」である。本指標は推薦システムからの意に反した推薦結果さえもユーザーが安易に受け入れてしまう状態を計測する。
- 上記指標を試行的に利用した。「被推薦過信」と「意外性反応による尺度」のうち「高」の回答に着目し、回答者の各特性との関連を分析した。

推薦過信※の指標	説明
被推薦過信	推薦システムに対する一般的な信頼の度合いを測定する尺度。
意外性反応による尺度	「被推薦過信」よりも強くより深刻な推薦システムに対するユーザーの過信の状況を測定するための尺度となる。意に反する推薦結果でも受け入れる傾向を示す。

採点方法

「非常にあてはまる」=7点、「かなりあてはまる」=6点、「ややあてはまる」=5点、「どちらともいえない」=4点、「あまりあてはまらない」=3点、「ほとんどあてはまらない」=2点、「全くあてはまらない」=1点で点数化。

被推薦過信用の設問(4問)	
1	自分は推薦された商品やコンテンツは、とりあえず見ることにしている
2	次々とおすすめ商品やコンテンツを選択することで、興味のある商品やコンテンツを探ることが多い
3	今まで見ていた商品やコンテンツとは関係のないジャンルの商品やコンテンツが推薦されてもそれを見ることもある
4	次にどのような商品やコンテンツが推薦されるかを楽しみにしている

意外性反応による尺度用の設問(7問)	
1	興味がなかった既に知っている商品やコンテンツが推薦されたときに、それを見ることはありますか
2	もともと興味がなかったジャンルではあるが、推薦で初めて知った商品やコンテンツ(そのジャンルに属するもの)を、見ることはありますか
3	自分の興味には合っていないけれども(合っているかどうかかわからないけれども)、推薦された商品やコンテンツをとりあえず見て、興味がなければすぐに見るのを止めることはありますか
4	推薦されなければ自分から見ようとは思っていなかったような商品やコンテンツを見てしまうことはありますか
5	推薦された商品やコンテンツを見ているうちに、もともと好きでなかったジャンルを好きになったことはありますか
6	推薦結果で何度も表示されているうちに、もともと興味がなかったジャンルや商品やコンテンツであったけど、最後はその商品やコンテンツを見てしまったことはありますか
7	もともと興味がなかったジャンルに関する商品やコンテンツを見てしまった後、それに関連する商品やコンテンツが推薦された時、それらを見ることはありますか

※本研究は関西学院大学商学部土方嘉徳研究室と産業技術総合研究所・メディアインタクシオン研究グループの共同研究

(出典)信学技報「推薦システムに対するユーザの過信状態の測定尺度の提案」(2022年1月)

<https://staff.aist.go.jp/m.goto/PAPER/IEICEHCS202201tsuchida.pdf>

3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査

3.2.2 調査結果

(8) 5大パーソナリティ(ビッグファイブ：外向性、協調性、勤勉性、神経症傾向、開放性)と被推薦過信

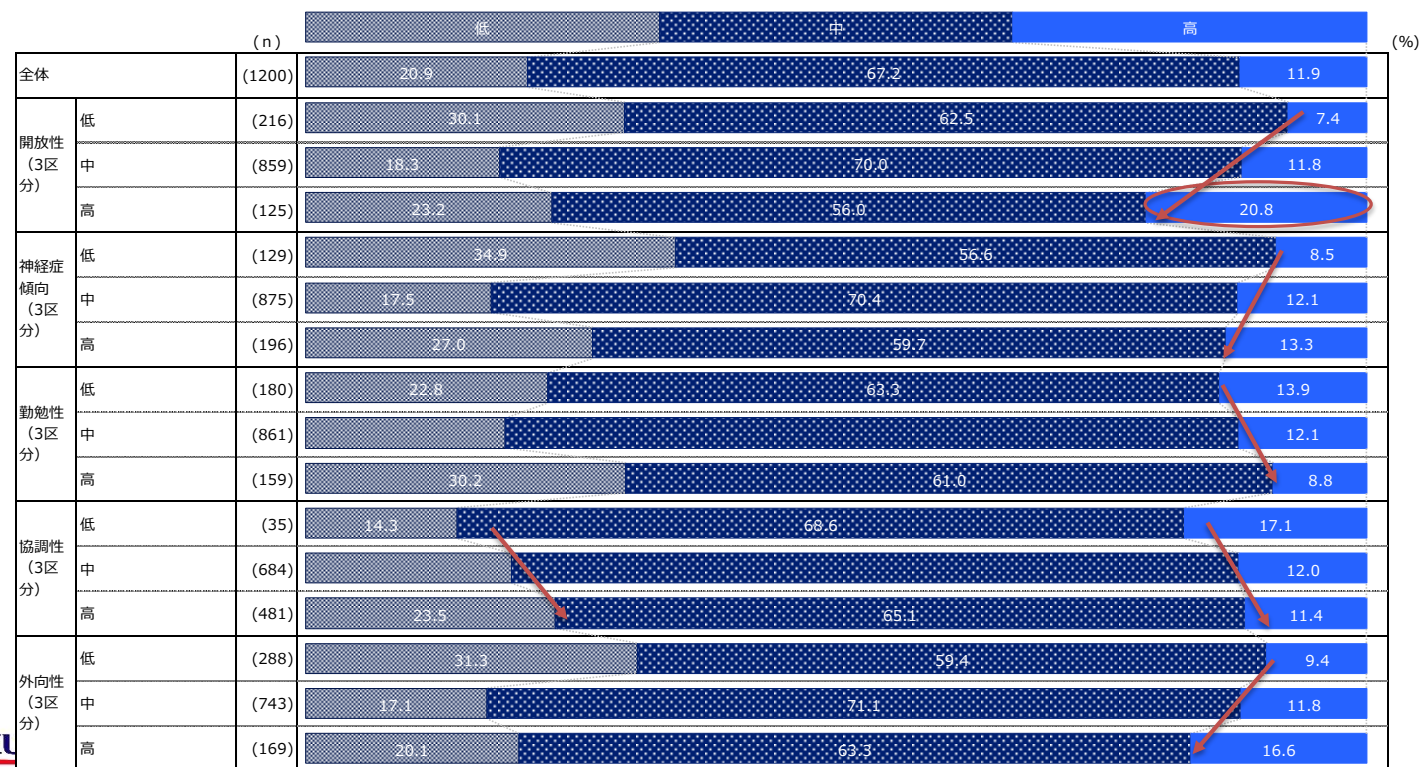
- 「被推薦過信」は、推薦システムに対する一般的な信頼の度合いを測定する尺度となる。
- ここでは、「被推薦過信」の「高」に着目し、5大パーソナリティ(ビッグファイブ：外向性、協調性、勤勉性、神経症傾向、開放性)との関連を分析した。
- 特に、5大パーソナリティのうち、「開放性」が高い(新しいことが好き、変わった考えを持つ人)は、「被推薦過信」が高くなった(レコメンドシステムを信用しやすい)。

○ パーソナリティ特性が高くなるほど、過信傾向が高くなった

- ・ 「開放性」の高い人(新しいことが好き、変わった考えを持つ人)
- ・ 「神経症傾向」の高い人(心配性、うろたえやすい人)
- ・ 「外向性」の高い人(活発、外交的な人)

○ パーソナリティが低くなるほど、過信傾向が高くなった

- ・ 「勤勉性」の低い人(だらしく、うっかりしている人)
- ・ 「協調性」の低い人(他人に不満を持つ、もめ事を起こしやすい人)



(出典)小塩真司・阿部晋吾・カトローニ ピノ (2012). 日本語版 Ten Item Personality Inventory (TIPI-J)作成の試み パーソナリティ研究, 21, 40-52.

https://www.f.waseda.jp/oshio.at/research/pages/developed_scales.html

日本語版 Ten Item Personality Inventory (TIPI-J) 尺度使用マニュアル

http://jspp.gr.jp/doc/manual_TIPI-J.pdf

* 2.0%未満は値表示なし

3.2 レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート調査

3.2.3 調査結果のまとめ

レコメンド等への理解度とレコメンド機能の利用状況等についてまとめ

①レコメンド機能によって表示される情報をよく見る人の年代

- 自分は推薦された商品やコンテンツは、「とりあえず見る」ことにしていたのは若い年代ほど高くなった（P20）。

②用語の理解度と情報の選択的表示に関する理解度の関連（2つの用語の理解度の回答から、理解度の確からしさを確認）

- おすすめ・レコメンデーションや、フィルターバブルの用語を具体的に理解している人ほど、自身に情報が選択的に表示されることをよく知っていた。言い換えれば、用語理解度が低い人の方が、自身に情報が選択的に表示されることもよく知らないことも多い（P21）。

③用語の理解度別に、自身にレコメンドされた情報をとりあえず見ているか（理解度×レコメンドの受動的視聴）

- おすすめ・レコメンデーション、フィルターバブルの用語を具体的に理解している人ほど、レコメンドされた商品・サービス情報をとりあえず見ている（P22）。ただし、④の結果も合わせて参照すると、用語を理解している人は、フィルターバブルの緩和行動をとりつつ、レコメンドされた情報を見ていることが分かった。
- なお、全体では「フィルターバブル」という用語のことを「知らない」人が約7割を占め、「知っている」人より多い状況（P19）。

④用語の理解度別の複数の情報源の比較や登録チャンネルの見直し等の情報収集を気を付けて行っているかについて（理解度×フィルターバブルの緩和行動）

- おすすめ・レコメンデーションや、フィルターバブルの用語や情報の選択表示の実態を理解している人ほど、複数の情報源の比較や、登録チャンネルの見直し等の日ごろの情報収集において気を付けて行動する人が増えた（P23,24）。
- 例えば、おすすめ・レコメンデーションの用語の理解状況が高いほど「登録チャンネル等を定期的に見直して変更する」人が高くなった（P24）。

⑤レコメンデーション機能を信頼する度合いが高い人の特徴（5大性格特性）

- 特に、5大パーソナリティのうち、「開放性」が高い※と「被推薦過信」が高くなった（P25）。※開放性が高い：新しいことが好き、変わった考えを持つ
- パーソナリティ特性が高くなるほど、過信傾向が高くなったのは、「開放性」の高い人（新しいことが好き、変わった考えを持つ人）、「神経症傾向」の高い人（心配性、うろたえやすい人）、「外向性」の高い人（活発、外交的な人）
- パーソナリティが低くなるほど、過信傾向が高くなったのは、「勤勉性」の低い人（だらしく、うっかりしている人）、「協調性」の低い人（他人に不満を持つ、もめ事を起こしやすい人）であった。

4. 調査からの示唆(考察)(1/2)

□ 本調査で得られた示唆を参考にしながら、今後活かすための考察を行った。

1. 実データに基づくデジタル空間における現象の把握の重要性

- 論文調査からは、海外ではフィルターバブルに関する研究が近年増加していた。日本でも国内におけるデジタル空間の研究を進め、実態把握が必要と思われる。
- 本調査の実証では、計算社会科学の研究者の指導の下、日本で利用者数の多いYouTubeの実データを用いてシミュレーション検証を行った。この結果、情報システムによる「技術的なフィルターバブル」の発生を確認できた。さらに一定期間が経過するとフィルターバブルが緩和される現象も確認できた。先行研究論文からプラットフォーム事業者側でフィルターバブルの緩和措置を取り入れている可能性も分かった。
一方、今回のシミュレーション型実証は「健康・医療」分野の**特定ワードに限定、2週間の制約下で実施したものであった**。今後はさらに対象ワードの設定の見直し、**複数ワードを組み合わせた実施、長期間での検証等**が考えられる。
- 今後は、論文調査においても指摘があった、「**技術的なフィルターバブル**」と、「**社会的フィルターバブル**」を組み合わせた**認知科学・心理学的検証**や、利用者の意思決定プロセスを検証するため調査パネルとプラットフォームのデータの組み合わせ等により、**現実の情報空間に近づけた条件下での検証を行うとよいのではないか**。また、利用者は通常ひとつのデジタル・プラットフォームサービスのみを情報源として活用しているわけではない（さらには、マスメディアや人からの口コミ等のデジタル・プラットフォーム以外の情報源も利用するものである）。**今回の実証は、複数存在するデジタル・プラットフォームサービスの一つを対象とした**。今後は、**複数のプラットフォームを対象に広げ、比較研究を実施することも情報空間の理解のためには有効である**。

2. 研究者のデータアクセス確保

- 欧州では、政策立案者、プラットフォーム事業者に、公平性を有する立場として研究者の参画を進めていた。**研究成果を共有することでDSAの順守状況のモニタリングに加え、デジタル空間上における現象を理解し社会への影響を把握しようとしていた**。
そのために、**研究に必要なデータをプラットフォーム事業者に対して請求できるようにルール整備が進められていた**。
さらに、欧米では複数のプラットフォーム事業者が研究者と共同研究やデータ提供を行っていた。**日本においても同様の取組が広まるとよいのではないか**。

(次ページへ続く)

4. 調査からの示唆(考察)(2/2)

3. ネットサービス利用者へのフィルターバブル現象の理解向上が重要

- ネット利用者へのアンケート調査から、若い人の方が高齢の人よりも、またレコメンド機能を信頼している人（推薦過信が高い）ほど、レコメンド機能による情報を「とりあえず見ていた」。
また、**利用者はフィルターバブル等に関する知識が詳しくなるほど、レコメンドされた情報を見つても、定期的な登録アカウントの見直しなどのフィルターバブルを緩和する行動もとっていることも分かった。**
ただし、**現状ではフィルターバブルについて理解できている人は全体の3割程度で少ない状況にあった。**
- 利用者一人一人がフィルターバブル現象の発生する仕組みを含め、ネットについて十分に理解した上で利用できることが重要である。そのため、日本におけるフィルターバブル現象に関する研究結果などの情報提供や、**ICT活用のリテラシー向上の学習機会**が必要ではないか。
既に日本においても、プラットフォーム事業者によって、検索結果や広告が表示される仕組みの解説が行われている。このような取組をさらに発展させて、**プラットフォーム事業者も、自社サービスのレコメンド機能の仕組みの内容・特徴を利用者に対してわかりやすく伝えることが、より重要**ではないか。

4. 日本でフィルターバブル対応策を検討する際の現状における留意事項

- 先行研究論文より、「フィルターバブル」には、情報システムによる「**技術的なフィルターバブル**」、また利用者がレコメンド機能等からの情報を受け続け、心理面で影響を受け、社会全体が変容していく「**社会的なフィルターバブル**」の2種類の概念が存在していることが分かった。
- また**先行研究では、フィルターバブル、エコーチェンバー等の用語の意味や概念はまだ固まっておらず**、用いる者（研究者）によって異なっていた。今後、日本でフィルターバブルに関する対応策の検討を行う場合には、**参照文書ごとの用語の意味等の使われ方に留意が必要**となる。
政策調査対象国では、オンライン空間の安全性を向上させるため、プラットフォーム事業者に対して透明性要件を定めた対策が施行・検討されていた。諸外国での透明性要件（監督機関への報告/ユーザーへのアルゴリズムに関する情報提供義務/アルゴリズムを用いない選択肢の提供義務等）は、我が国の対応策検討の際の参考なと考えられる。
検討の際の前提として、各プラットフォーム事業者から日本での活動に関する情報を受ける場合には、例えば、欧州で先行する行動規範に基づく定期報告書の項目や様式等を合わせた形で協力要請を行うことで、プラットフォーム事業者にとっても対応しやすくなる可能性がある。

本調査を通じて得られた示唆から、ネット利用者、研究者、プラットフォーム事業者、公共機関別に今後の取組として例示した。

4. 調査からの示唆(ステークホルダ別まとめ)

□ 本調査を通じて得られた示唆から、ネット利用者、研究者、プラットフォーム事業者、公共機関別に今後の取組として例示した。

対象	調査からの示唆と今後の取組例	
ネット利用者	調査からの示唆	<ul style="list-style-type: none"> フィルターバブルに関する知識が上がるほど、レコメンデーションされる情報を見つ、フィルターバブルを緩和する行動もとっていた。(レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート) ただし、現状ではフィルターバブルについて理解できている人は全体では少ない状況。(レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート)
	今後の取組	<ul style="list-style-type: none"> 利用者一人一人がフィルターバブルの発生する仕組みや正と負の影響について十分に理解し、ネットを利用できることが重要。リテラシー向上の学習機会や、フィルターバブル現象に関する研究結果に触れやすくなるとよいのではないか。
研究者	調査からの示唆	<ul style="list-style-type: none"> フィルターバブルの研究件数は世界でも比較的限られた状況であった。近年、研究活動が大幅に増加し注目度が上がっていた。(論文調査) フィルターバブルは、「技術的なフィルターバブル」と、社会や人に起因する「社会的なフィルターバブル」に分けられる(論文調査、有識者意見) プラットフォーム等からのデータセットだけでは、ユーザーの意思決定プロセスを完全に再構築することは困難。(論文調査) 特定分野に対して技術的なフィルターバブルが発生することを確認。さらに一定期間経過後、フィルターバブルが緩和される現象も確認(シミュレーション型実証)
	今後の取組	<ul style="list-style-type: none"> 技術的なフィルターバブルのさらなる検証。「健康・医療」分野以外でのフィルターバブル発生状況、長期間でのフィルターバブル現象の確認(今回の実証では2週間であった)、人々の意見が分かれば使いやすいキーワードを用いたフィルターバブル現象の発生状況の確認など。いずれも実施上の問題がないことを確認したうえで研究企画・設定が重要。 技術的なフィルターバブルと社会的フィルターバブルを組み合わせた検証や、利用者の意思決定プロセスを検証するため調査パネルとプラットフォームのデータの組み合わせなどの複雑性を上げた条件での検証。
プラットフォーム事業者	調査からの示唆	<ul style="list-style-type: none"> アルゴリズムを理解する人ほど、プラットフォーム事業者のレコメンデーション機能を「満足」して、「よくわからない」は減少。(レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート) 既に日本においても、プラットフォーム事業者は自社の検索結果や広告が表示される仕組の解説を行っている。 現在はデータセットが入手できるプラットフォームを対象に、かつ入手できるデータを用いて研究が行われている。(有識者意見)
	今後の取組	<ul style="list-style-type: none"> 自社サービスのレコメンデーション機能の仕組みの内容・特徴を利用者に対してわかりやすく伝えることが、より重要ではないか。 第三者である研究者がプラットフォーム内の現象を研究し明らかにすることで利用者が理解、安心してサービス利用につながる。欧米では、プラットフォーム事業者が研究者にデータを提供するケースがある。なお、現在日本の研究者はプラットフォーム上のデータ収集・加工を手作業で行い、分析時間をとられている(有識者意見)。プラットフォーム事業者は、日本の研究者ともコミュニケーションし研究用データの提供や共同研究の機会を進めてはどうか。
公共機関	調査からの示唆	<ul style="list-style-type: none"> 先行研究では、フィルターバブル、エコーチェンバー等について、ほぼ全ての研究論文が異なる定義を使用していた。(論文調査) 調査対象国では、オンライン空間の安全性を向上させるため、プラットフォーム事業者に対して透明性要件を定める対策が施行・検討されていた。(政策調査) フィルターバブルには、システムによる「技術的なフィルターバブル」と、情報提供を受ける人間心理に起因する「社会的なフィルターバブル」に分けることができる。(論文調査) 日本では、データセットが入手できるプラットフォームを対象に、かつ入手できるデータを対象に研究が行われている状況。(有識者意見) 現状ではフィルターバブルについて理解できている人はまだ少ない状況。(レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート)
	今後の取組	<ul style="list-style-type: none"> 対応策の検討を進める際には、同じ用語でも参照文書ごとに意味が異なる前提で捉える必要がある。また検討範囲が、技術的なフィルターバブルか、社会的なフィルターバブルかを明確にすることで検討を進めやすくなる。諸外国で行われている透明性要件(監督機関への報告/ユーザーへのアルゴリズムに関する情報提供義務/アルゴリズムを用いない選択肢の提供義務等)はわが国でも参考にできるのではないか。 より多くのプラットフォーム事業者から研究者に対してデータ提供されるように協力を促すことも重要ではないか。例えば、欧州のDSAでは、オンライン空間によってどのように社会が形成されるか、またDSAの効率的モニタリングをサポートする目的で、研究者(DSCIによる審査有)が、DSCIを通してVLOP、VLOSEに対してデータアクセス請求できるよう制度化。 利用者が自身のフィルターバブルへの理解度を向上するための様々な機会、情報提供が必要ではないか。

・協議会の開催

協議会の開催

目的、スケジュール、議題

- 調査についての手法の有効性の検討や結果の評価等を行うため、協議会は計算社会学、情報工学、認知心理学、経済学等を専門とする、4名の有識者によって構成される協議会を設置した。
- 協議会は3回開催した。各回の議題は以下の通りである。

協議会の構成員一覧

構成員候補	所属・役職
(座長) 鳥海 不二夫	東京大学大学院工学系研究科 システム創成学専攻教授
笹原 和俊	東京工業大学 環境・社会理工学院 准教授
田中 優子	名古屋工業大学大学院 工学研究科 准教授
山口 真一	国際大学グローバル・コミュニケーション・センター 准教授・主幹研究員

表 協議会の議題

回	時期	議題
第1回	2023年11月29日(水)	<ul style="list-style-type: none">・ 協議会について・ 調査概要・ 先行研究の調査・ シミュレーション型実証の企画・ レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケートの実施方法 等
第2回	2024年2月22日(木)	<ul style="list-style-type: none">・ 諸外国のアルゴリズム関連ルール整備の調査報告・ レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート結果・ シミュレーション型実証状況報告 等
第3回	2024年3月4日(月)	<ul style="list-style-type: none">・ 先行論文の調査・分析・ シミュレーション型実証結果報告・ レコメンデーション機能に関するネットユーザーアンケート追加分析結果 等

本資料は、総務省「フィルターバブル等に関する調査等の請負」から再構成したものです。

株式会社oneroots

西口（にしぐち）

みずほリサーチ&テクノロジーズ株式会社

デジタルコンサルティング部 武井（たけい）、中（なか）