

スマートフォンでの YouTube 視聴実態

—アーキテクチャに着目した基礎的分析—

佐々木 裕一

1. 背景と目的

2017年に13歳から69歳までのスマートフォン利用率は80.4%となり（総務省，2018），年代別では20代が96.8%，30代が95.8%，40代が93.1%と9割を超えた。またインターネットサービスのうち，YouTubeやニコニコ動画などの「オンデマンド型の動画共有サービス」利用率は68.5%で（総務省，2018），年代別では10代の95.0%を筆頭に，20代が91.2%，30代が84.7%，40代が73.2%となった。

インターネットを利用した動画関連サービスは，このタイプの他にも「オンデマンド型のテレビ放送配信サービス」（NHK オンデマンドやフジテレビオンデマンドなど），「オンデマンド型の動画配信サービス」（Amazon プライムビデオ，Netflix，Hulu など），「ライブ配信型の動画共有サービス」（ニコニコ生放送やSHOWROOM など）などがあり（総務省，2018），またFacebook，TwitterやInstagramといったSNSでも短尺動画が投稿・共有されるようになってきた。さらにスマートフォン向け動画専用SNSとも言えるTik Tokの月間利用者（MAU）は2018年に世界で5億に到達した（Qian，2018）。ニールセン（2019b）によれば，18歳から34歳における2018年12月のスマートフォンによる「ビデオ／映画」カテゴリでの視聴時間は10時間43分で，これは前年から126分の増加であった。つまりスマートフォンで動画を視聴するという行為は若年層においては一般化しており，今後しばらくはその程度は高まると言って差し支えないだろう。

その動画関連サービスの中で圧倒的な利用者数を持つのがYouTubeである。2019年1月のスマートフォンでの無料動画アプリ利用者数¹（MAU）は4509万人だが（ニールセン，2019a），このうち49歳以下では70%がYouTube利用者になる。20代の85%，30代の80%が月に1度はYouTubeを利用し，強調すべきはそのうちスマートフォンのみでの利用率がそれぞれ81%，79%という点である。

YouTubeも他インターネットサービスと同様にデバイスとソフトウェアで作られる情報環境を持つ。スマートフォンを縦に持ったままYouTubeのスマートフォン向けアプリを起動すればホーム画面が現れ，上下に並ぶ2つないしは3つの動画サムネイル画像が目に入る。

それは PC で YouTube サイトを訪問したときにもっと多くの動画サムネイル画像が目に入る情報環境とは異なる。スマートフォンでの YouTube 利用者はホーム画面に示される 2 つ、3 つ以外の選択肢を見るためにホーム画面をスクロールして視聴動画を選択する。あるいはすでに利用者が登録しているチャンネルへと移動し動画を見始めることもあろう。そしてそれは概ね 4.7 インチ（対角 12 cm）から 6.5 インチ（16.5 cm）の画面サイズ²⁾で時に縦長のまま、時に横長で視聴される。

このような情報環境（以下アーキテクチャ）は利用者行動に影響を及ぼす（Lessig, 1999 = 2001）。また「画面の小さなスマートフォンでタイムライン表示にすると、（PR と表記されていても）広告のクリック率はパソコン画面に比べて数倍になる。目に入ったコンテンツに対してパソコンに比べてユーザーがより受動的というか、コントロールされた形で動きます」（佐々木, 2018 : 434）という運営側の知見も存在する。であるならば、スマートフォンにおける YouTube アーキテクチャと 1 日の YouTube 利用時間や視聴動画内容との間に何らかの関係を見出せるかもしれない。

そのような問題意識のもとに進めているスマートフォンでの動画視聴行動の研究成果の一部が本稿である。すなわちスマートフォンでの YouTube アーキテクチャを分析視点に持ちながらの基礎的な分析結果を記すことが目的である。そしてその前提となる YouTube のスマートフォンでの利用概況も示す。

以下の本稿の構成を述べておく。次節では、YouTube の動画推奨アルゴリズムとスマートフォンでのアーキテクチャとについて述べる。その後、本稿で扱う調査の概要を記し、調査結果を YouTube 利用概況と YouTube アーキテクチャ利用の観点とに分けて記す。その調査結果が第 4 節と第 5 節である。最後に分析結果のまとめと研究の改善点を示す。

2. YouTube の動画推奨アルゴリズムとスマートフォンでのアーキテクチャ

2.1. YouTube における動画推奨アルゴリズムの概要

“Video Suggestion and Discovery for YouTube” と題された Baluja et al. (2008) では、YouTube での動画推奨アルゴリズムが記されている。その基礎になるのは、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 “Video-Video Co-View Graph”（共視聴動画グラフ）である。

図 1 は Baluja et al. (2008) からの引用である。最も左にある広葉樹の墨絵の動画を見た者の多くは、墨絵の描かれ方やその描写対象の紅葉の動画を見ることが多いということを、また左から 2 列目中央の紅葉の動画を見た者の多くは、紅葉を微視的に撮影した動画（左から 3 列目上）や紅葉狩りにバイクで出かける動画（左から 3 列目中央）を見るということを示している。なお図 1 では純粋な共視聴関係しか示されていないが、同一セッション内での

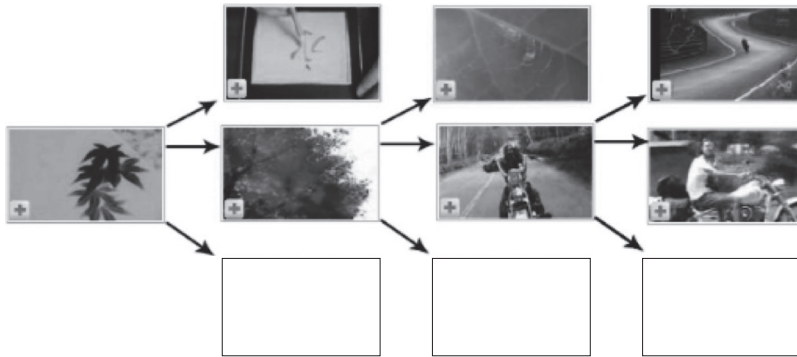


図1 “Video-Video Co-View Graph” (共視聴動画グラフ)
Baluja et al. (2008) を改変

共視聴動画, ある期間内 (たとえば2週間以内) での共視聴動画といった利用者行動データも保持されており, それらは動画の類似性を測る変数として考慮されている。

この共視聴動画グラフは利用者への動画推奨に役立てることができる。今, 仮に利用者Uが, JとKという2つの動画を見ているとする。この時, 過去の共視聴動画データからYouTubeは動画Jを見た他の多くの利用者が動画L, M, Nを見たことと, 動画Kを見た他の多くの利用者が動画N, O, P, Qを見たことを知っている。ゆえに利用者Uが動画Jを見ている時には動画L, M, Nが, 動画Kを見ている時には動画N, O, P, Qがそれぞれ推奨される。このようにYouTubeの情報推奨でも協調フィルタリング (Resnick et al, 1994; Herlocker et al, 1999; Sarwar et al, 2001) が用いられている。

この共視聴動画グラフは利用者を明示化するタイプのグラフ, すなわち利用者と動画をノードとし, それらを結んだ2部 (無向) グラフとしても表現できる (図2)。これを “User-Video Graph” (利用者-動画グラフ) と呼び, 共視聴回数は利用者ノードを介して2つの動画を結ぶ経路 (Path) の数を計算することで求められる。図2の動画1と動画4は, 利用者Aと利用者Bによって共視聴が2回あるという具合である。

この利用者-動画グラフを用い, 利用者Uと動画Vの距離, すなわち経路長を求めることで動画推奨がなされ, そのアルゴリズムでは以下の3つを満たす場合に推奨順位が上がる。

1. 利用者Uと動画Vの間に短い経路が存在する
2. 利用者Uと動画Vの間には複数の経路が存在する
3. 利用者Uと動画Vの間に視聴回数の非常に多い動画ノードを含まない経路が存在する

2.において複数の経路が存在するということは, 異なる複数の観点から2つは類似動画であるということの意味している。また3.では, 利用者の共通の関心とは無関係に非常に視

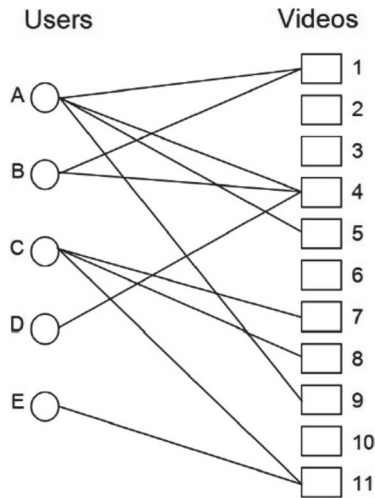


図2 “User-Video Graph” (利用者-動画グラフ)

聴回数の多い人気動画が2人の利用者に見られているだけという場合を回避することが考えられている。つまり一般的な人気よりも関心を基礎とする動画推奨の考え方がある。これらの変数の他にも、共視聴回数の多さ、利用者へのこれまでの動画推奨回数、その他のヒューリスティックの組合せ（詳細は不明）が考慮されているという。

さらに前提として、YouTube 動画の一部は内容の特徴を示すベクトルを予め持っていると考えられている（論文中では「ラベル」）。つまり部分的にコンテンツマッチによる推奨 (Balabanovic & Shoham, 1997; Pazzani & Billsus, 2007) が採用されており、各動画が持つベクトルを考慮した上で、利用者に対して「ラベル」がランダムに割り当てられる。そしてこのランダムな「ラベル」割り当て時に Baluja et al. (2008) 論文のタイトルにある「発見 (Discovery)」が起きるというわけである。

以上が2008年に公刊された論文でのYouTubeにおける動画推奨アルゴリズムの概要である。この論文以降、YouTubeにおける実際に稼働中の動画推奨アルゴリズムそのものを記した研究は公開されていないが、その間に利用される視聴行動データが増え、アルゴリズムが変わっていることは十分に考えられる。

また利用者の主観的データの利用もYouTubeの動画推奨でなされていることが Baluja (2016) で記された仕組みの存在から示唆される。その仕組みは“YouTube ** Slam”と呼ばれるもので、**の部分には Comedy, Cute, Music といった語が入る。仮に“YouTube Cute Slam”であれば、利用者にはその週にアップロードされた動画の中からランダムに選択された2つが左右に並べて表示され、利用者にはどちらの方が「かわいい (Cute)」かを回答させ、利用者による主観データを得るものである。

この比較投票データの最大の弱点はそのデータ量の少なさにある。なぜならば視聴行動データは全利用者が提供してくれる一方で、YouTube Slam のデータは非常に限られた利用者からしか得られないからである。Baluja (2016) によれば、2011 年と 2012 年の数ヶ月間の “YouTube Comedy Slam” で得られたデータ量は 912,969 件、表示動画数は 18,474 本、2 つの動画の組合せは 327,091 であった。しかも 59 本の動画が投票数の 50% に表示されており、非常に限られた動画のみが比較対象とされていた。

Baluja (2016) の主題は、このまばらなデータからいかに多数の利用者の主観（嗜好）を類推できるかの手法開発とその手法の有効性検証にあったが、本稿ではその詳細には踏み込まない。利用者の動画に対する好き嫌いも動画推奨アルゴリズムの変数には投入されている確率が高いということを知るだけで十分だからである。Metz (2018) でも、YouTube の動画推奨アルゴリズムにおいて、利用者満足度でのアンケート結果や動画の好き嫌いのデータもグーグルが参照していることが報告されている。

また 2016 年のグーグルによる Recommending Video Programs に関する米国特許によれば、動画推奨にあたって同社が利用しているデータには、動画サービス内のアクセスログ（前述の共視聴動画グラフの元になる行動データ）、利用者属性、検索エンジンでの検索履歴、他サイトでの動画ダウンロード履歴、テレビ番組のデータベース情報（番組カテゴリーデータを推奨に用いる）などがある（Chu, M. & Baluja, S., 2016）。

2.2. YouTube が目標としている指標とそれへ反対する勢力

ではそのような利用者への動画推奨は何を目的に行われているのであろうか。その答えは、2019 年現在、YouTube における視聴時間を最大化することと考えられる。すなわち前述の動画推奨アルゴリズムによって目指されているのは、利用者が YouTube で動画をなるべく長い時間視聴することである。

YouTube のエンジニアリング担当バイスプレジデントの Christos Goodrow は、2011 年 9 月に YouTube の成功指標として「一にも二にも視聴時間」というタイトルの「挑発的な」メールを同社幹部に送った（Wojcicki & Goodrow, 2018=2018）。グーグルの中心サービスである検索エンジンにおいては利用者を最適な目的地に短時間で送り出すことが重視されていたため、長い滞在時間は同社において邪道と見なされたことが、ここでの「挑発的」の意味である。

それ以前は YouTube では視聴時間よりも視聴回数が重視されていた。これはいくつかの候補となる動画を少しずつの長さ数本見ながら、本当に見たい動画に利用者がたどり着くことが想定されていたからで、その考え方は検索エンジンでの考え方に近い。しかし Goodrow は「グーグルと YouTube は別の生き物である」と考えた。「YouTube が目指すべきは、ユーザーを夢中にして、できるだけ長い時間をこのサイトで過ごしてもらうことだ」

(Wojcicki & Goodrow, 2018=2018: 236) というのが彼の主張であった。視聴時間が長ければ、それは満足度の高さを意味しているので広告収入が増え、それがコンテンツクリエイターのインセンティブとなり、それがさらに多くの視聴者を呼び込むというループが彼の目指したものである。

2012年3月から視聴時間を最大化するためのアルゴリズムが稼働し、2012年11月には1億時間程度であったYouTubeの1日総視聴時間を10倍の10億時間に2016年末までに到達することが目指され、利用者の増加と1人あたり視聴時間の増加という要素によってそれは2016年12月に達成された。

Pew Research (2018) によれば、利用者がある動画を1本目に視聴し、「次の動画」として表示される動画の上位5つのうちランダムに1つを選ぶことを174,117回行った際に得たデータでは³⁾、最初の動画の再生動画長平均が9分31秒であった。それに対して最初に推奨された「次の動画」(連続視聴の2本目)以降の動画長平均は、12分18秒、13分28秒、14分12秒、14分50秒と漸増していた。「技術者は視聴時間を0.2%でも伸ばせそうな変更点を血眼で探していた」とGoodrowは書いているが(Wojcicki & Goodrow, 2018=2018: 244)、このように徐々に推奨動画長も長くするアルゴリズムとなっているのかもしれない。

なお動画の視聴時間が重視され、視聴回数が減ることで、社内には「広告表示回数が減り、広告収入も減少してしまう」という議論があったという。というのも広告は動画と動画の間に挟まれて表示されていたからである。しかし発想を変えて、ここから動画の間に挿入される広告商品が開発されるようになった(Wojcicki & Goodrow, 2018=2018: 235)。

このような利用者の満足度を高め、すなわち彼らの理論では視聴時間を長くし、そこに示される広告からの収益を増大させようという考え方に強い反対の意を示している者もいる。その中心人物はGoogleがスマートフォンで長時間あるいは高頻度に自社サービスを利用させることを重視したサービスデザインを行っていることに加担することができずに同社を退社したTristan Harrisである。

彼はYouTubeやFacebookといったサービスが「人間の心をハイジャックしている」と表現する。つまり評価指標とするべきは単純な利用時間(Time Spent)ではなく、利用者がいかに充実した時間を過ごしたか(Time Well Spent)であると主張する(Harris, 2014; 2017)。人びとに対してもっと有意義な時間をすごしてもらうための技術開発領域はポジティブ・コンピューティング(Calvo & Peters, 2014=2017)と呼ばれ、2018年2月には関連組織として「人道的なテクノロジーの研究開発センター(Center for Humane Technology)」がHarrisもその創設メンバーとして開設された。同センターは2019年4月にHumane Social System(人道的な制度・政策を内包する社会システム)、Humane AI(よりよく人びとが生きるための人道的なAI開発)、Regenerative Incentive(広告に代表される人間の弱さにつけ込み関心を奪うことが最重要視されるインセンティブを生まれ変わ

らせること) という3つのアジェンダ設定も行い、少しずつではあるが存在感を示すようになっていく。

事実2018年にはフェイスブックもグーグルも Time Well Spent を意識した発言を行うようになり (Constine, 2018; Lynley, 2018), YouTube でも2018年8月に利用時間を計測でき、また利用時間制限も設定可能な機能がリリースされた (YouTube, 2018)。ハードウェア収入が中心のアップルはより積極的である。その一つの実装レベルでの成果が2018年9月にリリースされたiOS12でのスクリーンタイム機能で、スマートフォン利用時間と持ち上げ回数、アプリ別の利用時間などが計測され、設定次第ではアプリ別に利用時間を制限できるようになった。アップルのCEOであるTim Cookも2019年に「基本的にわれわれはユーザーに四六時中スマートフォンを使って欲しくないし、これまでも(四六時中使わせることは)決してのわれわれの目標ではなかった」と述べるに至った (Perez, 2019)。ただしこのような機能がどれだけの利用者に活用されているのかは不明であるし、利用者に対する効果もやはり不明である⁴⁾。

2.3. スマートフォンでのYouTubeアーキテクチャ

では、利用者の視聴時間を最大化させるためのアルゴリズムが採用されたYouTubeのスマートフォン向けアプリのアーキテクチャがどのようなものかを本節の最後に確認しておこう。

図3は2019年6月のiOS向けYouTubeアプリの起動画面(ホーム画面)を左右に並べたもので⁵⁾、左が画面冒頭部分であり、左下に続くのが右上部分となっている。2つの画面の右上アイコンにあるように利用者がYouTubeにログインしており、これまでの視聴履歴が反映され、利用者に合わせて動画推奨がなされる状態になっている。図3では、利用端末がiPhone SEという小画面(4.7インチ)なので、1画面には上下に2つだけ動画サムネイルが並び、動画内容は1つ目が飲料の広告、以下サッカーの試合ダイジェスト、音楽の長時間動画、YouTubeオリジナルの有名ミュージシャンによる音楽動画となっている。なおこの画面でしばらく利用者に動きが見られないと、画面上部の動画は自動的に再生を始める。

画面上部にはテレビ端末への連携機能、自分で動画撮影・配信機能、検索機能のアイコンが左から並ぶ。そして画面下部には、ホーム画面の他に、短時間で視聴回数が増えている動画がホーム画面と同じようなレイアウトで表示される「急上昇」、利用者が事前の登録したチャンネルの動画が見られる「登録チャンネル」(新着の動画が投稿されたことによる小さな○のアイコンが示されている)、自分で設定した条件に合わせてメッセージが届く受信トレイ、そして自分が過去に視聴した動画が表示される「ライブラリ」の機能が1タップでそれぞれ利用できるようになっていく。つまりこれらがYouTubeの主要な機能であり、後述の調査結果ではこれらの機能別(行動パターン別)の記述を行っている。



図3 iOS向けYouTubeアプリのホーム画面（左半分の下に右半分が続く）

3. 調査概要

3.1. 調査実施時期と方法および分析データ

調査は2019年2月22日（金）～24日（日）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、高校生を除く18～39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）在住の男女に対して、年齢を5歳刻みの5層に分け、性別との組み合わせで10層とし、20歳以上の8層には68名を、18～19歳の2層には32名を割り当て、合計のサンプルサイズを608名として計画した。

回答者の条件としては、自分専用のスマートフォンを持ち、かつ以下の7つの場所ないしは状況のいずれかで、1週間に1回程度以上YouTubeをスマートフォンで利用する者とした。7つの場所ないしは状況とは、「自宅」「自宅以外の建物内（職場や学校、お店や施設の中、友人宅など）」「電車やバスなどの公共交通機関に乗っているとき」「駅のホームやバス

停」「道を歩いているとき」「公園・広場（競技場なども含む）」「その他の場所」（自由記述での回答を求めた）であった。回答者は調査時点の平均的日本人よりも YouTube をスマートフォンでより頻繁に視聴する層である。

実査では 622 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、611 名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 304 名 (49.8%)、女性が 307 名 (50.2%) で、平均年齢は 28.2 歳 (標準偏差 6.31) であった。年齢層の内訳は、18～19 歳が 73 名 (12.0% : 男性 36 名, 女性 37 名), 20～24 歳が 135 名 (22.1% : 男性 67 名, 女性 68 名), 25～29 歳が 135 名 (22.1% : 男性 68 名, 女性 67 名), 30～34 歳が 134 名 (21.9% : 男性 67 名, 女性 67 名), 35～39 歳が 134 名 (21.9% : 男性 66 名, 女性 68 名) であった。なお専門学校生や大学生など学生が 138 名 (22.6%) 含まれる。

3.2. 分析対象者の所有端末と 1 ヶ月あたりのデータ通信容量

分析対象者の自分専用スマートフォン所有率は前述の回答条件より 100% であったが、共用も含めたタブレット端末 (SIM カードあり) 所有率は 18.2%, タブレット端末 (SIM カードなし) 所有率は 28.2% であった。同じくノートパソコンは 75.5%, デスクトップパソコンは 27.7%, テレビ受像機は 58.4% であった。つまり共用も含めたテレビ受像機を持たない者が回答者の 41.6% を占めた。

分析対象者における、スマートフォンで定額利用できる 1 ヶ月あたりのデータ通信容量は「3GB 以上 5GB 未満」(17.5%) と「10GB 以上 20GB 未満」(14.4%) に山の 2 つある広い分布となった (図 4)。ただし「1GB 以上 3GB 未満」も 16.9%, 「30GB 以上」も 10.8% となった。

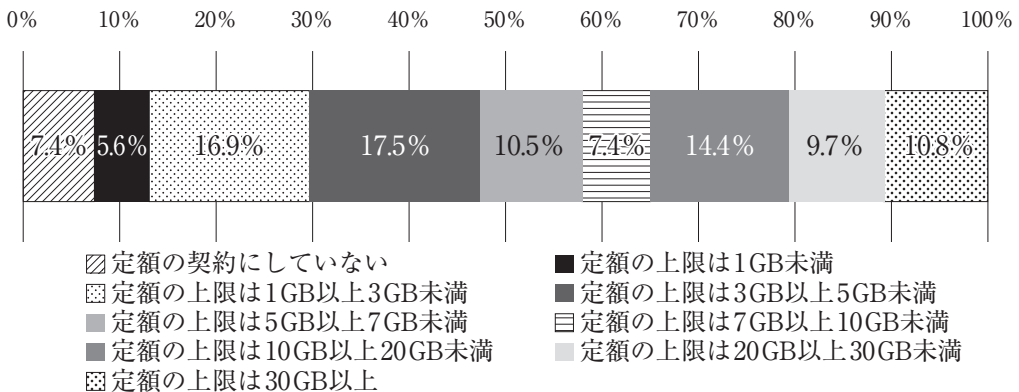


図 4 定額での 1 ヶ月あたりデータ通信量 (N=611)

4. 調査結果 1：スマートフォンでの YouTube 利用概況

4.1. 平日の YouTube 利用時間

音を聞くだけの利用も含めた平日（仕事や学校がある日）のスマートフォンでの YouTube 利用時間は、図 5 のとおり「1 時間以上 1 時間 30 分未満」（14.2%）と「10 分以上 20 分未満」（12.1%）に山の 2 つある広い分布となった。男女に有意差はなかったが⁶⁾、若い年齢において利用時間が長く、5 層の年齢層比較では「18～19 歳」層と「30～34 歳」層との間および「35～39 歳」層との間、「20～24 歳」層と「25～29 歳」層との間、「30～34 歳」層との間および「35～39 歳」層との間で有意差があった⁷⁾。

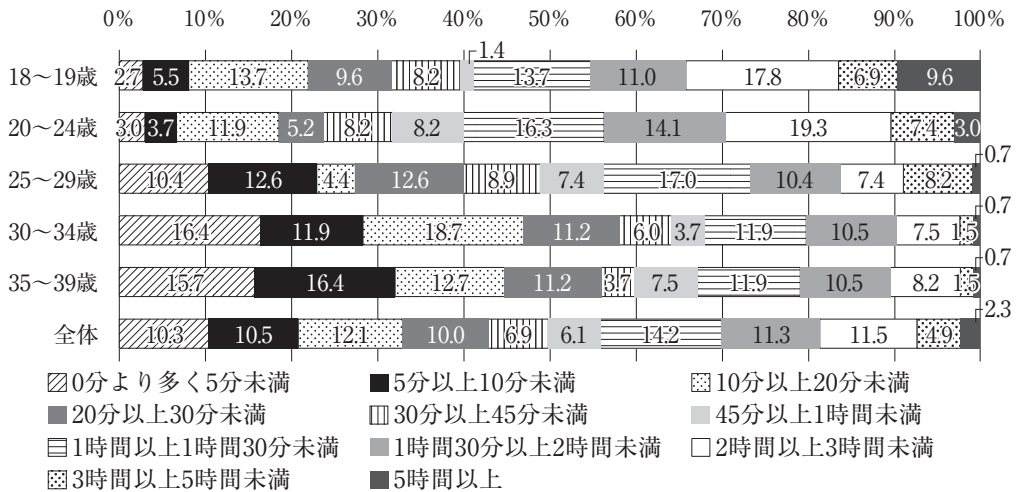


図 5 スマートフォンでの YouTube 利用時間（平日）（N=611）

4.2. 1 セッションでの YouTube 利用時間

1 日ではなく、1 セッションでの YouTube 利用時間を図 6 にある 4 件法で尋ねたところ、「10 分未満」と「10 分以上 30 分未満」で「よくある」が最も大きく、それぞれ 44.7%、42.1% となった。これ以上の長い時間となると「よくある」の頻度は下がり、1 セッションの利用時間が「3 時間以上」では 62.7% が「全くない」と回答した。なおこの質問でも、若年層において利用時間の長い傾向が見られた。

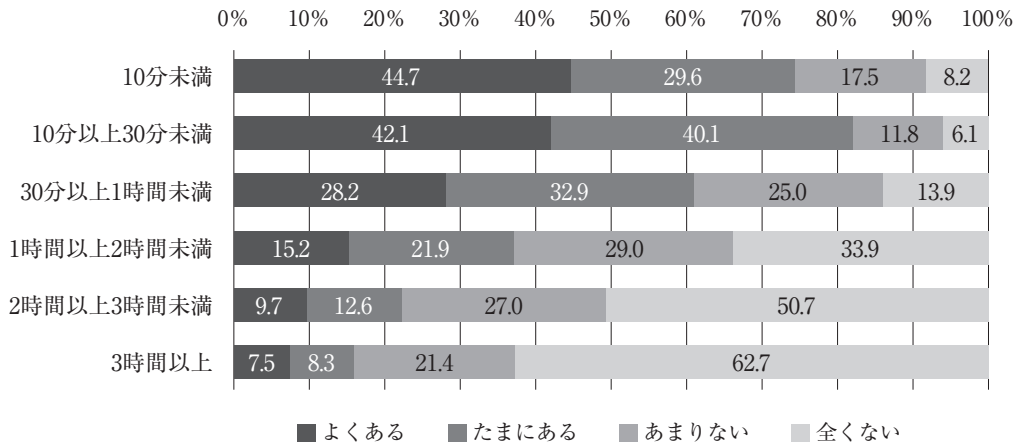


図6 スマートフォンでのYouTube 利用時間 (1セッション) (N=611)

4.3. 良く見たり聞いたりする YouTube 動画の長さ

1本のYouTube動画の長さについて図7にある4件法で尋ねた。「よく見たり聞いたりする」が選択肢中で最も大きな数値になったのは、「5分以上10分未満の動画」(45.5%)と「10分以上30分未満の動画」(40.4%)であった。逆に「まったく見たり聞いたりしない」が最も大きな数値になったのは、56.1%となった「2時間以上の動画」, 「1時間以上2時間未満の動画」(40.1%), そして「15秒未満の動画」(39.4%)であった。

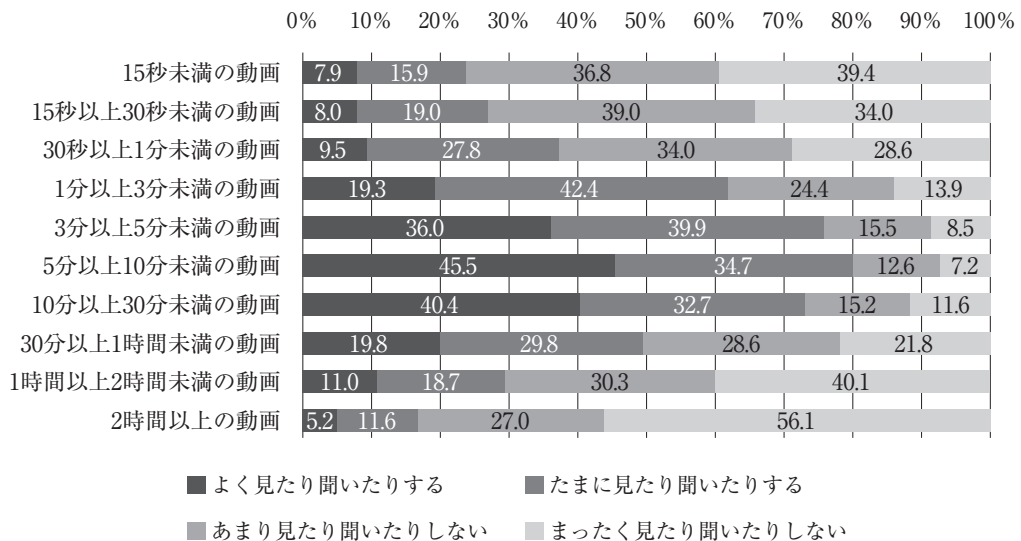


図7 スマートフォンでのYouTube 利用で見たり聞いたりする動画の長さ (N=611)

4.4. YouTube の 1 セッションで見える動画の本数

YouTube の 1 セッションで見える動画の本数を単一回答で求めた結果を図 8 に示した。全体では「3～4 本程度」が 38.5% で最大となった。ついで「2 本程度」の 20.6%、「5～9 本程度」の 18.2% となった。なお男女に有意差はなかったが、若い年齢層において視聴する動画本数が多く、5 層の年齢層比較では、「18～19 歳」層と「25～29 歳」層との間、「30～34 歳」層との間および「35～39 歳」層との間、「20～24 歳」層と「30～34 歳」層との間および「35～39 歳」層との間で有意差があった。

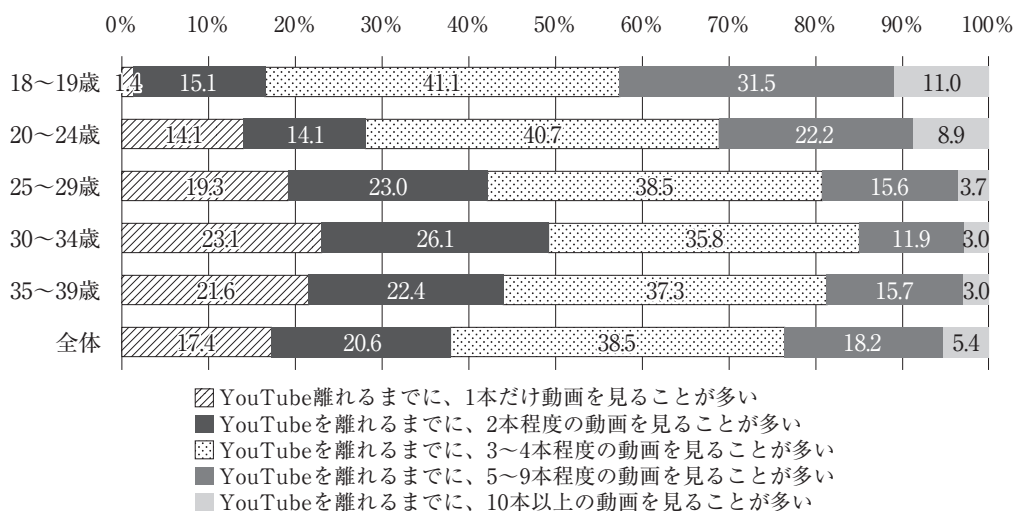


図 8 YouTube 1 セッションでの視聴動画本数 (N=611)

4.5. YouTube で見たり聞いたりする動画内容

最後に YouTube で見たり聞いたりする動画内容について表 1 にある 4 件法で尋ねた。なお表 1 では、「よく見たり聞いたりする」に「たまに見たり聞いたりする」を加えた回答割合が高いものから順に示してある。

最も多くの者が視聴しているのは、「音楽・ミュージックビデオ (PV や MV)」であった。選択肢中最も数値の大きかったのが「よく見たり聞いたりする」(40.9%) であり、「たまに」を加えると 79.5% に上った。これは他項目に比べて圧倒的な数値であった。「よく」と「たまに」の合計値でこれに続いたのが「バラエティ・コメディ」(59.4%) と「画面を見ずに音だけを聞くための動画 (ラジオ・音楽を含む)」(55.2%) であった。

逆に「まったく見たり聞いたりしない」の数値が大きかったものは、順に「友人・知人が投稿・配信する動画」の 61.9%、「講義・講演映像 (教養や知識をえるもの)」の 50.7%、「(強制的に表示される広告ではない) 投稿された広告動画」の 46.6%、「イベント現場の映

表1 スマートフォンでのYouTube 利用時 視聴内容 (単純集計)

	よく見たり聞いたりする	たまに見たり聞いたりする	あまり見たり聞いたりしない	まったく見たり聞いたりしない
音楽・ミュージックビデオ (PV や MV)	40.9	38.6	14.7	5.7
バラエティ・コメディ	18.8	40.6	20.8	19.8
画面を見ずに音だけを聞くための動画 (ラジオ・音楽を含む)	21.3	33.9	19.3	25.5
知らない人が投稿・配信する動画	14.2	39.0	20.1	26.7
実演解説映像 (メイク, 料理, スポーツなど)	13.9	33.1	18.7	34.4
有名人が投稿・配信する動画	12.1	33.2	25.9	28.8
アニメ	13.4	31.1	23.7	31.8
ドラマ・映画	14.4	29.6	24.9	31.1
プレイリスト・ミックスリスト	11.6	30.9	23.2	34.2
ゲーム映像・実況	16.0	24.4	19.0	40.6
料理・健康	8.0	31.1	22.3	38.6
スポーツ	12.6	23.4	20.1	43.9
美容・ファッション	11.5	24.4	22.9	41.2
動物・ペット	9.7	25.9	26.5	38.0
ニュース	6.1	24.6	24.2	45.2
インタビュー・対談	5.1	22.9	28.8	43.2
イベント現場の映像	4.3	22.4	27.7	45.7
(強制的に表示される広告ではない) 投稿された広告動画	5.1	21.1	27.2	46.6
講義・講演映像 (教養や知識をえるもの)	5.1	19.2	25.0	50.7
友人・知人が投稿・配信する動画	3.1	13.6	21.4	61.9

N=611, 数字は% 「よく見たり聞いたりする」と「たまに見たり聞いたりする」の合計の大きい順に表示

像」の 45.7%, 「ニュース」の 45.2% であった。

ここで「よく見たり聞いたりする」を 4, 「たまに見たり聞いたりする」を 3, 「あまり見たり聞いたりしない」を 2, 「まったく見たり聞いたりしない」を 1 として平均値を求めた場合の標準偏差の大きな項目, すなわち見たり聞いたりする人も一定数いるが, まったく見たり聞いたりしない人も多いという傾向を持つ動画内容を見てみよう。すると標準偏差が 1.126 の「ゲーム映像・実況」(平均値 2.16), 1.090 の「画面を見ずに音だけを聞くための動画 (ラジオ・音楽を含む)」(平均値 2.51), 1.085 の「スポーツ」(平均値 2.05), 1.078 の「実演解説映像 (メイク, 料理, スポーツなど)」(平均値 2.27), 1.055 の「美容・ファッション」(平均値 2.06), 1.054 の「ドラマ・映画」(平均値 2.27), 1.048 の「アニメ」(平均値 2.26) が挙がり, このうち「まったく見たり聞いたりしない」が 40% を超えていたものは, 「ゲーム映像・実況」(40.6%), 「スポーツ」(43.9%), 「美容・ファッション」(41.2%) であった。

これらの回答を因子分析⁸⁾によって分類すると, 表 2 に示すように 5 つの因子が得られた。

第 1 因子と関連の深い 7 項目は表 1 において「まったく見たり聞いたりしない」の割合が

表2 スマートフォンでの YouTube 利用時 視聴内容 (因子分析結果)

	因子					共通性
	1	2	3	4	5	
第1因子：低頻度視聴・ニュース・情報						
インタビュー・対談	<u>.72</u>	.03	-.12	.08	.00	.50
講義・講演映像（教養や知識をえるもの）	<u>.63</u>	.03	-.05	-.04	.12	.57
ニュース	<u>.61</u>	-.09	.05	.08	.04	.59
友人・知人が投稿・配信する動画	<u>.51</u>	.14	.00	-.03	-.05	.67
（強制的に表示される広告ではない）投稿された 広告動画	<u>.49</u>	.13	.04	-.09	-.04	.70
イベント現場の映像	<u>.47</u>	.10	.10	-.02	.10	.61
スポーツ	<u>.39</u>	-.21	.17	.23	-.12	.70
第2因子：実用実演・人気 YouTuber						
美容・ファッション	-.03	<u>.77</u>	-.12	.00	-.02	.48
実演解説映像（メイク、料理、スポーツなど）	.04	<u>.58</u>	.11	.01	.06	.55
料理・健康	.08	<u>.48</u>	.13	.02	.04	.63
有名人が投稿・配信する動画	.09	<u>.43</u>	.11	.15	-.12	.66
第3因子：ゲーム・アニメ						
ゲーム映像・実況	-.05	.00	<u>.59</u>	-.07	-.01	.70
アニメ	.02	-.02	<u>.43</u>	.06	.10	.76
第4因子：プロエンタメコンテンツ						
バラエティ・コメディ	.01	.03	.09	<u>.45</u>	.00	.75
ドラマ・映画	.22	.18	-.20	<u>.41</u>	.03	.63
第5因子：音楽						
画面を見ずに音だけを聞くための動画（ラジオ・ 音楽を含む）	.09	-.02	.05	-.05	<u>.56</u>	.66
プレイリスト・ミックスリスト	.16	.00	.01	-.01	<u>.50</u>	.68
音楽・ミュージックビデオ（PVやMV）	-.17	.02	-.06	.16	<u>.44</u>	.78
クロンバックの α 係数	.78	.73	.49	.48	.56	

高い順の7項目と一致した。内容的には、コンテンツそのものを楽しむ音楽、ドラマや映画、アニメなどとは異なり、特に因子負荷量の高い項目では道具的な情報と考えられる内容が並んだ。よって「低頻度視聴・ニュース・情報」因子と名づけた。第2因子は美容や料理などに関わる実用的な動画内容であり、また「有名人が投稿・配信する動画」の項目とも関係の強い因子であったので、「実用実演・人気 YouTuber」と名づけた。

第3因子は2項目のみで構成された因子であるが（2項目の相関係数は0.322）、関係の強い項目名にしたがい「ゲーム・アニメ」とした。第4因子も2項目のみで構成された因子で（2項目間の相関係数は0.317）、関係の強い項目名にしたがい「プロエンタメコンテンツ」とした。第5因子は「音楽」という語が入っている2つの項目に加え、短い音楽動画（音だけのものも含む）を連続再生する「プレイリスト」と「ミックスリスト」とも関係の強い因子であるので「音楽」因子と名づけた。

回答について「よく見たり聞いたりする」を4、「たまに見たり聞いたりする」を3、「あまり見たり聞いたりしない」を2、「まったく見たり聞いたりしない」を1として、各因子

に含まれる項目の数値を単純加算し、それを項目数で割った値で各動画内容の視聴頻度を点数化した。その後、各内容の視聴頻度の平均値を求めると、「低頻度視聴・ニュース・情報」は1.85（標準偏差0.62）、「実用実演・人気 YouTuber」は2.17（標準偏差0.77）、「ゲーム・アニメ」は2.21（標準偏差0.88）、「プロエンタメコンテンツ」は2.43（標準偏差0.84）、「音楽」2.62（標準偏差0.73）となった。つまり平均的な視聴頻度としては、「音楽」と「プロエンタメコンテンツ」の2つが高く、「ゲーム・アニメ」「実用実演・人気 YouTuber」「低頻度視聴・ニュース・情報」の順に低いものとなっていく。したがってスマートフォンでのYouTube利用は、池田（1988）の言う「道具的な情報ニーズ」よりも「コンサマトリー性の情報ニーズ」によって利用される傾向が強いと言える。これは先述の「グーグルとYouTubeは別の生き物である。YouTubeが目指すべきは、ユーザーを夢中にして、できるだけ長い時間をこのサイトで過ごしてもらうことだ」というグーグルのGoodrowのコメントに示された狙いが、少なくとも日本の18～39歳の頻繁にYouTubeをスマートフォンで利用する層においては達成されていると見ることができる。

5. 調査結果2：YouTubeアーキテクチャの利用

ここからはスマートフォンで利用するYouTubeの機能や画面によって構成されるアーキテクチャに着目して分析していく。

5.1. 1本目の動画を見るとき場所（画面）や動作

図9に示したようにスマートフォンを利用してYouTubeで1本目の動画を見始めるときの画面（機能）や動作を4件法で尋ねた質問では、「自分でキーワードを検索して」の「よくある」が68.4%となり、7項目中で最も良く行われる動作となった（図9では「よくある」の数値が高い順に項目は並んでいる）。

「よくある」を4、「たまにある」を3、「あまりない」を2、「全くない」を1とした平均値は、大きい順に「自分でキーワードを検索して」が3.60（標準偏差0.66）、「ホーム画面に表示されるものから」が2.97（標準偏差0.94）、「登録チャンネルから」が2.74（標準偏差1.18）となり、スマートフォンでのYouTube視聴の3大スタート地点と言える。ただし図9からわかるように、登録チャンネルは「よくある」が37.8%いる一方、「まったくない」も21.9%と多い。

5.2. YouTube動画を1本見た後の利用者の動き

続いて、YouTubeで動画を1本見た後、もしくは途中で動画を見るのをやめた後の利用者の動きを見てみよう。すると図10に示したとおり、「YouTube内を検索する」で「よく

スマートフォンでの YouTube 視聴実態

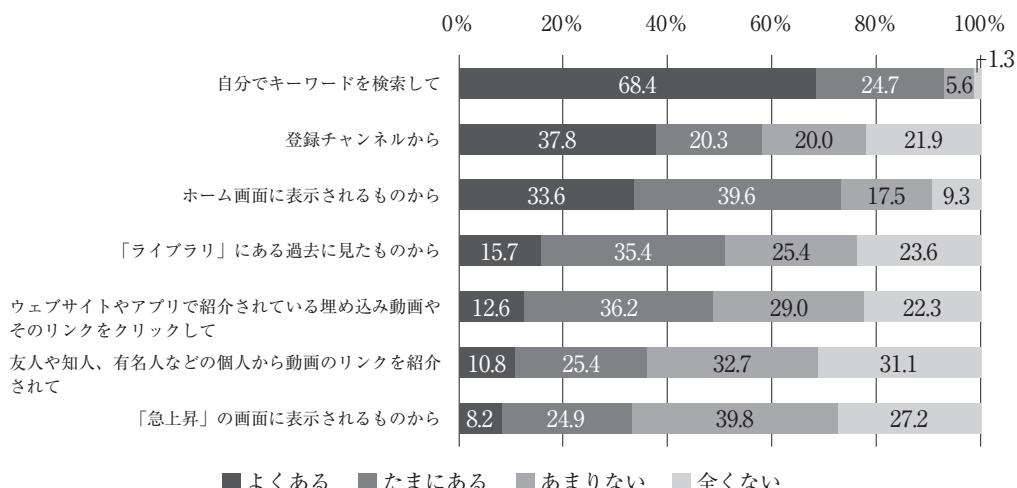


図9 YouTubeで1本目の動画を見始めるときの画面や動作 (N=611)

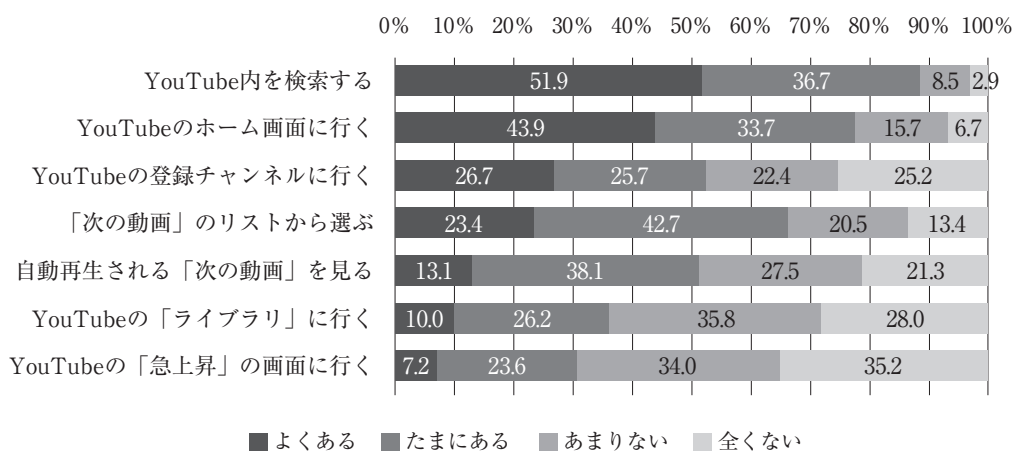


図10 YouTubeで動画を1本見終わった後の利用者の動き (N=611)

ある」が51.9%となった(図10では「よくある」の数値が高い順に項目は並んでいる)。「よくある」を4,「たまにある」を3,「あまりない」を2,「全くない」を1とした平均値は,大きい順に「YouTube内を検索する」が3.37(標準偏差0.76),「YouTubeのホーム画面に行く」が3.15(標準偏差0.92),「『次の動画』のリストから選ぶ」が2.76(標準偏差0.96)となった。

1本目の動画を見始める時の結果と比べると,「検索する」と「ホーム画面」の上位2つの順位は変わらない。しかし平均値では「検索する」は0.23ポイント下がり,「ホーム画面」は0.18ポイント上がった。つまり1本目は関心に基づく探索的(能動的)視聴の程度

が高いが、1本を見終わった後の動きとしてはホーム画面に行き、推奨された動画から1本目に比べて受動的に見るようになる傾向が示されている。

YouTubeのアルゴリズムで推奨された動画を見る動きが多いことは「『次の動画』のリストから選ぶ」が平均値2.76で3位となっていることから明らかで、1本目を見始める時の平均値として2.74だった「登録チャンネルから」が2.54に下がっていることもそのことを傍証している。

この利用者の動きは、「YouTube視聴時間の70%以上は推奨された動画によるものである」というYouTube幹部の2018年初頭の発言とも整合するが(Solsman, 2018)、ここで注意を要するのは、「自動再生される『次の動画』を見る」は平均点では2.43(標準偏差0.97)で、「『次の動画』のリストから選ぶ」の2.76よりも0.33ポイント低いことである。つまり利用者は推奨されるままにその順番で動画を視聴するよりも、いくつかの候補の中から自分で視聴する動画を選択することの方が多い。

5.3. YouTube利用時の行動パターン(1本目視聴とその後の視聴行動の組合せ)

以上で記したYouTubeで1本目の動画を見始めるときの画面(機能)や動作と動画を1本見た後、もしくは途中で動画を見るのをやめた後の利用者の動きを組み合わせることで、いくぶんYouTube利用の行動パターンが見えてくるはずである。そのために行った因子分析⁹⁾の結果が表3であり、5つの因子が得られた。

第1因子と関係の強い4項目を見ると、1本目の動画をホーム画面あるいは「急上昇」の画面で見始め、その後やはりホーム画面あるいは「急上昇」の画面で動画を見るというパターンを示している。ホーム画面には利用者の視聴データに基づき多くの推奨動画が並び、画面をスクロールすることで視聴動画が選択されることになる。また推奨される動画は、「急上昇」に典型だが、新しく投稿されたものもしくはその時に人気を得ているものが多い。よってこの因子は「長いリストから新着動画を選択」と解釈できる。

第2因子と関係の強い4項目のうち、1本目の動画視聴に関わるものは「『ライブラリ』にある過去に見たものから」のみである。その後、再度「ライブラリ」に行くか、1本目の動画に関連する「次の動画」機能を利用して動画を見るという行動パターンである。よって「ライブラリの過去視聴動画から」と因子を名づけた。第3因子は2項目のみで構成された因子で(2項目の相関係数は0.74)、登録チャンネルから動画を見始めて、また登録チャンネルに戻るといったパターンであるため因子名を「登録チャンネル繰り返し」とした。このパターンでの視聴は投稿内容もしくは投稿者に視聴者が愛着を持ち、定期的に更新される新着動画を見ていくものだと推測される。

第4因子も2項目のみで構成された因子で(2項目間の相関係数は0.44)、キーワード検索をした後に1本目の動画を見始めて、また検索するというパターンであるため因子名を

表3 スマートフォンでの YouTube 利用時の行動パターン (因子分析結果)

	因子					共通性	
	1	2	3	4	5		
第1因子：長いリストから新着動画を選択							
1本目	「急上昇」の画面に表示されるものから	<u>.79</u>	-.06	-.03	-.02	.16	.43
2本目以降	YouTubeの「急上昇」の画面に行く	<u>.76</u>	-.04	.03	-.10	.11	.43
1本目	ホーム画面に表示されるものから	<u>.34</u>	.14	.12	.05	-.28	.67
2本目以降	YouTubeのホーム画面に行く	<u>.27</u>	.01	.16	.24	-.20	.73
第2因子：ライブラリの過去視聴動画から							
2本目以降	「次の動画」のリストから選ぶ	.04	<u>.58</u>	-.14	.00	-.07	.69
1本目	「ライブラリ」にある過去に見たものから	-.16	<u>.53</u>	.11	.02	.17	.67
2本目以降	YouTubeの「ライブラリ」に行く	-.10	<u>.51</u>	.23	.00	.16	.62
2本目以降	自動再生される「次の動画」を見る	.18	<u>.50</u>	-.17	-.07	.02	.69
第3因子：登録チャンネル繰り返し							
1本目	登録チャンネルから	-.03	-.04	<u>.82</u>	-.01	.02	.36
2本目以降	YouTubeの登録チャンネルに行く	.03	.02	<u>.81</u>	-.06	.01	.32
第4因子：検索繰り返し							
2本目以降	YouTube内を検索する	-.03	.00	-.01	<u>.58</u>	.07	.66
1本目	自分でキーワードを検索して	-.14	-.02	-.10	<u>.58</u>	.08	.65
第5因子：紹介動画によってYouTube訪問							
1本目	ウェブサイトやアプリで紹介されている埋め込み動画やそのリンクをクリックして	.18	.12	.00	.08	<u>.52</u>	.63
1本目	友人や知人、有名人などの個人から動画のリンクを紹介されて	.27	.04	.04	.07	<u>.49</u>	.66
クロンバックの α 係数		.68	.63	.85	.61	.63	

「検索繰り返し」とした。必要に応じた探索的（能動的）な視聴傾向が強いと考えられ、第1因子から第3因子のような習慣化された視聴ではないと解釈できる。第5因子も2項目のみ、しかも1本目の動画を見始める動作のみで構成された因子である（2項目間の相関係数は0.46）。これまでの4つの因子と異なり、YouTubeに訪問しているという意識が利用者にはあまりなく、その動画を見て次の動画は見ないというパターンを示していると推測される。よって因子名を「紹介動画によってYouTube訪問」とした。

回答について「よくある」を4、「たまにある」を3、「あまりない」を2、「全くない」を1として、各因子に含まれる項目の数値を単純加算し、それを項目数で割った値で各行動パターンの頻度を点数化した。その後に行動パターンの頻度の平均値を求めると、大きい順に「検索繰り返し」の3.49（標準偏差0.60）、「登録チャンネル繰り返し」の2.64（標準偏差1.08）、「長いリストから新着動画を選択」の2.57（標準偏差0.66）、「ライブラリの過去視聴動画から」の2.45（標準偏差0.67）、「紹介動画によってYouTube訪問」の2.27（標準偏差0.83）となった。つまり行動パターンの平均的な頻度としては、「検索繰り返し」「登録チャンネル繰り返し」「長いリストから新着動画を選択」「ライブラリの過去視聴動画から」「紹介動画によってYouTube訪問」の順に低水準になっていく。ただしこれは行動パターン単

位の頻度であり、実際は同じ利用者が複数の行動パターンを組み合わせることで YouTube 内を動いて、動画視聴をしているはずである。

5.4. YouTube 利用時の行動パターン同士の相関分析

では、この5つの行動パターン同士はどのような関係にあるのだろうか。そこで前述の各因子に含まれる項目の数値を単純加算し、それを項目数で割った値で各行動パターンの頻度を点数化したもので相関係数を求めたのが表4である。結果は、ほとんどの組合せで5%水準で有意な関係を持った。

なかでも「長いリストから新着動画を選択」は「ライブラリの過去視聴動画から」と「登録チャンネル繰り返し」で相関係数が0.3を超え、「紹介動画によって YouTube 訪問」でも0.2を超えていることから、これら4行動パターンは同一利用者の中で組み合わせられることの多いものと言える。「長いリストから新着動画を選択」中には「ホーム画面」が含まれるためそのような結果になるのであろう。けれども「長いリストから新着動画を選択」は「検索繰り返し」とは無相関であり、この2つの行動パターンは同一利用者の中で組み合わせられることが少ない。このことは YouTube 利用者が、検索を繰り返して動画を視聴する言わば能動的（探索的）視聴者とホーム画面などを起点とし動画を受動的に視聴する者へと二分される可能性を示している。

もう一点、特徴的なのは「登録チャンネル繰り返し」と「検索繰り返し」が有意な負の相関を持つことである。つまりこの2つの行動パターンは同一利用者の中で組み合わせられることが少ない。「登録チャンネル繰り返し」は自ら登録したチャンネルから複数の動画を見ることなので、選択的で能動的とも言える。と同時にこの視聴パターン習慣的であると考えられる。それに対して「検索繰り返し」は都度の必要に応じた探索的な視聴行動パターンであ

表4 YouTube 利用時の行動パターン同士の相関係数 (N=611)

変数	長いリストから 新着動画選択	ライブラリの過 去視聴動画から	登録チャンネル 繰り返し	検索繰り返し	紹介動画によって YouTube 訪問
長いリストから新着動画 選択	—	—	—	—	—
ライブラリの過去視聴動 画から	0.314***	—	—	—	—
登録チャンネル繰り返し	0.356***	0.193***	—	—	—
検索繰り返し	-0.021	0.116**	-0.103*	—	—
紹介動画によって YouTube 訪問	0.203***	0.350***	0.127**	0.084*	—

***p<.001, **p<.01, *p<.05

り、習慣性と都度性という観点で2つは対照的な視聴パターンだと言えよう。

5.5. YouTube 内行動パターンと動画内容の相関分析

では前述の行動パターンと視聴動画内容には何らかの関係を見出せるのであろうか。そこで5つの行動パターンの平均値と視聴動画内容の5因子の平均値との相関係数を算出した。その結果が表5で、ほとんどの組合せで5%水準で有意な関係を持った。

「長いリストから新着動画選択」では5つの動画内容因子すべてと0.1%水準で有意な関係を持ち、「音楽」以外の動画内容で相関係数は0.2以上となった。相対的に高頻度で視聴した動画に基づいてホーム画面には推奨動画の長いリストができるため、このように幅広い動画内容がこのパターンで視聴されるのだろう。

「ライブラリの過去視聴動画から」でも5つの動画内容因子すべてと有意な関係が見られた。ただし「長いリストから新着動画選択」に比べると相関係数の値は小さい。また「長いリストから新着動画選択」では相関係数の最も小さかった「音楽」において最もその値が大きくなった(0.342)。つまり過去に見たライブラリ内の動画から視聴を始め、再度ライブラリにある動画もしくは「次の動画」での自動再生あるいは自動再生のリストから動画を視聴するパターンでの視聴が多いのは「音楽」である。さらに「音楽」は「検索繰り返し」で見られる内容としては唯一相関係数が0.189と高く、検索によって最も見聞きされる動画内容とも言える。「検索繰り返し」について有意な関係が見られた内容は、「音楽」に加えて「プロエンタメコンテンツ」であり、他の3動画内容因子とは無相関となった。つまり相対的にはという但し書きは必要だが、「低頻度視聴・ニュース・情報」「実用実演・人気 YouTuber」「ゲーム・アニメ」は必要に応じて都度検索されて見られていない。

次に「登録チャンネル繰り返し」に移ろう。相関係数が有意なのは相関係数の大きい順に「実用実演・人気 YouTuber」「低頻度視聴・ニュース・情報」「ゲーム・アニメ」である。

表5 YouTube 利用時の行動パターンと視聴動画内容の相関関係 (N=611)

変数	低頻度視聴・ ニュース・情報	実用実演・人気 YouTuber	ゲーム・アニメ	プロエンタメコ ンテンツ	音楽
長いリストから新着動画 選択	0.334***	0.366***	0.213***	0.323***	0.134***
ライブラリの過去視聴動 画から	0.277***	0.254***	0.138***	0.285***	0.342***
登録チャンネル繰り返し	0.211***	0.341***	0.200***	0.067	0.068
検索繰り返し	-0.068	-0.063	-0.04	0.080*	0.189***
紹介動画によって YouTube 訪問	0.331***	0.257***	0.111**	0.212***	0.195***

*** p<.001, ** p<.01, * p<.05

「登録チャンネル繰り返し」は「検索繰り返し」と表4において負の有意な相関を持ったが、行動パターンのみならず、視聴内容も別という傾向を持つ。これは「音楽」「プロエンタメコンテンツ」においてチャンネルを用いて積極的に配信している（事業）者が相対的に少ないことによるものかもしれない。

最後に「紹介動画によってYouTube訪問」という行動パターンであるが、これも「ゲーム・アニメ」以外では0.1%の有意水準での相関の高さが確認された。ただし最も相関係数が高く0.3を超えたのは「低頻度視聴・ニュース・情報」であり、この因子に含まれる内容の動画が相対的に誰かによって紹介され、それを視聴するためにYouTubeを来訪する者が多いことを示している。

6. まとめと今後

本稿では一般化してきたスマートフォンによる動画視聴について、その代表的サービスであるYouTubeを対象に行った利用者行動調査の結果を記した。YouTubeは利用者の視聴時間を最大化するために動画推奨アルゴリズムを用い、またそのような長時間利用を促すためのアーキテクチャを作っている。そのアーキテクチャの視点を持ちつつ分析した主に5節以降の知見をまとめると次のようになる。

- 1本目の動画を見始める時の動作として、「自分でキーワードを検索して」を「よくある」と回答した者は68.4%、「たまにある」を加えると93.1%に上る。
- 1本目の動画を見始める時の動作としては、「自分でキーワードを検索して」の他に、順に「ホーム画面に表示されるものから」「登録チャンネルから」が高い頻度となった。
- 動画を1本見終わった後の動作としても、「YouTube内を検索する」を「よくある」と回答した者は51.9%、「たまにある」を加えると88.6%に上る。ただし1本目の動画を見始める時よりもその頻度は下がる。
- 動画を1本見終わった後の動作として「ホーム画面に行く」は1本目を見始める時の動作よりも頻度が上がり、また「『次の動画』のリストから選ぶ」の利用頻度も相対的に高いことから、YouTubeアルゴリズムによる推奨動画を見る動きは1本目を見始める時の動作よりも増すと考えられる。
- 1本目の動画を見始める時の動作と動画を1本見終わった後の動作を組み合わせるとYouTube内の行動パターンを作ると5つ抽出された。それらを高頻度順に挙げると、「検索繰り返し」、「登録チャンネル繰り返し」、「長いリストから新着動画を選択」、「ライブラリの過去視聴動画から」、そして1本目を見始める時の動作だけに関わる「紹介動画によってYouTube訪問」となった。
- 1本目の視聴開始時、動画を1本見終わった後の動作としても最も頻度の高かった「検

索繰り返し」については、他の4つの行動パターンと正の相関が非常に高いものが存在せず、「長いリストから新着動画を選択」とは無相関、「登録チャンネル繰り返し」とは負の相関を示した。

- 「長いリストから新着動画を選択」の行動パターンでは、動画内容として抽出された5因子すべてと正の有意な相関（0.1%水準）を持ち、この行動パターンは広い動画内容と関係していた。
- 音楽関連動画は「ライブラリの過去視聴動画から」あるいは「検索繰り返し」によつての視聴が相対的に多い。
- 「検索繰り返し」と負の有意な相関を示した「登録チャンネル繰り返し」で最も視聴される傾向を持ったのは「実用実演・人気 YouTuber」因子の動画であった。

スマートフォンでの YouTube 視聴行動においてはアーキテクチャによる行動パターンが存在し、行動パターン同士の関係、行動パターンと視聴内容にも一定の有意な関係がみられた。これが本稿の抽象度を上げた結論となる。ただし注意を要するのは、本研究の調査対象者が相対的に高い頻度で、かつ長時間 YouTube を利用する層という点である。つまり平均的な利用者では本稿で見られた結果とは異なる結果が出る可能性がある。

また本研究の改善点も述べよう。本研究では小寺（2012）を参照しつつ、現在の YouTube 利用環境を考慮した上で視聴動画内容の項目を作成した。たとえば同研究での実査当時である2010年はPCでの視聴が中心であること、短尺動画の配信チャンネルとして相性が良いと考えられる SNS の利用もスマートフォンによつて2013年以降に進んだこと。また人気 YouTuber が注目を集めていったのが2015年以降といった要因は考慮した。結果、視聴動画内容を尋ねる質問への回答からは5因子が抽出されたものの、表1の分布を見ると YouTube には実に多様な動画が投稿され、様々な頻度で視聴されていることを実感した。したがって視聴動画内容質問項目を増やしながらのより一層の改善は必要であろう。

注

- 1) 本稿では「利用者」と「ユーザー」という語が登場する。両者に意味的な差異はなく、「利用者」を基本としているが、引用の場合は原文の「ユーザー」を尊重した。
- 2) 4.7インチはiPhone6もしくは7, 6.5インチはiPhone Xs Max にそれぞれ該当する。
- 3) 346,086のユニークな動画が延べ696,468回推奨された。
- 4) 筆者のゼミでは、スクリーンタイム機能およびアンドロイド OS で利用できる同等機能を用いて、スマートフォン利用時間とアプリ別利用時間を把握したうえで、それを改善すべきか否か、改善する場合の方策を考えさせるグループワークを行った。スクリーンタイム機能によって YouTube アプリの利用時間制限をする者もいたが、制限時間に達したことを通知された場合でも「本日は制限時間を無視する」を1タップで選択することもでき、結果としてそれ以降も

同アプリを使い続けてしまう者が多かった。ただし通知によって一区切りした段階でアプリの止められる者もいた。

- 5) この画面は、本稿の調査実施時である 2019 年 2 月と比べて大きな変更はない。
- 6) 「0 分より多く 5 分未満」を 1, 「5 時間以上」を 11 とし, 男女の平均値について 5% を有意水準として t 検定を行った。男女比較についての分析法, 記述は以下同様である。
- 7) 「0 分より多く 5 分未満」を 1, 「5 時間以上」を 11 とし, 年齢層別の 5 層の平均値について一元配置分散分析とその後の多重比較を 5% 有意水準として行った。年齢層別比較についての分析法, 記述は以下同様である。
- 8) 具体的な因子分析の手法は, 主因子法で抽出し, スクリー基準で因子数を決定し, プロマックス回転後にいずれの因子に対しても因子負荷量の低い項目または複数の因子に対して因子負荷量が高い項目を除外して, 最終的な決定を行った。
- 9) 具体的な因子分析の手法は, 主因子法で抽出し, スクリー基準で因子数を決定し, プロマックス回転後にいずれの因子に対しても因子負荷量の低い項目または複数の因子に対して因子負荷量が高い項目を除外して, 最終的な決定を行った。

参 考 文 献

- Balabanovic, M., & Shoham, Y. (1997). Fab: Content-Based, Collaborative Recommendation. *Communications of The ACM*, 40 (3), pp. 66-72.
- 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.
- Baluja, S. (2016). A Simple and Efficient Method to Handle Sparse Preference Data Using Domination Graphs: An Application to YouTube. *Procedia Computer Science*, 80, 2302-2311.
- Calvo, R. A., & Peters, D. (2014). *Positive Computing: Technology for Wellbeing and Human Potential*. The MIT Press. (渡邊淳司, ドミニク・チェン監訳 (2017). 『ウェルビーイングの設計論—人がよりよく生きるための情報技術』ピー・エヌ・エヌ新社)
- Chu, M. & Baluja, S. (2016). Recommending Video Programs, *U.S. Patent No. 9,396,258*. Washington, DC: U.S. Patent and Trademark Office.
- Constine, J. (2018). Facebook Feed Change Sacrifices Time Spent and News Outlets for 'Well-Being'. *TechCrunch*. <https://techcrunch.com/2018/01/11/facebook-time-well-spent/> (2019 年 7 月 2 日アクセス)
- Harris, T. (2014). How Better Tech Could Protect Us from Distraction. *TED x Brussels*. https://www.ted.com/talks/tristan_harris_how_better_tech_could_protect_us_from_distraction (2019 年 7 月 2 日アクセス)
- Harris, T. (2017). Time Well Spent, *NYSAIS-Now*. <https://www.youtube.com/watch?v=ES6bJgUETT8> (2019 年 7 月 2 日アクセス)
- Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Borchers, A. & Riedl, J. (1999). An Algorithmic Framework for Performing Collaborative Filtering. *In 22nd Annual International ACM SIGIR Conference*

- on Research and Development in Information Retrieval, SIGIR 1999*, pp.230-237. Association for Computing Machinery.
- 池田謙一 (1998). 「限定効果論」と「利用と満足研究」の今日的展開をめざして：情報行動論の観点から. *新聞学評論*. 37, 25-49.
- 小寺敦之 (2012). 動画共有サイトの「利用と満足」：「YouTube」がテレビ等の既存メディア利用に与える影響. *社会情報学研究*. 16 (1), 1-14.
- 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)
- Lynley, M. (2018). Google Rolls out App Time Management Controls. *TechCrunch*. <https://techcrunch.com/2018/05/08/android-rolls-out-a-suite-of-time-management-controls-to-promote-more-healthy-app-usage/> (2019年7月2日アクセス)
- Metz, R. (2018). An ex-Google Engineer is Scraping YouTube to Pop Our Filter Bubbles. *MIT Technology Review*. <https://www.technologyreview.com/s/610760/an-ex-google-engineer-is-scraping-youtube-to-pop-our-filter-bubbles/> (2019年7月1日アクセス)
- 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～ニールセン動画サービスの利用状況を発表～. <https://www.nielsen.com/jp/ja/insights/newswire-j/press-release-chart/nielsen-pressrelease-20190227-digital-audience-measurement.html> (2019年7月1日アクセス)
- ニールセン (2019b). 若年層の月間の動画視聴時間は1年間で約2時間増加～ニールセンスマートフォンの利用状況を発表. <https://www.nielsen.com/jp/ja/insights/newswire-j/press-release-chart/nielsen-pressrelease-20190326-nielsen-mobile-netview-smartphone-usage.html> (2019年7月1日アクセス)
- Pazzani M. J., Billsus D. (2007) Content-Based Recommendation Systems. In: Brusilovsky P., Kobsa A., Nejdl W. (eds) *The Adaptive Web. Lecture Notes in Computer Science*, Vol 4321. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Perez, S. (2019). Tim Cook Wants You to Put Down Your iPhone. *TechCrunch*, <https://techcrunch.com/2019/04/23/tim-cook-wants-you-to-put-down-your-iphone/> (2019年7月2日アクセス)
- Pew Research Center. (2018). Many Turn to YouTube for Children's Content, News, How-To Lessons. https://www.pewinternet.org/wp-content/uploads/sites/9/2018/11/PI_2018.11.07_youtube_FINAL.pdf (2019年7月2日アクセス)
- Qian, C. (2018). The Biggest Trend in Chinese Social Media Is Dying, and Another Has Already Taken Its Place. *CNBC*. <https://www.cnbc.com/2018/09/19/short-video-apps-like-douyin-tiktok-are-dominating-chinese-screens.html> (2019年7月1日アクセス)
- Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P. & Riedl, J. (1994). GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews. In *Proceedings of the 1994 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pp.175-186. Association for Computing Machinery.
- Sarwar, B. M., Karypis, G., Konstan, J. A. & Riedl, J. (2001). Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. In *Proceedings of the 10th International Conference on World*

- Wide Web*, pp. 285-295. Association for Computing Machinery.
- 佐々木裕一 (2018). 『ソーシャルメディア四半世紀』 日本経済新聞出版社
- 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/> (2019年7月2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 (2019年7月1日アクセス)
- Wojcicki, S. & Goodrow, C. (2018). Stretch: The YouTube Story, *In Measure What Matters: How Google, Bono, and the Gates Foundation Rock the World with OKRs*. John Doerr. Portfolio.
- YouTube (2018). Tools to Take Charge of Your Digital Wellbeing. *YouTube Official Blog*.
https://youtube.googleblog.com/2018/08/tools-to-take-charge-of-your-digital.html_ (2019年7月2日アクセス)