

指導教員（主査）：山本祐輔 准教授

副査：森田純也 准教授

2021 年度 静岡大学情報学部 卒業論文

Filter Bubble Cam:
フィルターバブルを体感するための
カメラフィルター

静岡大学 情報学部 行動情報学科 所属

学籍番号 70812007

稲垣 桃

2022 年 2 月

概要

推薦アルゴリズムや SNS の利便性に潜むフィルターバブル問題を自分事として捉えることは難しい．本稿ではこの解決のため，ユーザが情報推薦アルゴリズムの影響を物理空間で疑似体験するカメラフィルター Filter Bubble Cam を作成した．Filter Bubble Cam はユーザの嗜好情報を得ることで，ユーザの好むものだけが写真に写るよう，画像処理によって撮影した写真からユーザの嗜好に合わないものを削除する．Filter Bubble Cam の体験によって，ユーザがフィルターバブルにより提示される情報の偏りを把握し，情報推薦アルゴリズムによるデメリットを体感的に学ぶことを狙う．

目次

第 1 章	はじめに	5
第 2 章	関連研究	8
2.1	フィルターバブルの影響の低減	8
2.2	フィルターバブルや嗜好傾向の社会的影響の分析	8
2.3	複雑な情報技術について，分かりやすく伝える研究	9
第 3 章	Filter Bubble Cam のコンセプト	10
第 4 章	コンセプトに関するアンケート調査	12
4.1	調査協力者	12
4.2	手順	13
4.3	調査環境	13
4.4	アンケートの構成	15
4.5	アンケート結果	18
第 5 章	実装	23
5.1	フィルター作成方法	23
5.2	フィルター反映方法	24
5.3	フィルター反映結果	26
第 6 章	考察	27
6.1	提案手法の有効性	27
6.2	実装における課題点	28
6.3	提案手法の限界	30
第 7 章	おわりに	31

図目次

1.1	Filter Bubble Cam コンセプトイメージ	6
3.1	ウェブ上でのフィルターバブルと, Filter Bubble Cam の対応関係 . . .	11
4.1	コンセプト体験 WEB ページ	14
4.2	コンセプト体験比較画像	16
4.3	アンケート回答結果	21
5.1	フィルター反映の過程	25
5.2	フィルター反映結果	26
6.1	フィルター反映における現状と理想の差異	29

表目次

4.1	アンケート調査協力者の属性 (n=300)	12
4.2	質問項目	18
4.3	フィルターバブルの事前認知度別 回答数の割合	22
4.4	コンセプト調査アンケートスコアの平均値	22
5.1	各グループのフィルターに使用する物体検出ラベル	24

第 1 章

はじめに

情報推薦アルゴリズムを用いた情報探索の最適化により，ユーザは自身のニーズや嗜好に合った情報を簡単に手に入れられる．ユーザは見たい情報を優先的に見えるようになる一方，ユーザにとって最適でないと判断された情報からは遮断される．この現象は，フィルターバブルと呼ばれている [1]．

フィルターバブルによって，ユーザは情報に対する視野が狭まった状態になる．この状態が続くと，ユーザは自身が共感する情報にしか触れなくなる．フィルターバブル内で自身の発信に対して反響するように似た情報に触れ続けることで，自身の意見を過信するようになる現象は「エコーチェンバー効果」として知られている．エコーチェンバー効果によって，コミュニティの分断を招くことが懸念されている [2]．その例として，政治問題が挙げられる [3][4]．

フィルターバブルによる影響が表れているのは政治問題だけではない．多様な生き方が広がる一方で，それらに対する人々の理解が追いついておらず，偏見や差別が生じている．これらの問題は，ユーザの関心と異なった情報から遮断されることで，知識習得の範囲が狭まり，他者理解ができないことで起こる [5]．

これらの問題を解決に導くためには，ユーザにフィルターバブルの負の側面を認知・理解させる必要がある．そのためには，情報推薦アルゴリズムの仕組みやそのメリット・デメリットをユーザに分かりやすく解説することが一手段として挙げられる．しかし，このアプローチでは，ユーザにとってフィルターバブル問題を自分事として捉えることが難しい．

先行研究では，フィルターバブルをイラストとして可視化している [6]．フィルタリングされる内容を図示することで，フィルターバブルによって何が起こるか簡易的に伝える手法がとられている．このアプローチは，フィルターバブルの概要についてユーザに知っ



図 1.1 Filter Bubble Cam コンセプトイメージ（フードファディズムを例に）

てもらうことはできるが、それが起こる仕組みやデメリットについて知らせることができない。ユーザがフィルターバブルの問題の負の側面を十分に理解するには、デメリットを体感することが必要である。

本稿では、カメラ撮影のメタファーを通じて、フィルターバブルを体感するカメラフィルター Filter Bubble Cam を提案する。Filter Bubble Cam は、特定のユーザの嗜好を反映したフィルターを備えており、撮影した写真からユーザの嗜好に合わないものを削除する。図 1.1 は、フードファディズム右派と左派の選好を反映したフィルターを適用した Filter Bubble Cam のコンセプト例である。フードファディズムとは食品が健康に与える影響を過大評価する概念である [7]。ここでは、フードファディズム右派はハンバーガーやポテトフライなどのファストフードを好む一方、左派はサラダなどの健康志向食品を好む傾向にあるとする。図 1.1 で示すとおり、Filter Bubble Cam で撮影した写真では、フードファディズム左派ユーザのフィルターを通すとハンバーガーやポテトフライなどのファストフードが、フードファディズム右派ユーザのフィルターを通すとサラダなどの健康志向食品が写真から自動的に消え去る。現実とフィルター加工後の写真比較を行うことで、間違い探しのように、何を見せられているか・見えないようにされているかを知ることができる。その結果、フィルターバブルの実体認知に繋がると考える。このカメラフィルターにより、ユーザはフィルターバブルがいかに関自身の視野を狭めているか体感することになる。

カメラフィルター作成には、Twitter のツイートを利用した。比較を容易にするため、あらかじめ設定したユーザグループの嗜好傾向を反映するフィルターを作成した。嗜好傾

向のグルーピングは、フィルターバブルの重要性を伝えやすくするため、政治思想が保守的またはリベラル的な思想を持つグループとした。各グループに属するユーザのツイート内容を収集し、多くツイートされる言葉を各グループの関心キーワードとした。また、その関心キーワードを用い、画像処理によって撮影画像に反映した。撮影画像に、関心キーワードに属さないモノが写っている場合、関心がないモノとして画像から削除する画像加工を行う。

本稿では Filter Bubble Cam のコンセプト評価を行った。提案フィルターにより、ユーザがフィルターバブルを認知すること、またそのデメリットを体感することができるかどうか評価する、アンケート調査を行った。

また、実際に Filter Bubble Cam の実装を行った。

第 2 章

関連研究

2.1 フィルターバブルの影響の低減

Tien らは、映画の推薦システムにおけるフィルターバブルについて調査し、それを軽減するための指標を提案した。従来の推薦システムはユーザに提示するコンテンツの多様性を狭めていた。新たなコンテンツ評価指標を導入することで多様性減少が緩和され、ユーザ体験の向上に成功した [8]。Wesley らは、Twitter の閲覧効率を高めるため、より興味深いと予測されるツイートをより強調する表示方法を提案した。この方法では、興味がない情報だとしても排除しないというアプローチで、フィルターバブルを低減している [9]。Tom らは、異なる立場の意見を聞かせるスピーカーを提案した。実験協力者は多様な話題に興味を持つようになり、自身の意見が偏っていないか気にするようになった [10]。

これらの研究では、フィルターバブルの影響を低減するため、システムやアルゴリズムの改善を提案している。しかし、これらの方法ではフィルターバブルの本質的解決とは言い難い。フィルターバブルを本質的に解決するためには、フィルターバブルの仕組みを理解する必要がある。本稿ではユーザが、フィルターバブルの存在やユーザのどのような行動によってフィルターバブルが起こるか理解することを目的とする。ユーザ自身が問題を理解することで、フィルターバブルに囚われない行動に繋がると考える。

2.2 フィルターバブルや嗜好傾向の社会的影響の分析

Uthsav らは、フィルターバブルが起こる過程を数値的に明らかにできるモデルを作成した。モデルのエッジを変更することで、分極が進むことを示した [11]。Sasahara は、twitter データを用いて食品嗜好と個人属性（価値観や社会問題の関心など）の関係を分

析した。食品の嗜好傾向は社会的な事物への関心傾向と相関が見られることが分かった [7]。Geschke らは、フィルターバブルが起こる過程とコミュニティへの影響をシミュレーションした。個人レベルでモデル化することで、個人行動とそれによる影響の度合いを明らかにした [12]。

これらの研究では、フィルターバブルや嗜好傾向による社会への影響、その大きさが明らかになった。本稿では、社会に影響力を持つフィルターバブルを解決に導くため、ユーザにフィルターバブルを認知、体感させる手法を提案する。

2.3 複雑な情報技術について、分かりやすく伝える研究

近年、情報技術は急速に発展し、多くの人々に利用されているが、技術のメリット・デメリットの両面を理解したうえで利用しているユーザは少ない。ユーザの多くは専門知識を持たないため、彼らにも理解できる方法が必要である。Nagulendra らは、インタラクティブな方法でフィルターバブルを視覚化した。ユーザのフィルターバブル認識向上、仕組み理解に繋がることを示した [6]。prange らはプライバシー侵害の可能性があるデバイスの位置と状態を視覚化するシステムを提案した。プライバシーリスクという見えないものを視覚化することで、難度の高いテーマながら、より多くのユーザの関心を高め、身近なものにした [13]。Nguyen らは、フェイクニュース蔓延の課題に対して、専門家でなくてもファクトチェックが行える手法を提案した。評価指標ダッシュボードを自動生成することで、信憑性評価の正確性を保ちながら、必要な知識や時間的コストを低減した [14]。

フィルターバブルやプライバシー、フェイクニュースといった議題は、ウェブを利用する全てのユーザが知っておくべき問題である。しかし、そのような問題は、難しい印象を与えやすく、多くのユーザが関心を持たない。これらの研究は、そのような問題を、専門知識を持たないユーザでも簡単に理解できるよう、感覚的に伝えられる方法を提案した。また、フィルターバブル関連の研究については、ユーザにフィルターバブルの存在を提示しているにとどまっており、問題意識を与えることができない。本稿は、専門知識を持たないユーザでもフィルターバブルのデメリットを体感でき、問題を自分事として捉えられるような設計を行う。

第 3 章

Filter Bubble Cam のコンセプト

提案するカメラフィルターは、撮影写真に写る物体に対して、フィルターバブルを反映した見え方に加工するものである。フィルターバブルを反映した見え方は、推薦アルゴリズムであれば見えなくするであろう情報に対して削除加工を施すことで表現する。ここでの“情報”とは、写真に写る“物体”のことである。現実世界にフィルターバブルを投影することで、現実とフィルターバブル内での情報の見え方を、間違い探しのように比較できる。

例えば、“ファストフードに興味が無い”とされているフードファディズム右派あるいは左派ユーザのフィルターを通した場合、図 1.1 のような変化が起こる。例えば、フードファディズム左派のフィルター反映後には、フィルター反映前には写っていたファストフード（ハンバーガー、ポテトフライ）が写っていない。この変化により、ユーザにとって興味がないと判断された情報は排除されること、後からでは何が排除されたのか確認し得ないことを提示する。このような状況が、推薦アルゴリズム上で起こっていることを体感的に知ってもらうことを狙いとしている。

今回は、あらかじめ定めた観点でグルーピングしたユーザが持つフィルターバブルを再現した。フィルターバブル問題の重要性が伝わりやすいよう、政治的観点をグループ分けに用い、保守フィルターとリベラルフィルターの 2 種類を作成した。フィルター作成には、政治思想が保守的またはリベラル的な傾向があると考えられる集団の嗜好傾向を調査し、利用した。ユーザ自身が、ある集団と同じ傾向を持つと分かったとき、推薦アルゴリズムは私たちにどのような情報提供を行うようになるのか、カメラフィルターを通して現実投影する。

フィルターバブルを構成する各要素と今回提案する Filter Bubble Cam の対応関係を図 3.1 に示す。



図 3.1 ウェブ上でのフィルターバブルと、Filter Bubble Cam の対応関係

■**モデル抽出のソース** 図 3.1 に示すように、ウェブにおけるフィルターバブル形成のソースとなる情報は、ウェブや SNS での検索行動・閲覧履歴である。今回の実装では、特定のグループの嗜好を再現するため、ソース部分を Twitter ツイートに置き換え、フィルターを作成した。

■**ユーザモデル** 図 3.1 に示すように、ウェブにおけるフィルターバブル形成のモデルは、ウェブブラウザや SNS のアルゴリズムである。提案手法では、アルゴリズムをカメラフィルターに置き換えている。提案フィルターが情報のフィルタリングを行うことで、フィルターバブルが起こる原因となるユーザモデルを再現している。

■**ユーザが得る情報** 図 3.1 に示すように、ウェブにおける、フィルターバブル発生時にユーザが得る情報は、アルゴリズムがユーザの嗜好に合わせて選択した情報である。提案手法においてユーザが得るものは、見えたままの物体（情報）と見えなくなった物体（情報）が反映された画像である。提案フィルター反映前後における情報の見え方の違いが、フィルターバブル有無により得られる情報の違いとして対応する。

第 4 章

コンセプトに関するアンケート調査

本章では，Filter Bubble Cam のコンセプトが，フィルターバブルの実体認知とその理解に適しているか調査する方法，その結果について述べる．

4.1 調査協力者

調査タスクはオンライン環境で実施された．クラウドソーシングサイトの Lancers^{*1}を利用し，全 300 名の調査協力者を募った．表 4.1 に調査協力者の属性を示す．

コンセプト体験以前からフィルターバブルについて知っていたユーザは 15 名（5%），名前は聞いたことがあるユーザは 28 名（約 9%），知らなかったユーザは 257 名（約 86%）であった．

表 4.1 アンケート調査協力者の属性 (n=300)

性別	n	年齢 / 世代	n
女性	134	10 代未満	1
男性	166	20 代	21
回答しない	0	30 代	88
		40 代	123
		50 代	54
		60 代以上	13

^{*1} <https://www.lancers.jp/>

4.2 手順

本調査は、以下の項目で構成した。

- Filter Bubble Cam のコンセプト体験
- フィルターバブル, Filter Bubble Cam の解説
- アンケート調査

調査協力者が行うタスクの流れは、以下の通りである。

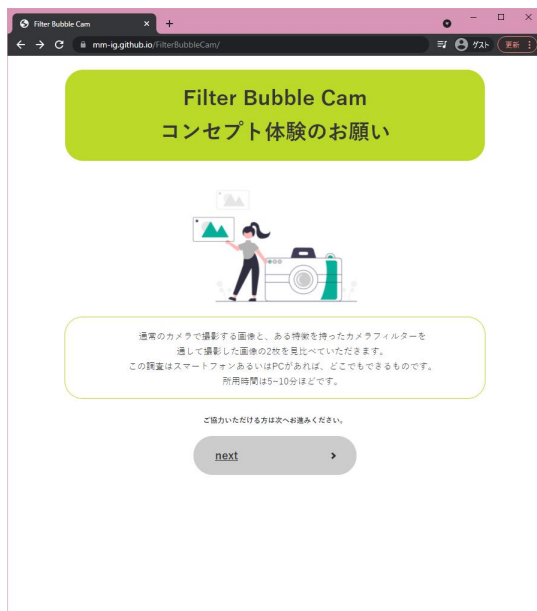
1. 文章を読み、調査概要、調査の流れ、カメラフィルターの対象としたユーザ設定について把握する。
2. 提示された画像の比較を行う。
3. フィルターバブル, 行った画像比較, Filter Bubble Cam についての解説を読む。
4. アンケート回答

本調査は 2021 年 1 月に実施され、調査協力者に対して 50 円の報酬を支払った。タスク所用時間は、5～10 分程度であった。

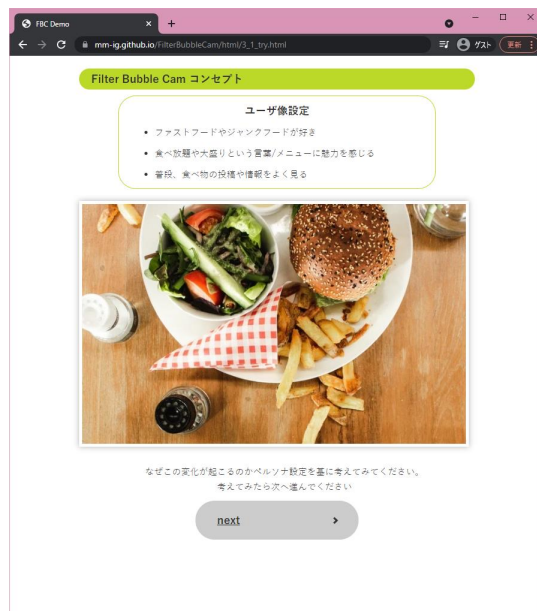
4.3 調査環境

調査を行うための、ウェブページ（図 4.1）を作成した。ウェブページは、以下の構成である。

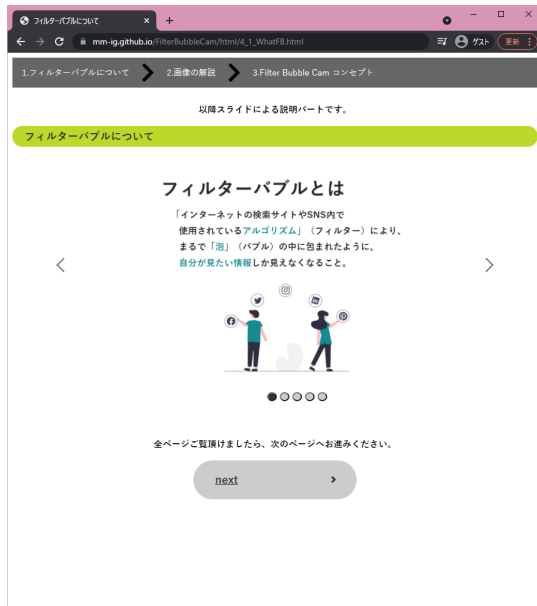
1. 調査概要説明（図 4.1A）
2. 調査の流れ、タスクにおけるユーザ設定の説明
3. 画像比較（図 4.1B）
4. フィルターバブル, 画像比較, Filter Bubble Cam の解説
（スライドショー形式, 図 4.1C）
5. アンケートフォーム



A. ホーム



B. 画像比較



C. 解説



D. アンケートフォーム

図 4.1 Filter Bubble Cam コンセプト体験ウェブページ

4.3.1 ペルソナ設定

調査では、コンセプトを伝えるためのペルソナを設定し、コンセプト体験を行ってもらった。調査協力者には、設定したペルソナが提案フィルターを使用した場合、写真にどのような加工が反映されるのか観察してもらう。

今回のコンセプト体験で設定したペルソナは、“フードファディズム右派”である。フードファディズム右派にみられる“ファストフードやジャンクフードが好き”、“食べ放題や大盛りという言葉/メニューに魅力を感じる”、“普段、食べ物の投稿や情報をよく見る”という特徴を調査協力者に提示した。調査協力者には、その特徴を持つユーザという目線で、画像比較に取り組んでもらった。

4.3.2 画像比較

画像比較ページでは、通常撮影画像と Filter Bubble Cam フィルター撮影イメージ画像を比較する。

■Filter Bubble Cam の再現 ウェブページにシャッターを切る動きを付けた。シャッターが切られると、通常撮影画像から、カメラフィルターを通して撮影した画像イメージに変化する。

■使用する画像 コンセプト体験のために3種類の画像（図 4.2）を用いた。1枚目に調査協力者に提示する画像は、ペルソナ設定に直結する、ファストフードの画像である。2,3枚目は、温室効果ガスと動物実験に関する画像で、一見ペルソナ設定とは全く関係のない内容である。

フードファディズムなユーザは、食品以外の観点においても似た嗜好傾向を持つことが分かっている [7]。フードファディズム右派は、ファストフードへの関心が高く、保守的な傾向がある。また、温室効果ガスや動物実験には比較的興味が無い。この嗜好傾向をフィルターバブルと繋げ、今回のコンセプト体験に用いた。

4.4 アンケートの構成

ウェブページ上でコンセプトを体験してもらった後、アンケート調査を行う。このカメラフィルターを体験することで、フィルターバブルの仕組みやデメリットを把握するために有意かどうか評価する。

アンケートは全 12 問，回答時間の目安は 3～5 分である．選択回答の質問にはリッカート尺度を用いる．アンケート内容は，事前知識，コンセプト評価，調査協力者の属性に関する質問で構成した．各質問項目は，表 4.2 に記述する．

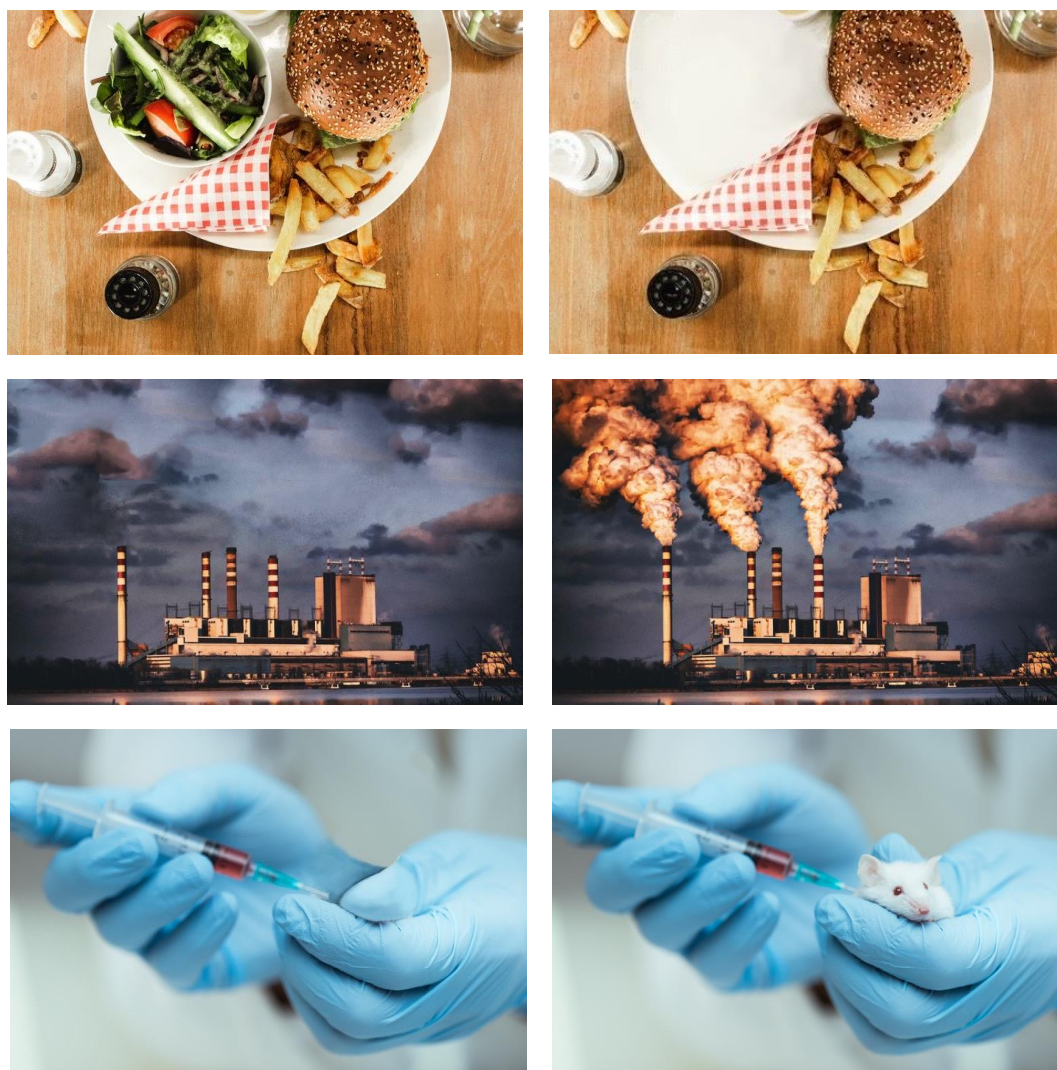


図 4.2 Filter Bubble Cam コンセプト体験 比較画像
(左：通常撮影イメージ，右：フィルター反映後イメージ)

4.4.1 事前知識

事前知識では、今回の体験以前のフィルターバブル認知有無、フィルターバブル対策となるような行動の経験有無に関する質問を行った。フィルターバブル認知の問いの選択肢は、「知っていた」、「名前は聞いたことがある」、「知らなかった」の3つである。フィルターバブル対策の経験有無は、具体的な行動について記述形式での回答（なければ「なし」と回答）を求めた。

4.4.2 コンセプト評価

■**フィルターバブル理解度** 提案手法により、ユーザがフィルターバブルを理解できたかどうか評価するため、フィルターバブルやそのデメリット理解に関する質問を行った。これらの質問は、4択の選択回答（よく分かった、まあまあ分かった、よく分からなかった、全く分からなかった）とした。

■**デメリット体感度** 提案手法により、フィルターバブルのデメリットを体感できたかどうか評価するため、フィルターバブルへの恐怖感や嫌悪感に関する質問を行った。また、フィルターバブル問題に当事者意識を持てたかどうか評価するため、今後のウェブやSNS利用において、フィルターバブル対策をしたいかどうか質問した。これらの質問は、4択の選択回答（強く感じた、少し感じた、あまり感じなかった、全く感じなかった）とした。

■**提案アプローチの適正性** フィルターバブルを理解するために、今回提案した体感的に理解するアプローチが適していたかどうか評価するための質問を行った。提案手法がアプリケーションとしてあった場合、使用してみたいかどうか問う質問は、2択の選択回答（使ってみたい、使わない）とした。フィルターバブルについて初めて知る際、どの説明方法が理解しやすいか問う質問は、3択の選択回答（説明（文字列）のみの説明（例：ブログ、Wikipedia等）、画像付きの説明（例：先程のスライド）、Filter Bubble Cam 体験＋説明（本ページの最初にあったカメラフィルターを実際に使う＋スライド説明））とした。

今回の提案に限らず、フィルターバブル問題の解決に必要な要素を探るため、調査協力者が考えるフィルターバブル対策の回答を記述形式で求めた。

最後に、調査協力者の属性として、性別と年齢（年代別）の回答を求めた。

表 4.2 質問項目

カテゴリ	質問項目
事前知識	フィルターバブルを知っていましたか？
	フィルターバブルに対して対策となるような行動をしたことがありますか？
コンセプト評価	Filter Bubble Cam のコンセプトによって、フィルターバブルがどのようなものか分かりましたか？
	Filter Bubble Cam のコンセプトから、フィルターバブルのデメリットについて理解できましたか？
	フィルターバブルについて知り、どれほどの恐怖感や嫌悪感を抱きましたか？
	フィルターバブルによって、自分の嗜好と直接的に関係ない事柄についても情報操作されている事実について、恐怖感や嫌悪感を抱きましたか？
	フィルターバブルの存在を知り、今後のウェブ検索行動や SNS 利用の中で対策をしたいと感じましたか？
	Filter Bubble Cam がアプリケーションとして実際あった場合、使ってみたいと思いますか？
	フィルターバブルについて初めて知るという想定で、どのように説明されたら理解しやすいと思いますか？
	フィルターバブル対策としてどのようなものが挙げられると考えられますか？

4.5 アンケート結果

調査協力者（以下、ユーザ）300 名のアンケート結果に対して分析を行った。表 4.3 にフィルターバブルの事前認知度別の回答数の割合、表 4.4 に調査全体、フィルターバブル事前認知別のアンケートスコアの平均値を示す。リッカート尺度 4 択質問のスコアは、

“全く分からなかった”，“全く感じなかった”を1，“よく分かった”，“強く感じた”を4とし，1～4のスコアに置き換えた．2択質問のスコアは，提案手法に対してポジティブな回答を1，ネガティブな回答を0とした．

フィルターバブルの事前認知度別の回答数の割合（表 4.3）は，4 択質問スコアが 1 または 2 の回答をネガティブ回答，3 または 4 の回答をポジティブ回答として集計した．

4.5.1 フィルターバブル理解度

フィルターバブル，またそのデメリットの理解度を問う質問の結果を記述する．

図 4.3，表 4.4 が示すように，提案手法によりフィルターバブルの理解に関しては 282 名（94%），フィルターバブルのデメリット理解に関しては 277 名（約 92%）からの高評価が得られた．回答の平均値は，どちらも約 3.2 であった．理解度を問う両質問において“よく分かった”もしくは“まあまあ分かった”と回答したユーザを理解度が高い，“よく分からなかった”もしくは“全く分からなかった”と回答したユーザを理解度が低いとしたとき，理解度が高いユーザは 271 名（約 90%），理解度が低いユーザは 12 名（4%）であった．

表 4.3，4.4 が示すように，フィルターバブルを知っていたユーザ 15 名を母集団としたとき，フィルターバブルについて“よく分かった”または“まあまあ分かった”と回答したユーザは 15 名（100%），回答の平均値は約 3.6 であった．フィルターバブルのデメリットについて“よく分かった”または“まあまあ分かった”と回答したユーザは 13 名（約 87%），回答の平均値は約 3.4 であった．

表 4.3，4.4 が示すように，フィルターバブルを知らなかったユーザ 257 名を母集団としたとき，フィルターバブルについて“よく分かった”または“まあまあ分かった”と回答したユーザは 239 名（約 93%），回答の平均値は約 3.2 であった．フィルターバブルのデメリットについて“よく分かった”または“まあまあ分かった”と回答したユーザは 237 名（約 92%），回答の平均値は約 3.2 であった．

4.5.2 デメリット体感度

図 4.3，表 4.4 が示すように，デメリット体感に関しては 212 名（約 71%），直接的に関係のない事柄の情報操作に対するデメリット体感に関しては 231 名（77%）の提案手法の有意性に繋がる回答が得られた．今後の対策行動の有無に関しては，全体のうち 223 名（約 74%）が対策をしたいと回答した．

表 4.3, 4.4 が示すように、フィルターバブルを知っていたユーザ 15 名を母集団としたとき、恐怖感や嫌悪感を“強く感じた”または“少し感じた”と回答したユーザは 8 名 (約 53%), 回答の平均値は 2.4 であった。フィルターバブルの、直接的に関係のない事柄の情報操作がされていることに対する恐怖感や嫌悪感を“強く感じた”または“少し感じた”と回答したユーザは 9 名 (60%), 回答の平均値は 2.8 であった。

表 4.3, 4.4 が示すように、フィルターバブルを知らなかったユーザ 257 名を母集団としたとき、恐怖感や嫌悪感を“強く感じた”または“少し感じた”と回答したユーザは 183 名 (約 71%), 回答の平均値は 2.8 であった。フィルターバブルの、直接的に関係のない事柄の情報操作がされていることに対する恐怖感や嫌悪感を“強く感じた”または“少し感じた”と回答したユーザは 197 名 (約 77%), 回答の平均値は約 3.0 であった。

4.5.3 提案アプローチの適正性

図 4.3, 表 4.4 が示すように、コンセプト体験後、今後ユーザにパーソナライズした提案フィルターを使用できるアプリケーションがあった場合に“使ってみたい”と回答したユーザは 145 名 (約 48%), “使わない”と回答したユーザは 155 名 (約 52%) であった。また、フィルターバブルの説明方法として“提案手法+スライド説明”が適していると回答したユーザ (複数選択したユーザも含む) は 177 名 (59%) であった。

表 4.3, 4.4 が示すように、フィルターバブルを知っていたユーザ 15 名を母集団としたとき、アプリケーションの使用希望について、“使ってみたい”と回答したユーザは 8 名 (約 53%), “使わない”と回答したユーザは 7 名 (約 47%) であった。また、フィルターバブルの説明方法として“提案手法+スライド説明”が適していると回答したユーザ (複数選択したユーザも含む) は 4 名 (約 27%) であった。

表 4.3, 4.4 が示すように、フィルターバブルを知らなかったユーザ 257 名を母集団としたとき、アプリケーションの使用希望について、“使ってみたい”と回答したユーザは 125 名 (約 49%), “使わない”と回答したユーザは 132 名 (約 51%) であった。また、フィルターバブルの説明方法として“提案手法+スライド説明”が適していると回答したユーザ (複数選択したユーザも含む) は 159 名 (約 62%) であった。

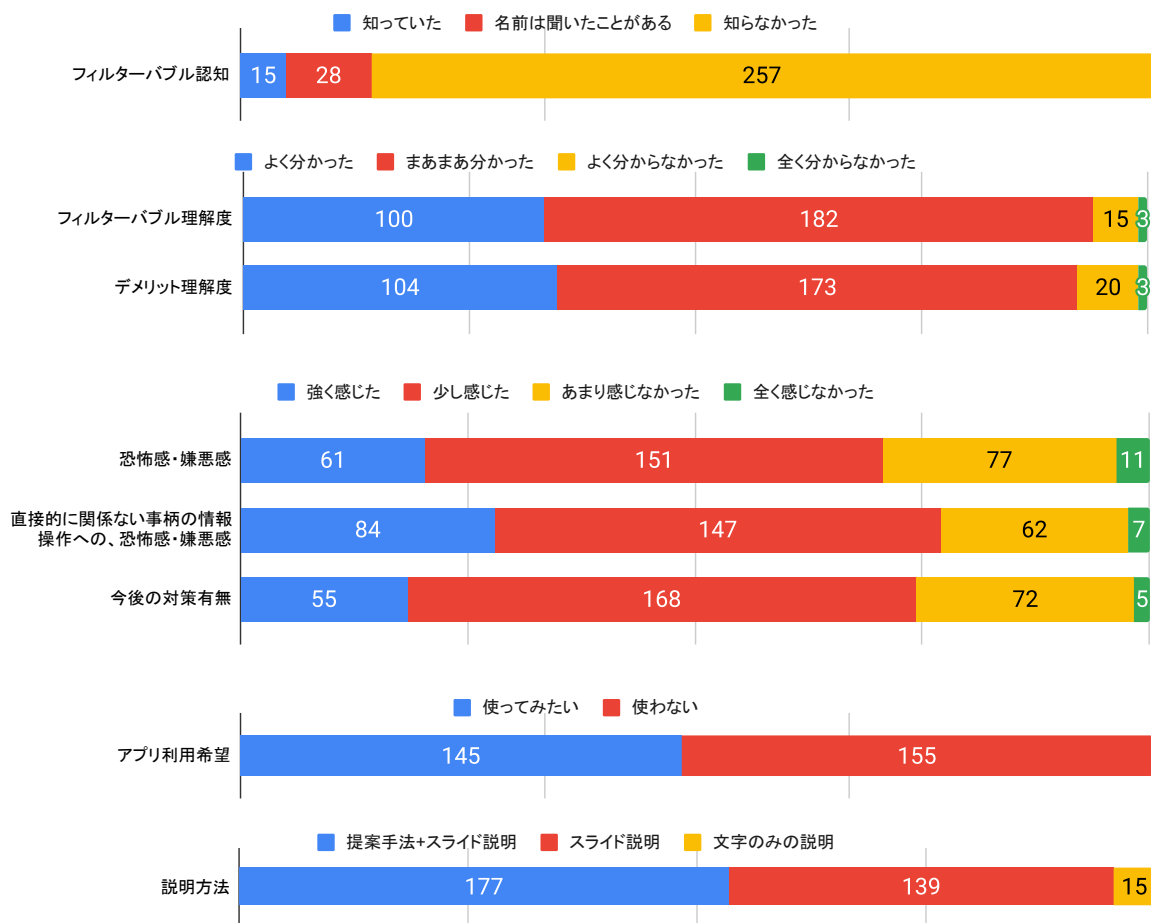


図 4.3 アンケート回答結果 (n=300, “説明方法” に関しては複数回答ありのため合計が 300 を超える)

表 4.3 フィルターバブルの事前認知度別 回答数の割合（数字は回答者数，括弧内は小数点以下を四捨五入した構成比率.）

	知っていた（n=15）		知らなかった（n=257）	
	ポジティブ 回答	ネガティブ 回答	ポジティブ 回答	ネガティブ 回答
フィルターバブル理解度	15（100%）	0（0%）	239（93%）	18（07%）
デメリット理解度	13（87%）	2（13%）	237（92%）	20（8%）
恐怖感・嫌悪感	8（53%）	7（47%）	183（71%）	74（29%）
その他情報操作に対する・嫌悪感	9（60%）	6（40%）	197（77%）	60（23%）
今後の対策有無	3（20%）	12（80%）	47（18%）	205（80%）
アプリ希望	8（53%）	7（47%）	125（49%）	132（51%）
説明方法（提案手法）	4（27%）	11（73%）	159（62%）	98（38%）

表 4.4 コンセプト調査アンケートスコアの平均値（括弧内の数値は標準偏差を示す．各数値は小数第三位を四捨五入した.）

	全体	フィルターバブル認知	
		知 っ て い た (n=15)	知 ら な か っ た (n=257)
フィルターバブル理解度	3.26 (0.60)	3.6 (0.51)	3.22 (0.60)
デメリット理解度	3.26 (0.62)	3.47 (0.74)	3.23 (0.62)
恐怖感・嫌悪感	2.87 (0.77)	2.4 (0.91)	2.88 (0.75)
その他情報操作に対する恐怖感	3.03 (0.76)	2.8 (0.94)	3.01 (0.76)
今後の対策有無	1.91 (0.70)	1.93 (0.70)	1.89 (0.71)
アプリ希望	0.48 (0.50)	0.53 (0.52)	0.49 (0.50)
説明方法（提案手法）	0.59 (0.49)	0.27 (0.46)	0.62 (0.49)

第 5 章

実装

本章では、実際に作成した Filter Bubble Cam の実装手順、実装結果について述べる。実装では、政治的観点において保守的またはリベラル的な思想を持つ集団のフィルターを作成することを想定した。

5.1 フィルター作成方法

Twitter を用いて、保守的またはリベラル的な思想を持つ集団の嗜好情報を収集した。一般的に保守またはリベラルであると言われる政党の公式 Twitter アカウントがフォローしているユーザを保守的なユーザ、リベラル的なユーザとした。対象とした保守政党アカウントは自民党、民主党、公明党、日本維新の会、リベラル政党アカウントは、日本共産党、社会民主党、立憲民主党、れいわ新選組である。保守的なユーザ 3,304 名、リベラル的なユーザ 6,570 名から、各ユーザ最大 3,000 件の最新ツイートを収集した。収集ツイート総数は、保守ユーザツイート全 137,828 件、リベラルユーザツイート全 144,562 件であった。これらのツイートを形態素解析した後、日本語 WordNet[15] を用い、物理的オブジェクトの単語を抽出した。また、物理的オブジェクトの単語のうち、重複を除いたユニークな単語、かつ全ツイート内で 500 回以上使用されていた単語を各グループに属するユーザが好む傾向にある、関心キーワードとした。

関心キーワードを物体検出に反映できるよう、物体検出ラベルと関心キーワードのすり合わせを行った。物体検出によって認識できる物体は 180 種類である。物体検出ラベルと関心キーワードの単語では、概念レベルが合わず、単純なすり合わせができない。また、概念レベルを合わせたとしてもニュアンスの差により、キーワードと物体検出ラベルの完全一致によるすり合わせが難しい。そのため、日本語 WordNet を用いて、関心キーワー

表 5.1 各グループのフィルターに使用する物体検出ラベル

	保守	リベラル
ラベル	'light', 'stairs', 'cloth', 'wood', 'metal', 'stone', 'fence', 'bowl', 'mountain', 'person', 'railroad', 'cat', 'curtain', 'bush', 'dog', 'truck', 'desk', 'shoe', 'sink', 'branch', 'net', 'house'	'bird', 'book', 'light', 'stairs', 'vegetable', 'cloth', 'wood', 'airplane', 'metal', 'plate', 'cabinet', 'fruit', 'fork', 'fence', 'bowl', 'horse', 'mountain', 'person', 'cat', 'river', 'bush', 'truck', 'desk', 'shoe', 'sink', 'bear', 'apple', 'sandwich', 'orange', 'broccoli', 'carrot', 'banana', 'branch', 'net', 'house'
固有ラベル	'dog', 'railroad', 'stone', 'curtain'	'bird', 'book', 'vegetable', 'river', 'cabinet', 'fruit', 'bear', 'airplane', 'fork', 'banana', 'plate', 'horse', 'apple', 'sandwich', 'orange', 'broccoli', 'carrot'

ドの上位概念，また，それらと物体検出ラベルの類義語を抽出し，各単語を照合した．類義語の中で一致した，近い概念と考えられるキーワードをフィルターとした．フィルターとして振り分けたラベルは，今回の実装において“各グループが興味を持っている”とした物体である．表 5.1 に，各グループのフィルターとして使用した物体検出ラベル，各グループに固有のラベルを示す．

5.2 フィルター反映方法

撮影写真にフィルターを反映する過程は，大まかに分けて物体検出と画像加工の 2 段階である．物体検出により，画像内に写る物体を検出し，作成したフィルターから加工対象とする物体を判別する．

物体検出には，Deeplab[16] モデル，COCO-Stuff[17] データセットを用いた．画像内の物体を把握し，作成フィルターに含まれるラベルと検出された物体ラベルの一致・不一



図 5.1 フィルター反映の過程

致を判断する．一致している場合，検出物体に関心があるといえるため，加工は行わない．不一致の場合，検出物体には関心がないことを画像に表すために削除加工を行う．加工対象となる物体を判別次第，マスク画像 2 種類を作成する．このとき，加工対象部分が多すぎると画像の意味が伝わらない出力となる可能性が高いため，加工対象は画像サイズの 55% 以下となるよう設定した．

加工対象を把握した後，画像を加工する．削除加工には，generative inpainting[18] を用いた．generative inpainting は，用意した 2 種類のマスク画像を用意しておくことで，マスク部分に写る物体がまるで最初から存在していなかったかのように削除し，新たな画像生成を行うことができる．この技術により，元画像から加工対象を削除する．（この際，画像が generative inpainting に対応するよう，画像サイズを 256*256 に変更している．）

例えば，Filter Bubble Cam に，図 5.1 の 画像 A とリベラルフィルターの反映指定が入力されたとする．すると，Filter Bubble Cam は，画像 A の物体検出を行い，2 種類のマスク画像（図 5.1 B1, B2）を作成する．この時，マスクされる物体は，リベラルフィルターに設定されていない物体（表 1 リベラルのラベル外）である．その後，マスク画像（B1, B2）を使用して，画像 A をリベラルフィルターを通して見た場合の画像 C を作成する（図 5.1 C）．画像 C では，画像 A に写っていたハンバーガー，ポテトフライが消えている．この例では，リベラルグループにとって興味が無いとした物体が，Filter Bubble Cam によって画像から削除された．これにより，リベラルグループのフィルターバブルを通した場合の，情報の見え方を表現している．また，図 1.1 にあるように，リベラルフィルターに対して保守フィルターを通した際の画像と比較することで，フィルターバブルによる情報の見え方の違いを認識することができる．



元画像

保守フィルター

リベラルフィルター

図 5.2 フィルター反映結果

5.3 フィルター反映結果

実際の Filter Bubble Cam 使用結果を図 5.2 に示す．作成したフィルターラベル（表 5.1）にある通り，図 5.2 上段の画像では保守フィルターによって主に犬が，リベラルフィルターでは主に本が残り，画像に出力されている．下段の画像は，コンセプト評価に用いた画像と同じものである．この画像に提案フィルターを反映させた場合，どちらのフィルターも変化が起きなかった．

第 6 章

考察

6.1 提案手法の有効性

コンセプト調査に基づく、各観点での提案手法の有効性について記述する。

6.1.1 フィルターバブル理解

調査より、提案手法によるフィルターバブルやそのデメリットの理解度について、約 9 割のユーザから高評価を得た。平均値についても 3.2 と、比較的高い評価であったといえる。事前知識の有無別に見ても、フィルターバブルを事前に知っていたユーザの約 9 割、知らなかったユーザの約 8 割から高評価を得た。

上記の結果から、提案手法によりフィルターバブルやそのデメリットを理解することがおおよそできるといえる。

6.1.2 デメリット体感

調査より、提案手法によるデメリット体感度について、約 7 割のユーザから体感度が高かったという結果を得た。

事前知識の有無別に見ると、フィルターバブルを事前に知っていたユーザからは約 5～6 割、知らなかったユーザからは約 7 割が、恐怖感や嫌悪感を感じたと回答した。平均値においても、フィルターバブルを知らなかったユーザは、知っていたユーザより各質問 0.2～0.4 高かった。このことから、(母数の差が大きいため確実ではないが) フィルターバブルに関する知識の有無により、体感する恐怖感や嫌悪感の程度に差がある可能性があることがいえる。

しかし、提案手法はフィルターバブルを知らないユーザに対して、フィルターバブル問題の理解や当事者意識を持つことに繋げることを目的としている。そのため、フィルターバブルを知らなかったユーザの意見に重きを置くとすると、提案手法によりフィルターバブルのデメリットを体感することはおおよそできるといえる。

6.1.3 提案アプローチの適正性

実際に提案フィルターを使用できるアプリケーションがあった場合、約5割のユーザが“使ってみたい”と回答した。事前知識の有無別に見ても、フィルターバブルを事前知っていたユーザ、知らなかったユーザどちらも約5割が“使ってみたい”と回答した。この質問に関しては、実際にアプリケーションを使用するタイミングなどの設定をし、設問すべきであったと考える。しかし、予想以上に多くのユーザが“使ってみたい”と回答しており、フィルターバブル問題や提案手法に興味を持ってもらうことができたと考える。

説明方法としての提案手法の適正性に関しては、全体で約6割に受け入れられた。事前知識の有無別に見ると、フィルターバブルを事前知っていたユーザは2~3割、知らなかったユーザは約6割が、提案手法によるフィルターバブル説明を受け入れた。この結果より、フィルターバブルを知っているユーザにとっては、提案手法によるフィルターバブル説明では不足を感じていることが考えられる。一方、フィルターバブルを知らなかったユーザにとっては、説明的というよりも感覚的に知ることができる、提案手法が受け入れられたと考えられる。

上記の結果より、フィルターバブル認知に対する提案手法のアプローチは適正であるといえる。

6.1.4 有効性評価における課題

本稿で行ったコンセプト調査は、提案コンセプト体験群のみを評価した。しかし、関連研究で提示した手法などの、別の手法を用いた比較調査を行うことで、提案手法の利点や課題点をより引き出すことができたと考えられる。

6.2 実装における課題点

理想の出力を、デメリットを体感できるほどに意味が伝わる画像とする。そのイメージが、コンセプト評価に用いた画像である（図4.2）。図6.1に示す通り、現時点では理想の出力ができていない。



図 6.1 フィルター反映における現状と理想の差異

理想の出力が実現できない理由と考える，現時点での課題を画像処理面，フィルター作成面の 2 点に分け，説明する．

6.2.1 画像処理面での課題

図 5.2 上段のように，加工対象をうまく認識できても，加工がうまくいかないという問題がある．物体の削除加工に用いている generative inpainting の問題ではなく，本稿で実現したいこととの目的の不一致が原因として挙げられる．generative inpainting は余分な映り込み（加工範囲：狭）を，本稿は消したい対象すべて（加工範囲：狭～広）を消すことを目的としている．そのため，広い範囲を加工したい場合，出力に不具合が生じてしまう．

また，フィルターバブルを画像に反映する方法について，画像から削除する表現以外にも検討の余地がある．例えば，人間の知覚とフィルターバブルを絡め，フィルターバブルを段階的な情報提示の手法で再現する場合，ぼかし表現を用いる手法が考えられる．今後，出力の完成度（画像としての自然さ）とフィルターバブル再現度の釣り合いをみながら，より適した表現方法を検討する必要がある．

6.2.2 フィルター作成面での課題

図 5.2 下段のように，加工したい対象があるにもかかわらず，加工対象として認識しないという問題がある．この問題に関しては，2つの原因が挙げられる．

まず、ラベルを作成するための Twitter データ収集・解析方法が不適切であったことである。主な改善すべき点として、ツイート収集対象ユーザの選定方法、同じユーザが同じ単語を複数回発言している場合の対処、関心キーワードとラベルのすり合わせの改善が挙げられる。

次に、学習モデルのラベルが提案手法に不適合だったことである。物体検出のモデルには、180 種類の物体を検出できる COCO-Stuff モデルを用いている。しかし、現実世界に存在する物体種類数と比較すると、かなり限られた物体しか検出できないことがいえる。そのため、物体検出モデルの選定、あるいは提案手法において対象とするオブジェクト範囲の設定等について検討する必要がある。

6.3 提案手法の限界

本来の提案手法は、“撮影” から “他者との比較” までの、ユーザ行動を含んだ体験である。今回の調査で行った画像比較のみの体験では、行動を重ねることでフィルターバブルが悪化することや他者との情報の見え方の違いを伝えることができない。

本稿のコンセプトは、カメラのアナロジーを利用して、フィルターバブルによってどのような情報の見え方が提示されているかという “結果” 部分に重きを置いている。しかし、デメリット体感度の結果から分かるように、デメリットを体感できても、フィルターバブルの理解ができない場合がある。そのようなユーザは、ユーザ自身のどのような行動によって、誰がフィルターバブルを構築しているのかという “過程” 部分を知る必要がある。そのため、フィルターバブルの仕組みを理解できる仕掛けが必要であると考えられる。

また、実際のフィルターバブルはパーソナライズ機能によって、より狭い世界に閉じ込められるものである。よりユーザにフィルターバブル問題の重要性を認知させるには、個々の狭い世界観を再現し、それを体験する必要がある。今回の調査では、フィルターバブルやそのデメリットどころか、恐怖感や嫌悪感を感じなかったユーザもいた。ユーザに衝撃を与え、対策行動に繋げるためには、実際自分のフィルターバブルがどのようなものか知る必要がある。

今後、パーソナライズ機能まで含めた Filter Bubble Cam を作成し、その体験をユーザに提供することで、フィルターバブルの理解度を高めることができると考える。

第7章

おわりに

本稿では、フィルターバブルを現実世界に投影するカメラフィルターを作成した。カメラのアナロジーにより、ユーザにフィルターバブルの影響、そのデメリットを体感させることを狙った。提案手法が、ユーザのフィルターバブルの理解やデメリット体感に繋がるか評価するため、提案手法の出力イメージを用いたコンセプト評価アンケート調査を行った。調査の結果、提案手法がフィルターバブルやそのデメリット体感に期待できることを確認できた。今後、実装した Filter Bubble Cam の改善を行い、提案システムの実用を通して効果の再検証を行う。

今回の調査では、フィルターの有無による差異をわかりやすくするため、フードファディズムの観点で分類した、決め打ちの集団に対応するフィルターバブルを再現した。しかし、よりフィルターバブルのデメリットを体感するためには個人の嗜好傾向を反映させることが必要だと考えられる。今後、ユーザの個人データを用いたフィルター作成を行い、よりフィルターバブルの当事者意識に繋がる実装を目指す。

参考文献

- [1] Eli Pariser. *The filter bubble: How the new personalized web is changing what we read and how we think*. Penguin, 2011.
- [2] Kuan-Chieh Lo, Shih-Chieh Dai, Aiping Xiong, Jing Jiang, and Lun-Wei Ku. Escape from an echo chamber. In *Companion Proceedings of the Web Conference 2021*, WWW '21, pp. 713—716, 2021.
- [3] Paul Resnick, R. Kelly Garrett, Travis Kriplean, Sean A. Munson, and Natalie Jomini Stroud. Bursting your (filter) bubble: Strategies for promoting diverse exposure. In *Proceedings of the 2013 Conference on Computer Supported Cooperative Work Companion*, CSCW '13, pp. 95–100, 2013.
- [4] Q. Vera Liao and Wai-Tat Fu. Beyond the filter bubble: Interactive effects of perceived threat and topic involvement on selective exposure to information. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '13, pp. 2359–2368, 2013.
- [5] Arina Rohmatul Hidayah. Persecution act as filter bubble effect: Digital society and the shift of public sphere. *Jurnal Ilmu Sosial dan Ilmu Politik*, Vol. 22, No. 2, pp. 112–126, 2018.
- [6] Sayooran Nagulendra and Julita Vassileva. Understanding and controlling the filter bubble through interactive visualization: a user study. In *Proceedings of the 25th ACM conference on Hypertext and social media*, pp. 107–115, 2014.
- [7] Kazutoshi Sasahara. You are what you eat. *Journal of Computational Social Science*, pp. 103–117, 2019.
- [8] Tien T. Nguyen, Pik-Mai Hui, F. Maxwell Harper, Loren Terveen, and Joseph A. Konstan. Exploring the filter bubble: The effect of using recommender systems on content diversity. In *Proceedings of the 23rd International Conference on*

- World Wide Web*, WWW '14, pp. 677—686, 2014.
- [9] Wesley Waldner and Julita Vassileva. Emphasize, don't filter! displaying recommendations in twitter timelines. In *Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender Systems*, RecSys '14, pp. 313–316, 2014.
 - [10] Tom Feltwell, Gavin Wood, Phillip Brooker, Scarlett Rowland, Eric P. S. Baumer, Kiel Long, John Vines, Julie Barnett, and Shaun Lawson. Broadening exposure to socio-political opinions via a pushy smart home device. In *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '20, pp. 1–14, 2020.
 - [11] Uthsav Chitra and Christopher Musco. Analyzing the impact of filter bubbles on social network polarization. In *Proceedings of the 13th International Conference on Web Search and Data Mining*, WSDM '20, pp. 115–123, 2020.
 - [12] Daniel Geschke, Jan Lorenz, and Peter Holtz. The triple-filter bubble: Using agent-based modelling to test a meta-theoretical framework for the emergence of filter bubbles and echo chambers. *British Journal of Social Psychology*, Vol. 58, No. 1, pp. 129–149, 2019.
 - [13] Sarah Prange, Ahmed Shams, Robin Piening, Yomna Abdelrahman, and Florian Alt. Priview—exploring visualisations to support users' privacy awareness. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1–18, 2021.
 - [14] Thanh Tam Nguyen, Matthias Weidlich, Hongzhi Yin, Bolong Zheng, Quang Huy Nguyen, and Quoc Viet Hung Nguyen. Factcatch: Incremental pay-as-you-go fact checking with minimal user effort. In *Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, SIGIR '20, pp. 2165–2168, 2020.
 - [15] Francis Bond, Timothy Baldwin, Richard Fothergill, and Kiyotaka Uchimoto. Japanese semcor: A sense-tagged corpus of japanese. In *Proceedings of the 6th global WordNet conference (GWC 2012)*, pp. 56–63, 2012.
 - [16] Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Iasonas Kokkinos, Kevin Murphy, and Alan L Yuille. Deeplab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, Vol. 40, No. 4, pp. 834–848, 2017.
 - [17] Holger Caesar, Jasper Uijlings, and Vittorio Ferrari. Coco-stuff: Thing and stuff

classes in context, 2018.

- [18] Jiahui Yu, Zhe Lin, Jimei Yang, Xiaohui Shen, Xin Lu, and Thomas S Huang. Generative image inpainting with contextual attention. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 5505–5514, 2018.

謝辞

本研究の遂行ならびに論文の作成にあたり，静岡大学情報学部 山本祐輔准教授には指導教員として終始熱心なご指導を賜りました．心から感謝いたします．

本研究を進めるにあたり，静岡大学情報学部准教授 森田純哉先生にも副査として有益なご助言とご教示を賜りました．お礼申し上げます．

また，本研究の遂行にご協力いただいた清水勇祐さん，若月祐樹さんをはじめとする静岡大学情報学部山本研究室の皆様に感謝いたします．

最後に，日々支えていただいた家族や友人に感謝いたします．

2022 年 3 月 稲垣桃