

YouTube に対する印象尺度作成の試み

—推奨アルゴリズム肯定／視聴内容偏向／不安・ネガティブ—

佐々木 裕一

1. 背景

動画投稿・共有サービス、ビデオオンデマンドサービス、ネットからのダウンロード済み動画の視聴などを指す「ネット系動画」の2019年の全年代（13歳～69歳）行為者率（平日）は24.8%で、前年の18.9%からおおよそ6ポイント増加した（総務省，2018；2019）。2019年の年代別「ネット系動画」行為者率は、10代が48.2%、20代が42.1%と高く、行為者における年代別の1日平均時間（平日）はそれぞれ130.2分、113.1分となった（総務省，2019）。行為者率は30代で26.3%、40代で23.5%と全年代と大差なくなるが、こちらも行為者における1日平均時間（平日）はそれぞれ80.0分、85.4分となった（総務省，2019）。

そのインターネット動画関連サービスの中できわめて大きな利用者数を持つのがYouTubeである。PCとスマートフォンでの重複利用を排除した2019年1月～10月の1ヶ月平均到達率（人口に対する利用率¹⁾）は、Google（56%）、Yahoo! Japan（54%）に次ぐ3位の50%であった（ニールセン，2019b）。また18歳以上のスマートフォン利用者に限った1ヶ月平均到達率は、LINE（83%）には水をあけられているものの2位の61%であり、スマートフォン向けアプリの利用時間シェアでもLINE（13%）に次ぐ5%をYouTubeは占めた（ニールセン，2019b²⁾）。そして2019年1月単月では、スマートフォンのみでYouTubeを利用する者は20代で81%、30代で79%、40代で66%となった（ニールセン，2019a）。

そのYouTubeにおいて特徴的な機能は、推薦候補の生成（Candidate Generation）と順位づけ（Ranking）の2段階で構成される動画推奨アルゴリズムを利用したものである。スマートフォン用のYouTubeアプリを使うとすれば、起動時に現れる「ホーム画面」に並ぶ動画、1本の動画を見終わると数秒後に自動再生される「次の動画」、そして「次の動画」の候補リストとして示される動画の選定にはすべて動画推奨アルゴリズムが利用されている。

この推奨アルゴリズムの基礎にあるのは、動画Aを見た利用者がA以外にも見た動画のうち、視聴回数の多いものを示した共視聴動画グラフ（Video-Video Co-View Graph）である（Baluja et al., 2008）。近年の改良されたアルゴリズムには機械学習も利用されており、検索語履歴、利用デバイス、デモグラフィックや居住地などの特徴から利用者の類似性も計算されて推奨がなされている（Covington et al., 2016）。スマートフォン用アプリの「フィ

YouTube に対する印象尺度作成の試み

ード画面」(YouTube 開発陣による「ホーム」画面と「次の動画」リストが現れる画面の総称)の使い勝手の印象を向上させるために、実際に同一セッション中に視聴されることの少ない内容が似すぎている動画を、利用者が視聴する可能性のより高い動画に置換する改良も、研究途上ではあるが、目指されている (Wilhelm et al., 2018)。そして実サービスでは「YouTube 全視聴時間の 70% 以上はアルゴリズムによる推奨動画である」というのが実態である (Solsman, 2018)。

2. 目的

ここまでで示したようにインターネットを利用した動画関連サービスは成長途上にある。そして YouTube は利用者数が多く、利用時間も長い。しかもその動画推奨アルゴリズムは 10 年以上にわたって利用され、その行動データに基づき「改良」が加えられている。それらを踏まえ、YouTube 利用者が推奨アルゴリズムを肯定的に捉えている程度を示す尺度と視聴内容の偏りを感じている程度の尺度を作成することを本研究の主たる目的とする。この尺度は以降の YouTube 関連研究において、特に行動データを解釈する上で有用となると考えられるからである。

Lessig (1999 = 2001) は、プログラムコードやそれによって作られる「アーキテクチャ」がインターネット上のサービスでは人びとの行動を大きく規制し、特に商業的な目的から個人の同定が進むだろうと述べた。そして個人の同定によってコンテンツのパーソナライゼーションが進み、人びとが見たいもの、読みたいものだけに触れるようになる「フィルターバブル」がもたらされ、その結果として民主主義が危機に瀕することを具体例とともに警告したのが Pariser (2011 = 2012) であった。

「全視聴時間の 70% 以上」(Solsman, 2018) という数字から動画推奨アルゴリズムを利用した、「ホーム画面」、「次の動画」の自動再生、「次の動画」の候補リストといった画面や機能、すなわち「アーキテクチャ」を利用する者は多いと考えられる。しかしながらその利用行動に対する利用者の印象や心理は別物である。メディア研究におけるログデータは利用者の行動そのものであり、それを利用することのメリットはたしかに大きい (木村, 2018; 北村, 2019)。しかし利用者の行動と心理の関係については、行動データだけでは明らかにできない (北村, 2019)。

また社会における技術の受容を論じた Taebi (2017) は、「社会的受容 (Social Acceptance)」とは、ある技術が対象となる共同体によって受け入れられているか、あるいは単に我慢されている事実を指す用語 (概念) であるべきで、「倫理的受容可能性 (Ethical Acceptability)」、すなわち対象技術の導入から生じる道徳的諸問題を考慮にいたったうえでの受容の (許容) 程度、とは分けて相補的に論じる必要があると述べている。

Taebi (2017) の議論を補助線とすれば、何の問題を感じずに YouTube のアーキテクチャを「良し」として使う者と、個人の属性や利用データが使われることに不安を覚えながら使う者がいるという推論に至ることができる。また推奨アルゴリズムの基本的な原理、およびそのメリットとデメリットを知った上で、視聴内容が偏りすぎないように行動レベルで注意深く利用している者もいるだろう。つまり推奨アルゴリズムを肯定的に捉えていることを示す尺度と、推奨アルゴリズムを利用した結果に起きるとされる視聴内容の偏りを感じている尺度を作成することが必要であり、これが本研究の主たる目的となる。加えて YouTube に対する全般的な不安についても尺度の作成を試みる。

3. 関連研究

利用者のメディアサービスに対する印象に関連する分野には、メディアの利用と満足 (Uses and Gratifications) 研究がある。YouTube における利用と満足研究である Haridakis & Hanson (2009) では、共視聴 (Co-Viewing) と社会的相互作用 (Social Interaction) が着目され、他に Interpersonal Utility (対人関係面での有用性)、Escape (逃避)、Convenient Information-Seeking (手軽な情報探索)、Convenient Entertainment (手軽な娯楽) の6つが期待効用として挙げられている。また Khan (2017) では、Seeking Information (情報探索)、Giving Information (情報提供)、Self-Status Seeking (自己呈示・注目獲得)、Social Interaction (社会的相互作用)、Relaxing Entertainment (娯楽・リラックス) の5つが挙げられている。ただし両研究では、動画推奨すなわちパーソナライゼーションという分析視点は乏しい。

他方「利用と満足 2.0 (Uses and Grats 2.0)」と題されたメタ研究である Sundar & Limperos (2013) では、2010 年代以降のニューメディア全般の満足には、パーソナライゼーションの要素を入れるべきとしている。大分類として Modality-based (音声・映像等の表現形式に由来する満足)、Agency-based (受信・送信する主体に直接にもたらされる満足)、Interactivity-based (通信技術の双方向性に由来する満足)、Navigability-based (探索の容易さや幅広さなどに由来する満足) の4つの満足が示され、パーソナライゼーションを示す Filtering / Tailoring は Agency-based の満足の1つに分類されている。つまり本稿での推奨アルゴリズムを肯定する程度に近い概念が示されている。しかし Sundar & Limperos (2013) の枠組みはあくまでも概念的整理を試みたものであり、それを援用した実証研究は乏しい。Rathnayake & Winter (2018) はその数少ない成果であるが、ソーシャルメディア全般についてのものであり、動画サービスを特別に扱ったものではない³⁾。

パーソナライゼーションを実現させるためには当該サービスにおける個人の行動や属性データが必要になるが、利用者が行動および属性データをサービス提供者に渡すことに関する

YouTube に対する印象尺度作成の試み

不安を General Privacy Concern として計測したものには Rosenthal et al. (2019) がある。また Smith (2018) では、ソーシャルメディア事業者から提供される情報の種類によって不安の程度に差があることが示されている。しかしこれらも動画サービスを対象とした研究ではない。

マーケティング分野では、YouTube におけるコンテンツではなく広告を対象とし、否定的印象を扱った研究成果が多い (Dehghani et al., 2016; Belanche et al., 2017; Gupta et al., 2017; Yang et al., 2017; Weibel et al., 2019)。ただしこれは YouTube での広告フォーマットがいまだ定まっておらず、特にスキップ可能な広告のスキップ率が高い事実に基づく関心である。たとえば Dehghani et al. (2016) では、YouTube 広告の価値を決める 4 要素として Entertainment (娯楽性・面白さ)、Informativeness (情報の有用性)、Customization (個別対応性)、Irritation (いらだたしさ) が挙げられており、個人情報により Customize された広告という要素と Irritation は別要素とされている。この分類は、一見パーソナライゼーションによる表示広告内容の精度とそのこととは独立の個人データを取得されることへのいらだたしさ・不安を扱っているように見える。しかし Irritation の中身は、広告をスキップするといった行動レベルの項目のみで計測され、個人データを捕捉されることへの不安といった心理的項目は含まれない。

推奨アルゴリズムに対する印象を形成するものとしてメディア技術の利用スキルに着目した知見もある。すなわち、利用者が自分のニーズに合わせて自力で情報源を選択したときに得られる情報への評価は、利用スキルが低い者では低く、高い者では高い。一方で、利用者に関する情報を基にシステムが自動的に情報選別したときに得られる情報への評価は、スキルの低い者で高く、高い者で低い (Sunder & Marathe, 2010)。つまり十分な知識やスキルのないまま推奨アルゴリズムを肯定する層が存在することを示唆している。

このようなインターネットのサービス利用者のスキルの高低が生む機会格差が問題視されることもある (Hargittai, 2002; Hargittai & Micheli, 2019)。それはデジタル・ネイティブと呼ばれる若い世代でも同様に起き (Hargittai, 2010)、Powers (2017) によれば、大学生の 25% は自分が利用するニュースプラットフォームでパーソナライゼーションが行われていることを知らない。

であるならば今日求められるスキルの 1 つは、自分の利用するインターネットサービスにおいて、どの程度のコンテンツ推奨が行われているのか、そのコンテンツ推奨の基本的な仕組みはどのようなものか、そしてそれを利用することでどのようなメリットとデメリットがあるのかを理解することとなる (Bucher, 2015)。このような問題意識から Rosenthal et al. (2019) では、前述の General Privacy Concern とは別に Privacy Literacy, つまりサービス事業者がどこまで利用者データを捕捉しているかに関する利用者の知識を計測している。

ここまで見てきたように、個人データを利用サービスに提供することへの利用者における

一般的な不安を扱った先行研究はある。しかし個人データを利用した推奨アルゴリズムに対する心理面での評価、つまりパーソナライゼーション技術を利用したアーキテクチャに対する肯定的あるいは否定的印象を扱ったものは少ない。そして動画関連サービスに焦点を絞り、その推奨アルゴリズムに対する印象を扱った成果は皆無である。

したがって本研究では YouTube という巨大な利用者を持つ動画視聴プラットフォームを対象として、その印象を 3 因子構造で作成することを目指した。第 1 に推奨アルゴリズムを肯定的に捉える因子であり、第 2 に推奨アルゴリズムによる視聴の結果起こると考えられる視聴内容が偏っているという印象を示す因子である。以上の 2 因子の相関は高いことが想像されるが、2 因子への回答パターンから、たとえば視聴内容が偏向していると感じている者を推奨アルゴリズムへの肯定程度によって分類した上での分析が可能となる。そして第 3 の因子として、Rosenthal et al. (2019) も参照しつつ⁴⁾、YouTube に対しての全般的な不安や否定的印象を示すものの作成を目指した。

4. 調査概要と分析データ

調査は 2020 年 1 月 31 日 (金) ~ 2 月 1 日 (土) にかけて Web アンケート調査で実施した。調査会社マクロミルの保有する調査パネルへの登録者のうち、後述の条件を満たす、中学生を除く 15~49 歳までの 1 都 2 府 4 県 (東京/大阪/京都/埼玉/千葉/神奈川/兵庫/愛知) 在住の男女に対して、年齢を 5 歳刻みの 7 層に分け、性別との組み合わせで 14 層とし、すべての層に 42 名を割り当て、合計のサンプルサイズを 588 名として計画した。回答者の条件としては、プライベートで使用する自分専用のスマートフォンを持ち、スマートフォンの「YouTube アプリ」を 1 ヶ月に数回程度以上利用する者とした。

調査データのうち、YouTube の視聴時間は、スマートフォン向け YouTube アプリの「過去 7 日間での視聴時間」(スマホアプリでの利用に限らない全 YouTube 利用時間)を示す機能を用いて回答するように依頼して収集した。同データを 7 で割り「YouTube 1 日視聴分数」を求めた。また全 YouTube 視聴時間に占めるスマートフォン向けアプリでの視聴時間の割合を主観で回答してもらい(「0%」から「96~100%」の 21 選択肢)、その回答を「YouTube 1 日視聴分数」に乗じて算出したのが「YouTube アプリ 1 日視聴分数」である。「7 日間での YouTube 視聴日数」はスマートフォン向けアプリの「過去 7 日間での視聴日数」表示機能を用いて回答するように依頼して収集した。

実査では 616 名から回答を得た。調査終了後にデータクリーニングを行い、回答に不備のあった者を除外した結果、604 名 (98.1%) が分析対象者となった。分析対象者の性別の内訳は男性が 302 名 (50.0%)、女性が 302 名で、平均年齢は 32.2 歳 (標準偏差 9.97) であった。なお高校生 (54 名)、大学生 (64 名) など学生が 131 名 (21.7%) 含まれた。また

YouTube に対する印象尺度作成の試み

YouTube の 1 日視聴分数平均は 66.6 分（標準偏差 109.7）、中央値は 30.9 分、スマートフォン向け YouTube アプリでの 1 日視聴分数平均は 42.9 分（標準偏差 88.6）、中央値は 13.1 分、7 日間での YouTube 視聴日数平均は 4.99 日（標準偏差 2.13）となった。

5. 結果

5.1. YouTube への印象（単純集計結果）

図 1 に示した 15 項目を用意し、「YouTube への印象やアプリ利用時のあなたの気持ちとして、以下の文章内容についてあてはまる程度を、それぞれ 1 つずつお選びください」という質問文を用いて、1「まったくあてはまらない」から 5「よくあてはまる」までの 5 件法で尋ねた。

図 1 がその結果で、「よくあてはまる」に「あてはまる」を加えた回答割合が高い項目から順に示してある。合計値が大きいものから「YouTube では、見たいものばかりを見聞きしがちだ」（68.7%）、「YouTube では、好きな人や好きなものについての動画を見聞きしがちだ」（62.6%）、「YouTube では、似た内容の動画を何本も見てしまう」（58.3%）となった。ここまでが 50% 以上であった。以下、「YouTube は自分の好みにあった動画を選別してくれる」（43.9%）、「YouTube には内容を、うのみにできない動画が多い」（43.7%）となり、後者は「よくあてはまる」の数値が 11.1% と前者より 3 ポイント高かった。逆に「まったくあてはまらない」の割合が高かったのは、順に「娯楽目的でばかり YouTube を見ているのは良くない、と思うことがある」（15.2%）、「YouTube で動画をおすすめされるのがなんとなく気持ち悪い」（12.3%）でこの 2 項目でのみ 10% を超えた。

5.2. YouTube 印象 3 因子（因子分析結果）

次に 15 項目への回答を因子分析によって分類した。主因子法で抽出し、カイザー基準および最小平均偏相関の値から因子数を 3 と決定したのち、プロマックス回転を実行した。さらに因子負荷量が 0.4 以上の項目のみを残し、その条件を満たしても他因子での因子負荷量が 0.3 を超えた項目は除外した。残った 12 項目から得られた結果を表 1 に示した。なお「YouTube では自分の好みにあった動画のおすすめ精度がまだ低い」の項目は 5 件法の結果を反転して再計算したため因子負荷量は正の値（0.46）となっている。

第 1 因子の因子負荷量が高い 5 項目は YouTube の動画推奨アルゴリズムの的確性とそれへの満足、「選別してくれる」「すぐれた機能」といった機能面への肯定的評価に関わるものなので、「推奨アルゴリズム肯定」因子と名づけた。第 2 因子と関連の深い 3 項目はすべて視聴内容の偏りに関わるものなので、「視聴内容偏向」因子とした。第 3 因子と関連の深い 4 項目は YouTube に対する全般的不安や否定的感情を示したものなので「不安・ネガティ

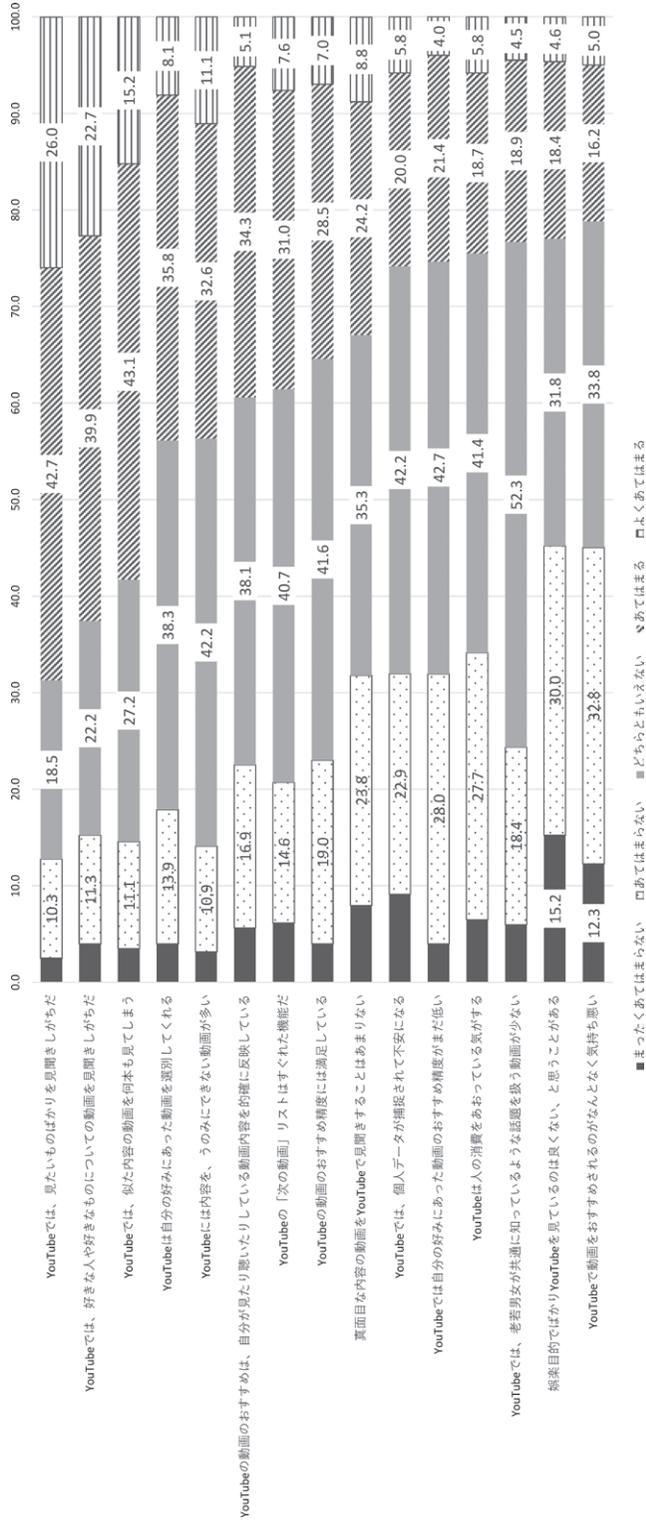


図 1 YouTube への印象, YouTube スマホアプリ利用時の気持ち (N=604)

YouTube に対する印象尺度作成の試み

表 1 YouTube 印象 3 因子 (因子分析結果)

	因子			独自性
	1	2	3	
第 1 因子：推奨アルゴリズム肯定				
YouTube の動画のおすすめ精度には満足している	<u>0.72</u>	-0.01	-0.04	0.47
YouTube の動画のおすすめは、自分が見たり聴いたりしている動画内容を的確に反映している	<u>0.69</u>	0.10	0.05	0.46
YouTube は自分の好みにあった動画を選別してくれる	<u>0.65</u>	0.12	0.03	0.50
YouTube の「次の動画」リストはすぐれた機能だ	<u>0.48</u>	0.08	-0.03	0.72
YouTube では自分の好みにあった動画のおすすめ精度がまだ低い (反転)	<u>0.46</u>	-0.22	-0.30	0.66
第 2 因子：視聴内容偏向				
YouTube では、好きな人や好きなものについての動画を見聞きしがちだ	0.04	<u>0.68</u>	0.00	0.51
YouTube では、見たいものばかりを見聞きしがちだ	0.01	<u>0.67</u>	-0.05	0.54
YouTube では、似た内容の動画を何本も見ってしまう	0.17	<u>0.56</u>	0.00	0.58
第 3 因子：不安・ネガティブ				
YouTube では、個人データが捕捉されて不安になる	0.01	-0.01	<u>0.53</u>	0.72
YouTube で動画をおすすめされるのがなんとなく気持ち悪い	-0.18	-0.01	<u>0.53</u>	0.64
娯楽目的でばかり YouTube を見ているのは良くない、と思うことがある	0.16	-0.14	<u>0.51</u>	0.76
YouTube は人の消費をあおっている気がする	0.13	0.02	<u>0.47</u>	0.78
クロンバックの α 係数	0.77	0.74	0.60	

表 2 3 因子間の相関係数

因子名	推奨アルゴリズム肯定	視聴内容偏向	不安・ネガティブ
推奨アルゴリズム肯定	1.00		
視聴内容偏向	0.56*	1.00	
不安・ネガティブ	-0.33*	0.02	1.00

* $p < .01$

ブ」因子とした。クロンバックの α 係数は順に、0.77, 0.74, 0.60 となった。

3 因子に含まれる項目の数値 (1 から 5) を単純加算し、それを項目数で割った値で 3 因子を点数化した。その後に各因子の平均値を求めると、高い順から「視聴内容偏向」因子 (3.67), 「推奨アルゴリズム肯定」因子 (3.18), 「不安・ネガティブ」因子 (2.79) となった。つまり全視聴者の平均的な印象としては、「視聴内容偏向」が最も強く、「推奨アルゴリズム肯定」, 「不安・ネガティブ」の順に下がっていく。

YouTube 印象 3 因子の因子間相関を示したのが表 2 である⁵⁾。「推奨アルゴリズム肯定」因子は「視聴内容偏向」因子との相関係数が 0.56 と高い (1% 水準で有意差あり)。ただし「視聴内容偏向」の印象は限られた登録チャンネルのみを視聴することでも形成されることが想定され、推奨アルゴリズムを肯定することおよびその利用のみでもたらされるわけではないことが 0.7 を超えるような高い値にまではしていないと解釈できる。一方で、「推奨アルゴリズム肯定」因子と「不安・ネガティブ」因子との相関係数は -0.33 と負の相関を持った (1% 水準で有意差あり)。また「視聴内容偏向」因子と「不安・ネガティブ」因子とは無相関であった。

5.3. YouTube 印象 3 因子と利用行動との関係 (重回帰分析結果)

最後に YouTube 印象 3 因子の因子得点を従属変数とし、主に YouTube の利用行動との関係を 2 モデルの重回帰分析によって吟味した。2 モデル共通の統制変数として性別 (女性ダミー)、年齢、教育年数の 3 つを、共通の独立変数として 7 日間での YouTube 視聴日数、1 ヶ月での契約データ通信容量⁶⁾ を採用した。またモデル 1 固有の独立変数には、1 日での YouTube スマートフォンアプリ視聴分数 (対数)、1 日でのスマートフォン向けアプリ以外

表 3 印象 3 因子に関する重回帰分析

従属変数：印象 3 因子 (因子得点)	推奨アルゴリズム 肯定因子		視聴内容偏向因子		不安・ネガティブ 因子	
	モデル 1	モデル 2	モデル 1	モデル 2	モデル 1	モデル 2
	標準偏回帰係数 (β)					
性別 (女性ダミー)	0.02	0.02	0.10 *	0.11*	0.06	0.06
年齢	-0.15***	-0.15***	-0.08 *	-0.08*	0.11**	0.11**
教育年数	-0.08*	-0.08*	-0.03	-0.03	0.03	0.03
スマホアプリでの 1 日視聴分数 (対数)	0.09 †		0.12 *		-0.11*	
スマホアプリ以外での 1 日視聴分 数 (対数)	-0.12**		-0.14 **		0.01	
YouTube1 日視聴分数 (対数)		-0.02		0.00		-0.09 †
スマホアプリでの視聴時間割合		0.13**		0.17***		-0.06
7 日間での YouTube 視聴日数	0.18**	0.18**	0.13 **	0.13*	-0.07	-0.06
1 ヶ月契約データ通信容量	0.01	0.01	0.02	0.02	-0.06	-0.06
人数	604	604	604	604	604	604
F 値	8.44	8.55	6.98	7.21	4.97	4.92
調整済み決定係数	0.08	0.08	0.06	0.07	0.04	0.04

***p<.001, **p<.01, *p<.05, † p<.10

YouTube に対する印象尺度作成の試み

での YouTube 視聴分数（対数）を用い、モデル 2 固有の独立変数には、1 日での全 YouTube 視聴分数（対数）、YouTube スマートフォン向けアプリでの視聴時間割合を用いた。結果は表 3 のとおりで、変数に関わる値は β （標準偏回帰係数）である。

「推奨アルゴリズム肯定」因子には、モデル 1、モデル 2 の共通変数では、年齢、教育年数が負の有意な効果を持ち、7 日間での YouTube 視聴日数が正の有意な効果を持った。すなわち「推奨アルゴリズム肯定」の程度が高いのは、年齢が低く、教育年数が少なく、7 日間での視聴日数が多い場合であった。またモデル 1 では、スマートフォンアプリ以外での 1 日視聴分数が負の有意な効果を持ち、モデル 2 では、スマートフォンアプリでの視聴時間割合が正の有意な効果を持った。すなわち「推奨アルゴリズム肯定」の程度が高いのは、スマートフォンアプリ以外での 1 日視聴時間が短い場合、スマートフォンアプリでの視聴時間割合が高い場合であった。モデル 1 でも 10% 有意水準（ $p=0.066$ ）でスマートフォンアプリでの視聴分数が正の効果を持つため（ $\beta=0.09$ ）、スマートフォンアプリでの視聴が、絶対的であれ相対的であれ、多いと「推奨アルゴリズム肯定」の程度が高い傾向を持った。

「視聴内容偏向」因子には、モデル 1、モデル 2 の共通変数では、性別と 7 日間での YouTube 視聴日数が正の有意な効果を持ち、年齢が負の有意な効果を持った。すなわち「視聴内容偏向」の程度が高いのは、女性、年齢が低く、7 日間での視聴日数が多い場合であった。またモデル 1 では、スマートフォンアプリでの 1 日視聴分数が正の有意な効果を、スマートフォンアプリ以外での 1 日視聴分数が負の有意な効果を持ち、モデル 2 では、スマートフォンアプリでの視聴時間割合が正の有意な効果を持った。すなわち「視聴内容偏向」の程度が高いのは、スマートフォンアプリでの 1 日視聴時間が長く、スマートフォンアプリ以外での 1 日視聴時間が短く、スマートフォンアプリでの視聴時間割合が高い場合であった。したがってスマートフォンアプリでの使用が、絶対的であれ相対的であれ、多いと「視聴内容偏向」の程度が高い傾向を持った。

「不安・ネガティブ」因子には、モデル 1、モデル 2 の共通変数のうち有意な効果を持ったのは年齢のみであり、年齢が高いほど、「不安・ネガティブ」の程度が高い傾向が見られた。またモデル 1 では、「不安・ネガティブ」の程度が高いのは、スマートフォンアプリでの 1 日視聴時間が短い場合であった。

6. 結論と今後に向けて

本研究では「推奨アルゴリズム肯定」因子と「視聴内容偏向」因子の 2 つが抽出され、クロンバックの α 係数もそれぞれ 0.77 と 0.74 であった。つまり推奨アルゴリズムを YouTube 利用者が肯定的に捉えていることを示す尺度と、推奨アルゴリズムを利用した結果に起きやすいとされる視聴内容の偏りを YouTube 利用者が感じている尺度を作成するという本研究

の主たる目的は果たされた。2 因子の因子間相関は 0.56 と有意に高く、理論との整合性も確認された。他方、「不安・ネガティブ」因子では α 係数が 0.60 と十分な高さとはならず、個人データ取得への不安を示す項目を増やすなど改善余地がある。

因子の性質を吟味するために行った重回帰分析の結果として注目されるのは、「推奨アルゴリズム肯定」因子と「視聴内容偏向」因子に有意な効果を持つ変数の差異である。「推奨アルゴリズム肯定」の程度は、年齢が高く、教育年数が長いと下がる傾向を持つが、「視聴内容偏向」の程度は年齢が高くなる場合のみ下がる傾向を持った。つまり後者では教育年数の効果が消えた。この結果は、生活での経験や教育を受けていく期間が増すことで推奨アルゴリズムがもたらすとされる正負の影響を知り、その肯定程度が下がることはあるものの、視聴内容の偏向については教育年数では解消できないことを示唆している。それは、プログラムコードやそれによって作られる「アーキテクチャ」がインターネット上では、(知識があったとしても) 人びとの行動を大きく規制する (Lessig, 1999 = 2001) という理論とも整合する。この点は、本 2 因子を用いた分析と解釈を今後行う際に留意すべき重要な点であり、本研究の 1 つの成果である。

もう一点、「推奨アルゴリズム肯定」因子と「視聴内容偏向」因子に共通して見られる点にも興味深い点があった。それは、スマートフォンとその上で作動する専用アプリでの視聴とそれ以外の場合での YouTube 視聴が、利用者の印象に概ね逆の効果を持つ点である。すなわち推奨アルゴリズムに肯定的印象を強く持つ者もしくは視聴内容偏向の印象を強く持つ者は、スマートフォンアプリでの視聴時間が長く、アプリでの視聴時間割合が高い傾向を持つ一方で、スマートフォンアプリ以外での視聴時間は短い傾向を持った。このことはスマートフォンでの YouTube アプリでは⁷⁾、PC やタブレットあるいはテレビ受信機などでの YouTube 視聴に比べて、「推奨アルゴリズム肯定」と「視聴内容偏向」の印象が高まりやすい可能性を示している。その要因の一つにはスマートフォンアプリがタイムライン形式であることが考えられるが、Lessig (1999 = 2001) が「アーキテクチャ」の要素として論じることのなかった利用ハードウェアの利用者への影響力という論点の可能性も示している。今後の研究課題としたい。

謝辞：本研究は 2019 年度東京経済大学共同研究助成費（研究課題番号 D19-02）による研究成果の一部である。また東京経済大学コミュニケーション学部北村智教授には重回帰分析のモデル作成において有益なコメントを頂いた。ともにここに記して感謝する。

注

- 1) PC 利用は 2 歳以上、スマートフォン利用は 18 歳以上を対象としている。
- 2) 2019 年 12 月の 18 歳以上のスマートフォン平均利用時間は 3 時間 46 分で、そのうち 92% は

YouTube に対する印象尺度作成の試み

Web ブラウザではない専用アプリの利用が占めている (ニールセン, 2020)。したがって 18 歳以上の全年代平均で YouTube は 1 日あたり 10.4 分ほど (視聴時間シェア 5% を利用) 視聴されていると試算できる。ただし 18 歳未満が含まれていない数字であり, 年代間の差も大きいことには注意が必要である。

- 3) Rathnayake & Winter (2018) における Filtering に関わる質問項目は, “Social media allow me to sort through information before I share it with others”, “Social media allow me to limit the visibility of information I post to a small group”.
- 4) Rosenthal et al. (2019) における General Privacy Concern の質問項目は以下のとおりで, 個人データ取得に焦点を当てた項目となっている。“It usually bothers me when mobile applications ask me for personal information”, “It bothers me that personal information given to online companies for a specific purpose can be used for other purposes”, “I am concerned that online companies are collecting too much personal information about me”, “I believe that mobile applications ask for more data than what is needed to fulfill the purpose of the app”, “It bothers me when I cannot control how my personal information is used by online companies”.
- 5) 相関係数の計算には各因子の因子得点を用いている。
- 6) 1 ヶ月での契約データ通信容量は「1: 定額の契約にしていない」から「7: 定額の上限は 30GB 以上」までの 7 選択肢で回答してもらった。「わからない」と回答した者はスクリーニング調査で除外している。
- 7) スマートフォンの Web ブラウザ (汎用ブラウザ) で YouTube 視聴をすることは可能である。ただし仮に YouTube のスマートフォン向けアプリがスマートフォン内にダウンロードされていれば, スマートフォン向けアプリが起動する仕様になっている。本調査では, 「スマートフォンの YouTube アプリを 1 ヶ月に数回程度以上利用する者」を対象としているため, スマートフォンの Web ブラウザで YouTube 視聴をするケースは非常に少ないはずである。

参 考 文 献

- Baluja, S., Seth, R., Sivakumar, D., Jing, Y., Yagnik, J., Kumar, S., Ravichandran, D. & Aly, M. (2008). Video Suggestion and Discovery for YouTube: Taking Random Walks through The View Graph. *In Proceedings of the 17th International Conference on World Wide Web* (pp. 895-904). Association for Computing Machinery.
- Belanche, D., Flavián, C., & Pérez-Rueda, A. (2017). Understanding Interactive Online Advertising: Congruence and Product Involvement in Highly and Lowly Arousing, Skippable Video Ads. *Journal of Interactive Marketing*, 37, 75-88.
- Bucher, T. (2015). Neither Black nor Box: Ways of Knowing Algorithms. In Kubitschko, S., & Kaun, A. (Eds.), *Innovative Methods in Media and Communication Research*. (pp. 81-98). Palgrave Macmillan.
- Covington, P., Adams, J., & Sargin, E. (2016, September). Deep Neural Networks for YouTube Recommendations. *In Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems* (pp. 191-198). Association for Computing Machinery.

- Dehghani, M., Niaki, M. K., Ramezani, I., & Sali, R. (2016). Evaluating the Influence of YouTube Advertising for Attraction of Young Customers. *Computers in Human Behavior*, 59, 165-172.
- Gupta, H., Singh, S., & Sinha, P. (2017). Multimedia Tool as a Predictor for Social Media Advertising- A YouTube Way. *Multimedia Tools and Applications*, 76 (18), 18557-18568.
- Hargittai, E. (2002). Beyond Logs and Surveys: In-depth Measures of People's Web Use Skills. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 53 (14), 1239-1244.
- Hargittai, E. (2010). Digital Natives? Variation in Internet Skills and Uses among Members of the "Net Generation". *Sociological Inquiry*, 80 (1), 92-113.
- Hargittai, E., & Micheli, M. (2019). Internet Skills and Why They Matter. In Graham, M. & Dutton W. H. (Eds.), *Society and the Internet. How Networks of Information and Communication Are Changing Our Lives.* (pp. 109-126). Oxford University Press.
- Haridakis, P., & Hanson, G. (2009). Social Interaction and Co-viewing with YouTube: Blending Mass Communication Reception and Social Connection. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 53 (2), 317-335.
- Khan, M. L. (2017). Social Media Engagement: What Motivates User Participation and Consumption on YouTube?. *Computers in Human Behavior*, 66, 236-247.
- 木村忠正 (2018). 「ネット世論」研究から見る「ハイブリッド・エスノグラフィー」の必要性. マス・コミュニケーション研究. 93, 43-60.
- 北村 智 (2019). 計量的メディア研究におけるログデータの活用について. マス・コミュニケーション研究. 95, 51-63.
- Lessig, L. (1999). *Code and Other Laws of Cyberspace*. Basic Books. (山形浩生・柏木亮二訳 (2001). 『CODE—インターネットの合法・違法・プライバシー』 翔泳社)
- ニールセン (2019a). 無料動画アプリは14%, 有料動画アプリは25% 昨年から利用者数を拡大. <https://www.nielsen.com/jp/ja/insights/newswire-j/press-release-chart/nielsen-pressrelease-20190227-digital-audience-measurement.html> (2020年6月30日アクセス)
- ニールセン (2019b). TOPS OF 2019: DIGITAL IN JAPAN ~2019年日本のインターネットサービス利用者数/利用時間ランキング. <https://www.nielsen.com/jp/ja/insights/article/2019/20191219-tops-of-2019-digital-in-japan/> (2020年6月30日アクセス)
- ニールセン (2020). 若年層を中心にアプリの利用が拡大. https://www.netratings.co.jp/news_release/2020/03/Newsrelease20200324.html (2020年7月6日アクセス)
- Pariser, E. (2011). *The Filter Bubble: How the New Personalized Web Is Changing What We Read and How We Think*. Penguin. (井口耕二訳 (2012). 『閉じこもるインターネット—ゲームル・パーソナライズ・民主主義』 早川書房)
- Powers, E. (2017). My News Feed is Filtered? Awareness of News Personalization among College Students. *Digital Journalism*, 5 (10), 1315-1335.
- Rathnayake, C., & Winter, J. S. (2018). Carrying forward The Uses and Grats 2.0 Agenda: An Affordance-driven Measure of Social Media Uses and Gratifications. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 62 (3), 371-389.

YouTube に対する印象尺度作成の試み

- Rosenthal, S., Wasenden, O. C., Gronnevet, G. A., & Ling, R. (2019). A Tripartite Model of Trust in Facebook: Acceptance of Information Personalization, Privacy Concern, and Privacy Literacy. *Media Psychology*, DOI: 10.1080/15213269.2019.1648218 (2020年6月30日アクセス)
- Smith, A., Pew Research Center. (2018). *Public Attitudes Toward Computer Algorithms*.
https://www.pewresearch.org/internet/wp-content/uploads/sites/9/2018/11/PI_2018.11.19_algorithms_FINAL.pdf (2020年6月30日アクセス)
- Solsman, J. E. (2018). YouTube's AI Is the Puppet Master over Most of What You Watch. *Cnet*.
<https://www.cnet.com/news/youtube-ces-2018-neal-mohan/> (2020年6月30日アクセス)
- 総務省 (2018). 平成29年 情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書. http://www.soumu.go.jp/main_content/000564530.pdf (2020年6月30日アクセス)
- 総務省 (2019). 平成30年度 情報通信メディアの利用時間と情報行動に関する調査報告書.
https://www.soumu.go.jp/main_content/000644168.pdf (2020年6月30日アクセス)
- Sundar, S. S., & Marathe, S. S. (2010). Personalization versus Customization: The Importance of Agency, Privacy, and Power Usage. *Human Communication Research*, 36 (3), 298-322.
- Sundar, S. S., & Limperos, A. M. (2013). Uses and Grats 2.0: New Gratifications for New Media. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 57 (4), 504-525.
- Taebi, B. (2017). Bridging the Gap between Social Acceptance and Ethical Acceptability. *Risk Analysis*, 37 (10), 1817-1827.
- Weibel, D., di Francesco, R., Kopf, R., Fahrni, Fahrni, S., Brunner, A., Kronenberg, P., Lobmaier, J. S., Reber, T. P., Mast, F. W., & Wissmath, B. (2019). TV vs. YouTube: TV Advertisements Capture More Visual Attention, Create More Positive Emotions and Have a Stronger Impact on Implicit Long-Term Memory. *Frontiers in Psychology*, 10, 626. DOI: 10.3389/fpsyg.2019.00626 (2020年6月30日アクセス)
- Wilhelm, M., Ramanathan, A., Bonomo, A., Jain, S., Chi, E. H., & Gillenwater, J. (2018, October). Practical Diversified Recommendations on YouTube with Determinantal Point Processes. *In Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management* (pp. 2165-2173). Association for Computing Machinery.
- Yang, K. C., Huang, C. H., Yang, C., & Yang, S. Y. (2017). Consumer Attitudes toward Online Video Advertisement: YouTube as a Platform. *Kybernetes*, 46 (5), 840-853.