

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

稲垣 桃^{1,a)} 山本 祐輔^{1,b)}

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。

1. 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 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 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

¹ 静岡大学

^{a)} inagaki@inf.shizuoka.ac.jp

^{b)} yamamoto@inf.shizuoka.ac.jp



元画像

フードファディズム右派
フィルター

フードファディズム左派
フィルター

図 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）

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か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。

2. 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仕組みを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、信頼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。

3. 提案手法

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、今回のフィルターにおいて“ファストフードに興味が無い”とされているリベラル思想ユーザのフィルターを通した場合、図1のリベラルフィルターのような変化が起こる。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、反映後には写っていない。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の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、政治を観点とし、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思想を持つ集団の嗜好傾向を調査し、利用した。ある集団と同じ傾向が見られると分かったとき、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に投影する。

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2に示す。

3.1 Filter Bubble Cam 作成方法

3.1.1 フィルター作成

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 人、リベラル的なユーザ 6,570 人から、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 件である。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 500 回以上ツイート内で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。表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、どちらのフィルターにも該当しなかったラベルを示す。

3.1.2 撮影写真へのフィルター反映

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、画像内の物体を検出し、作成したフィルターから加工対象



図 2 ウェブ上でのフィルターバブルと、Filter Bubble Cam の対応関係

表 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'

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る。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] を用いる。generative inpainting

は、2種類のマスク画像を用意することで、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 3 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



図 3 フィルター反映の過程

のマスク画像 (図 3 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 3 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じた場合の、情報の見え方を表現している。また、図 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じ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。

4. 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、専門知識を持たないユーザでも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。

存在する全情報の中から、情報推薦アルゴリズムによって提示される情報の視野がいかに狭く、偏ったものであるか、その不利益を体感させることができると考える。結果として、ユーザがフィルターバブルを体感的に認知できることを期待する。

今回は、フィルターの有無による差異をわかりやすくするため、政治的観点で分類した、決め打ちの集団に関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。そのため、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問題提起に繋がる機能の実装を目指したい。

また、提案フィルターの効果を検証するための、ワー

クショップの開催を予定している。ワークショップでは、Filter Bubble Cam の体験に加え、各参加者が撮影した画像の比較説明、フィルターバブルについての説明・アンケート調査を行う。参加者同士の撮影画像を比較する時間を設けることで、人によって見えているモノが違うというフィルターバブルの特性を、ユーザが体感することを狙う。

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*, p. 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*, p. 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*, p. 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*, p.

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, p. 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, p. 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, p. 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, p. 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.