



NIELSEN JOURNAL
of MEASUREMENT

ニールセン メジャーメント・ジャーナル

全体像: メディア細分化の課題に
対応する技術:

●
OTT デバイスでの共視聴: 似ていることと、
違うこと

●
クラウドソーシングと
画像処理によるデータ収集の自動化



VOL 1 ISSUE 3

FEBRUARY 2017

編集長

SAUL ROSENBERG

マネージングエディター

JEROME SAMSON

レビュー委員会

PAUL DONATO

視聴行動分析部門 R&D 担当 EVP
チーフ リサーチ オフィサー

KATHLEEN MANCINI

SVP コミュニケーションズ

MAINAK MAZUMDAR

視聴行動分析部門 データサイエンス担当 EVP
チーフ リサーチ オフィサー

FRANK PIOTROWSKI

購買行動分析部門 データサイエンス担当 EVP
チーフ リサーチ オフィサー

ARUN RAMASWAMY

チーフ エンジニア

ERIC SOLOMON

SVP プロダクト リーダーシップ

計測の世界は変化し続けています。

最近のデータ収集、転送、蓄積および分析の進歩によって、調査機関はかつてないほど大量のデータを利用できるようになりました。しかし、「ビッグデータ」はデータの質を保証するものではなく、確固たる調査手法がこれまで以上に重要になってきています。

メジャメントサイエンスは、私たちの仕事の要となるものです。ニールセンがご提供するあらゆるデータやインサイトは、絶えず進化を続ける科学的手法とテクニックに支えられています。また、私たちは常に他の科学者や業界のThought Leader と協力して革新的なプロジェクトに取り組んでいます。これらの作業はどれも表には現れないものですが、だからと言って重要性が低いわけではありません。それどころか、最高品質のデータをクライアントに提供するために必要不可欠なものなのです。

こうした極めてエキサイティングな進歩や発展に関する情報を皆様と共有するために、『ニールセン メジャメント・ジャーナル』(Nielsen Journal of Measurement)を創刊いたしました。

ニールセン メジャメント・ジャーナル第3号へようこそ

SAUL ROSENBERG

『ニールセン メジャメント・ジャーナル』が2017年に重点的に取り上げるテーマは以下のとおりです。

bd

ビッグデータ — このテーマの関連項では、ビッグデータを利用して調査方法を改良し、消費者の行動に対する理解を深める方法を模索します。

s

アンケート調査 — 最近ではあらゆるところでアンケート調査が行われていますが、残念ながら科学的な根拠がなおざりにされているケースが多々あります。このテーマの関連項では、アンケート調査が今日的なニーズに応えられるように進化し続けるためにはどうすべきかに注目します。

ns

脳科学 — マーケティングに対する消費者の脳科学的、感情的な反応をモニターするための信頼性の高いツールが種々提供されています。このテーマの関連項では、急速に進化するこの分野の最新動向をお伝えします。

a

アナリティクス — アナリティクスは、今日のあらゆるビジネス上の意思決定に関わり、データサイエンスは大いに活用と発展が期待される分野です。このテーマの関連項では、計測のための新しいデータ分析テクニックをご紹介します。

p

パネル調査 — パネル調査は、現在、世界中の大規模計測ソリューションの中心をなしています。このテーマの関連項では、パネルの設計、運用、パフォーマンスモニタリングのあらゆる側面を取り上げます。

t

テクノロジー — 新しい技術が日々生みだされており、その中には私たちの行動を根本から変えてしまうほど画期的なものもあります。このテーマの関連項では、これらの新技術が計測に与える影響を探求します。

はじめに

ニールセン メジャメント・ジャーナル第3号へようこそ

2017年の初号であるこの第3号では、魅力的なテレビ計測の世界に関する3本の特集記事をご紹介します。

テレビは既に定着した媒体である、したがってテレビに関する視聴計測も定着化していると考えがちですが、事実は全く異なります。テレビは変化しつつある今日のメディア視聴習慣の中心に位置しており、ニールセンが長年開発してきた計測システムも、この変化に歩調を合わせる必要があります。これについて、本号の最初の特集記事「全体像: メディア細分化の課題に対応する技術」で考察します。ニールセンのチーフエンジニアが執筆したこの記事では、過去のベストプラクティスを概観し、現代のテレビ視聴計測を作り上げている多くの要素について詳細に解説します。

「OTT デバイスでの共視聴: 似ていることと、違うこと」と題した2番目の特集記事では、最も革新的なデータパートナーである Roku の全数計測によるインプレッションデータを利用して、OTT(オーバーザトップ)デバイスでのテレビ視聴の動向について分析します。従来、テレビ視聴は家族単位で行われることが多い社会的活動でしたが、テレビコンテンツの視聴にスマートフォン、タブレットといった小型スクリーンが利用されるようになった結果、視聴体験は変化しています。これは重要な研究テーマです。果たしてOTT デバイスはこのトレンドを逆転させることができるのでしょうか。

3番目の特集記事「機械学習を利用した将来のテレビ視聴率予測」では、ニールセンのデータサイエンティストが過去のデータに基づいて視聴率を予測するために、最近開発した革新的な方法について考察します。テレビ広告の大半は、放映スケジュールのかなり前に行われる「アップフロント」イベントで購入されることがいまだに一般的であるため、予測精度の向上は業界に大きな経済的メリットをもたらすかもしれません。

いつものように、ニールセンが注力している画期的な取り組みの予告編として、本号でも、4本のスナップショットを掲載しています。「ある時点における店舗販売での1回の購入に対する広告効果を分析するための先進的システム」、「数百万もの製品設計選択肢を一斉にテストするための進化形アルゴリズム」、「異なる時期の調査におけるコーディングの不一致を標準化するためのファジーマッチングアルゴリズム」、「広告における記憶の解明」という4つのテーマです。





最新号をどうぞお楽しみください。

JEROME SAMSON — マネージングエディター

本号の内容




スナップショット

本誌では毎号冒頭で、計測に関する最新的话题を「スナップショット」としてサマリー形式でご紹介します。ここでご紹介したスナップショットは、次号以降の本編記事の中で詳しく解説していきます。

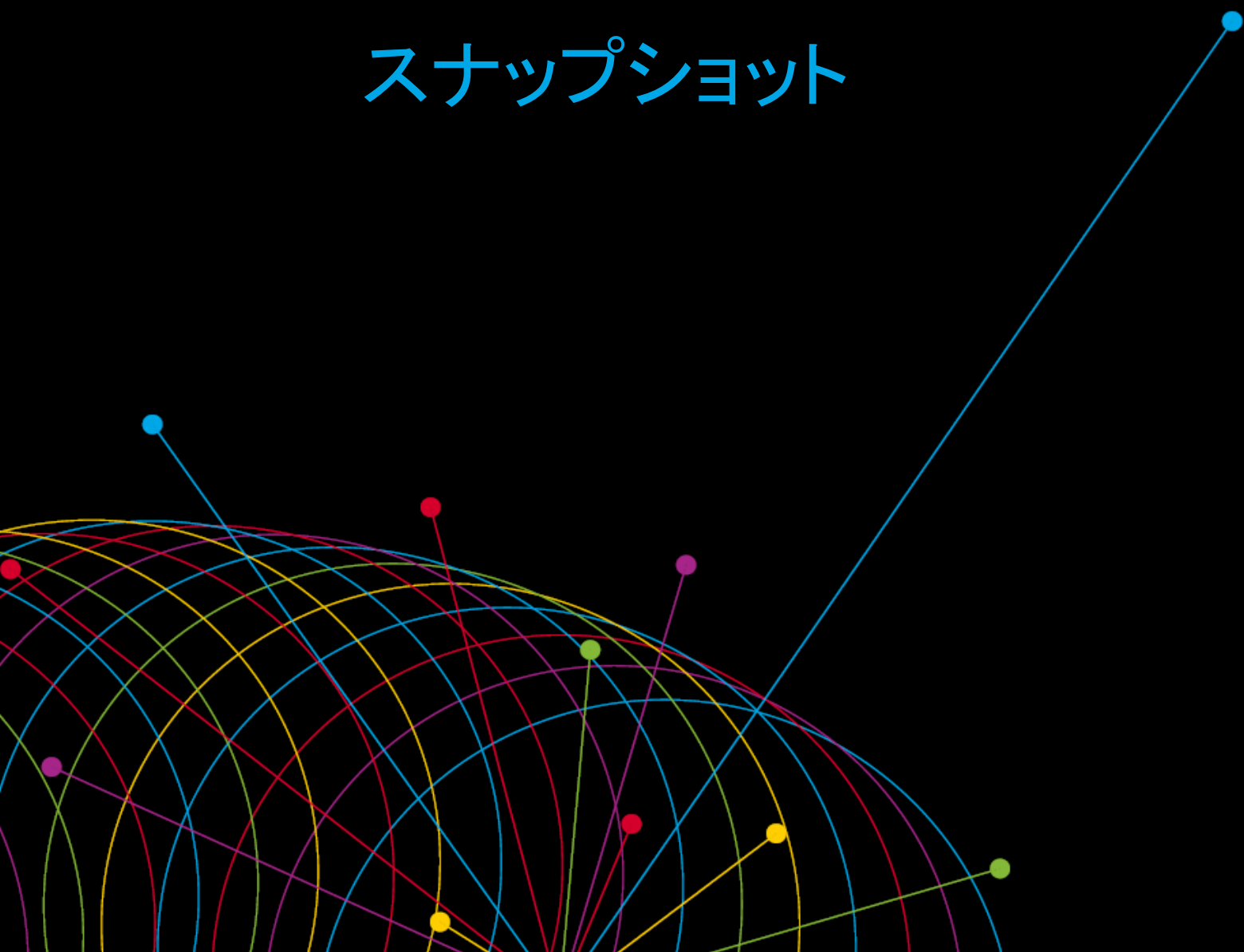
1.  ある時点における購入に対する広告効果を計測する----- 6
2.  適者生存: 進化形アルゴリズムを用いて次の製品のアイデアを最適化する----- 8
3.  救済のためのファジーマッチング: 異なる時期の調査設計を整合させる----- 10
4.  広告における記憶の解明----- 12

特集

本編記事では、今日の業界でとりわけ重要な計測の課題と機会について、ニールセンの考えをご紹介します。

1.  全体像: メディア細分化の課題に対応する技術----- 15
2.  OTT デバイスでの共視聴: 似ていることと、違うこと----- 21
3.  機械学習を利用した将来のテレビ視聴率予測----- 31

スナップショット



スナップショット 1

ある時点における購入に対する 広告効果を計測する

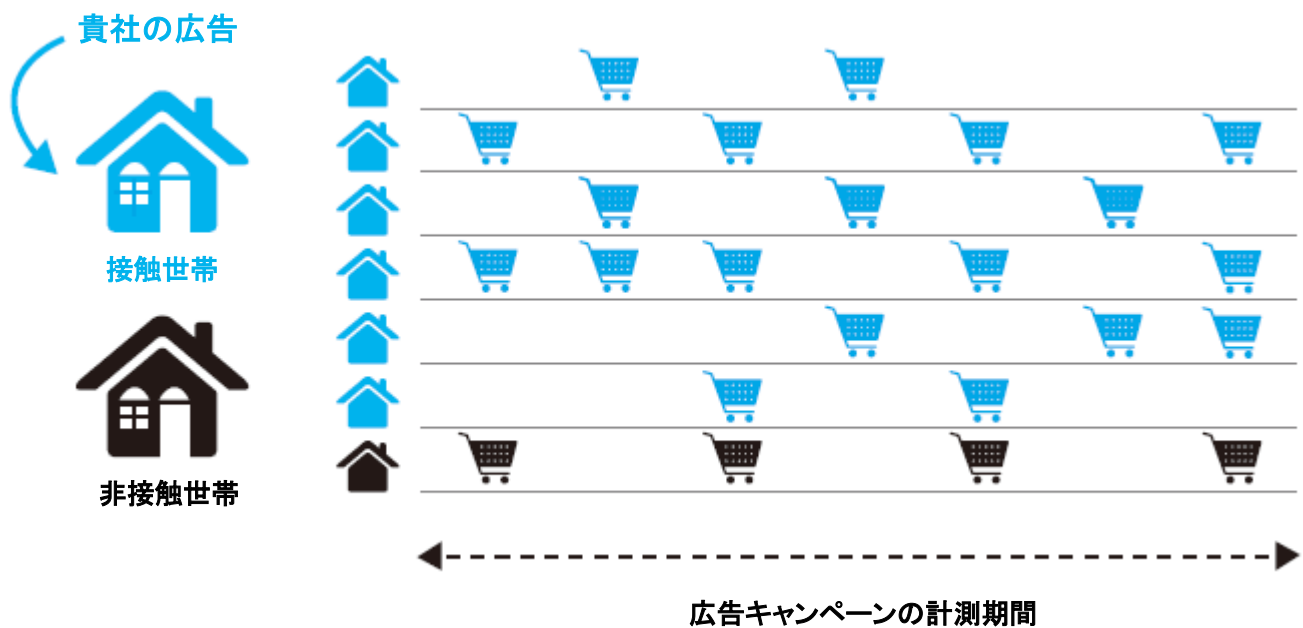
LESLIE WOOD — ニールセン カタリナ ソリューションズ チーフ リサーチ オフィサー



ここ数年、大きなシングルソースデータセットの創造が広告調査業界に大いに寄与しています。ニールセン カタリナ ソリューションズでは、数百万世帯を対象に、店舗での物品の購入データと、それらの世帯が広告キャンペーンに接触したかどうかという情報を結び付けています。接触世帯と非接触世帯との売上高の差を分析することで、何千もの広告キャンペーンによって生み出された売上の貢献分を極めて正確に計算することができます¹。

この接触世帯と非接触世帯を用いる方法の基礎を成す ANCOVA(共分散分析)モデルは、十分なテスト検証を重ねており、キャンペーン効果の計測に関心をもつブランド マネージャーに対して、素早く信頼できる回答を提供します。しかし、この方法があまり期待に添わない場合もあります。例えば、あまりにも多くの消費者に広告キャンペーンが表示されたため、キャンペーンに接触しなかった世帯を見つけるのがほぼ不可能な場合です。それではどこで非接触世帯を見つければよいのでしょうか。

図 1: 接触世帯・非接触世帯を用いる標準的な方法
分析レベル: 世帯(広告キャンペーンごと)



¹ この方法に関する詳細については「シングルソースデータから広告の効果を計測する」(『ニールセン メジャメント・ジャーナル』第1巻第2号)を参照してください。

この課題に取り組むため、ニールセンでは「コグニティブ・アドバンティクス」(CA)と呼ばれる新たな手法を開発しました。この手法は、期間中の広告キャンペーンの売上寄与分の総額を調べる代わりに、都度購入の世帯売上高データを分析し、そこに至るまでのあらゆる段階における広告接触のタイミングを検討対象にする、つまり、世帯売上高データをより細かく見るというものです。例えば、ある世帯が広告を見て購入した後に、その同じブランドの広告を再度目にする場合がありますが、この場合、2度目の広告がその世帯の購入に何らかの影響を与えたと主張するのは無理があります。また、ある世帯が広告を見てから2カ月後に購入した場合、これほど間隔が開いていると、広告接触が購入の決定要因であると結論づけるのは難しいと言えます。

購入ごとのデータを分析することで、広告接触の「最新性」——広告を見たのが最近であればあるほど、その影響は大きい——を考慮に入れることができます。効果的な時間間隔は研究によって異なるかもしれませんが、ニールセンは通常、購入時点から28日遡り、その間に購入の原因と考えられる1回以上の広告接触の有無を調査します(図2参照)。また、この手法を用いることで、対照群の問題も解決することができます。

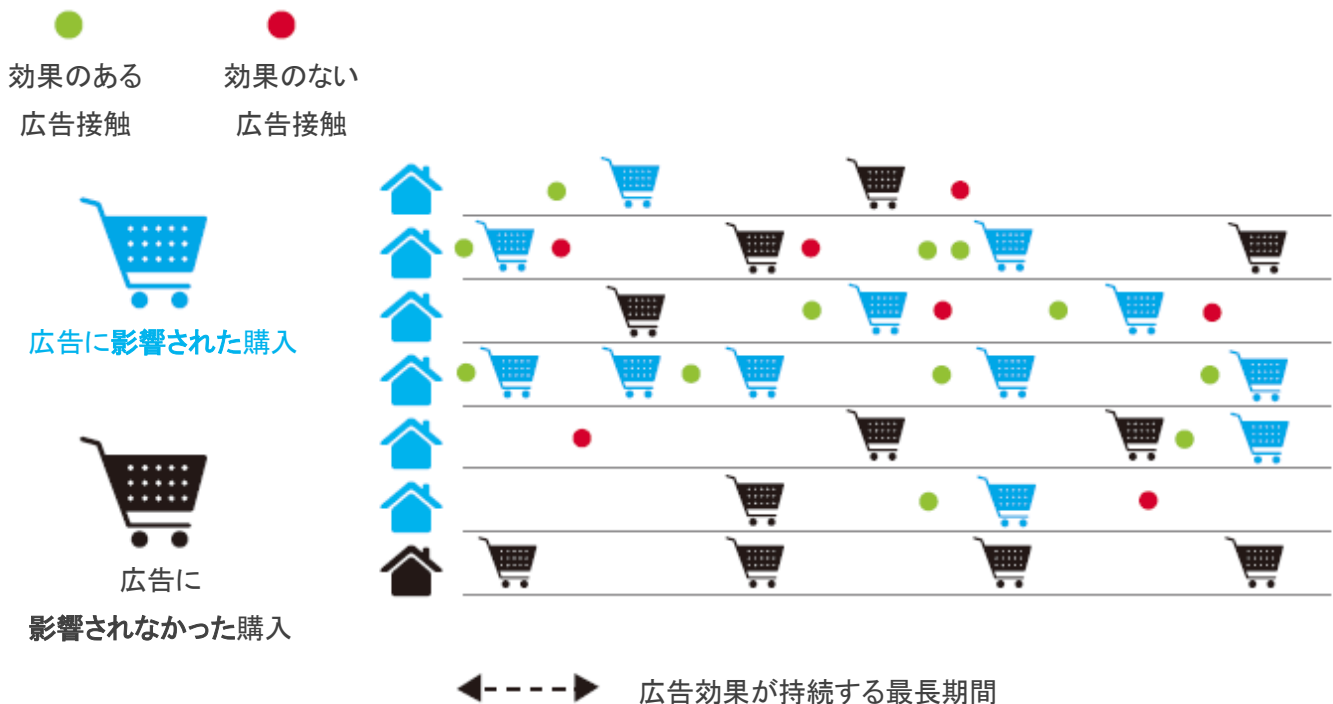
何故なら、広告キャンペーンに全く接触しなかった世帯はそれほど多くはないかもしれませんが、通常、購入直前の広告から影響を(その広告に接触した世帯の中にも)全く受けていない購入も数多く存在するからです。

CAと呼ばれるこの手法は、分析を行うため、関係する変数(購入履歴、メディア消費、世帯情報、所在地、カテゴリ別の購入など)をデータモデリングアルゴリズムに投入し、結果について統計的に最も理にかなっていてベストな交差的検証が出来るよう、データを基にモデルを選択し結合できるようになっています。これはCAという名称の「コグニティブ(認知)」に関わる部分です。最終的に得られるものは人間の介入にほとんど頼らない非常に強力なツールであり、大規模な展開が可能です。

広告市場がリアルタイムですぐに答えを得られるソリューションを求める方向に動いている中において、この手法は広告効果測定における次の進化形であると言えます。初期段階の成果は非常に有望であり、今後、本ジャーナルにおいて詳細や、事例、パフォーマンスのベンチマークなどをご紹介できると思います。

図 2: コグニティブ・アドバンティクス

分析レベル: 広告接触の観点から見た購入



適者生存: 進化形アルゴリズムを用いて 次の製品のアイデアを最適化する

KAMAL MALEK — ニールセン SVP イノベーションデータサイエンス

a

次のシナリオの場面を想像してみてください。あなたは、家庭用品のトップブランドのマーケティングマネージャーで、環境に優しい多目的に使える洗剤について検討中です。あなたは既に市場トレンドを調査し、競合製品を評価し、試験的なフォーカスグループと消費者インタビューを行っています。その過程で、新製品に関して、重要な機能と利点、様々な芳香、パッケージデザイン、カラースキーム、グラフィックエレメントなど、必要な要素をいくつか特定しました。社内チームとクリエイティブエージェンシーから出されたトップアイデアの全てを組み合わせた結果、6つの製品要素の各々について、7つのデザインに関する選択肢があることが分かりました。つまり、100,000²を超える組み合わせをふるいにかけることとなります。これらの組み合わせのうち、消費者の共感を呼び、市場での成功に結びつく可能性が最も高いのはどれでしょうか。

あまりにも多くの選択肢に直面したとき、あなたが最初にするのは、最善の判断を尽くして一握りの製品バージョンを選択し、それらについて一連のモナディックコンセプトテストをすることもかもしれません。モナディックテストでは、各バージョンをそれぞれ別の消費者パネルに提示し、そこで消費者は提案された製品コンセプトを複数の側面（購入の意思、独自性、適切性など）から評価するよう求められます。その後、全員のスコアの平均を算出して最も有望なバージョンを特定します。モナディックテストの理論はよく周知されており、その手法も効果的なものですが、選択肢全体のごく一部しか調査することができません。そのため、有望性が高いであろうと考えられる製品コンセプトを事前に選択しておく必要があり、その選択の過程でバイアスが生じたり、政治的な圧力がかかる場合も少なくありません。その結果、最も優れた選択肢を見逃してしまうことも考えられます。

現代の選択ベースのコンジョイント分析は次のように役立ちます。調査では、各回答者には、一連の製品選択肢が提示されて、それぞれの中から好ましいバージョンを選択するよう求められます。それから、集められた回答を用いて選択モデル（通常は階層型ベイズロジスティック回帰モデル）を構築します。選択モデルは、回答者があるコンセプトに対して別のコンセプトを選択する確率を、その属性

値の関数として表します。コンジョイント分析は、モナディックコンセプトテストとは異なり、全ての属性の全ての値を検討することができます。この種の分析に由来するモデルはあまりにもシンプルのため、新しい消費者向け製品に消費者がどう反応するのかを全体的に捉えられないことが多々あります。現実の状況では、ほとんどの場合——特に審美的な要素が絡んでいる場合——属性間に重要な相乗効果と負の相互作用が生じますが、上記のモデルは概してそれを反映するには適していません。

ニールセンはこの限界に対処するため新しい手法を開発しました。それは、遺伝的進化の原則に基づく手法です。まず、疑似乱数により製品バージョンの最初の一組を回答者に提示し、回答者のフィードバックをもとに、交配目的でより性能の優るものを両親として選択します。遺伝的アルゴリズムでは、それから、両親の形質を結合させて新製品候補（子孫）を生み出すための遺伝的交叉、どちらの親にもない形質を導入するための突然変異、性能のよくないメンバーを個体群から取り除いて子孫の場所を作るための置き換えを用います。

新製品コンセプトの個体群は、適者生存の方式により、回答者の嗜好を反映するように一歩ずつ進化し、さらなる調査対象となる4~5のトップコンセプトに、最終的にたどり着きます。遺伝的アルゴリズムは、本質的に、あらゆる段階で人間のフィードバックによって進められる探索と最適化のプロセスであり、学習システムとして機能します。遺伝的アルゴリズムは、複雑な人間行動のモデル化も、モデル化に伴う難解な数学の問題の解決も必要としません。それでいて、こうした複雑さを全て暗黙裡に説明します。

ニールセンオプティマイザーのサービスは、このような手法に基づいています。ニールセンは既に数千件のにぼるお客様のプロジェクトにこれを使用し、大きな成功を収めています。実際、初期段階の比較研究においてニールセンが評価したところでは、ニールセンオプティマイザーによって特定された製品コンセプトは、最適化されていないコンセプトと比較して、平均で予想収益を38%押し上げています。ニールセンオプティマイザーでは、通常500~1,000人の回答者によって、最初に用意された100,000点の製品バージョンをすばやく絞り込み、最も有望な候補を

*2 76 = 117,649

抽出します。こうして絞り込まれた製品候補にモナディックテストを行って、より詳しく検討すればよいのです。

ニールセンオプティマイザーを支える遺伝的アルゴリズムやケーススタディについては、ニールセン メジャーメント・ジャーナルの今後の号でさらに詳しく取り上げたいと思います。回答者とのインターフェースの改良、分析システムの微調整、納期の短縮を実現するためになすべき仕事はまだありますが、この手法を採用することで、ブランドマネージャーたちが時間を節約し、対象領域を広げ、これまで以上に自信を持って新製品を市場に投入することができるようになったことに疑いの余地はありません。

スナップショット 3

救済のためのファジーマッチング: 異なる時期の調査設計を整合させる

JENNIFER SHIN — ニールセン、シニアプリンシパルデータサイエンティスト

GAN SONG — コロンビア大学、PhD 候補

a

どの市場調査会社にとってもサーベイは有益なツールです。ニールセンは、インフォメーションとメジャメントのグローバルカンパニーとして、ニールセンのサービスに使用する調査データの正確さを決定づける複雑なモデルと方法論を開発してきました。調査データは、人々が何を見て、聞いて、購入に至るのかに関する洞察を提供するだけでなく、メディア企業がターゲットを定義し、そこにリーチするための参考となるものです。

挑戦しなければこうした洞察は得られません。調査というものは一般的に、新しいデータの収集や回答者から収集するデータの品質向上を目指して、時とともに修正されていきます。その場合、新しい質問を追加するだけでなく、従来の質問についても、新しい回答選択肢を追加するなど、新たな対処を行います。このような修正によって調査の価値を向上させることができる一方で、調査が実施されるたびに一貫しない要素が入り込んでしまう可能性があります。

次の質問を例にとって考えてみましょう。「あなたの家庭ではどのくらいの頻度でデンタルフロスを購入していますか」。この質問に対して、回答者はあらかじめ決められた2つの選択肢を与えられたとしましょう。「(1) 過去1カ月間に0~2回」と「(2) 過去1カ月間に3回以上」。データを表形式にまとめ、メタデータに意味を与える一環として、アナリストは2つの変数を作成することにします。『デンタルフロス: ライトユーザー: 0~2回/先月: 全カテゴリー』と『デンタルフロス: ユーザー: 3回以上/先月: 全カテゴリー』。なぜ全カテゴリーなのかというと、市場には、ワックス付き、マルチフィラメント、ミントフレーバー付きなど、様々なバリエーションがあるからです。

さて、6カ月後に、別の回答者集団に対して、同じ調査が全く同じ質問項目で実施されたと仮定します。ただ、「名前が短い方がよい」、「バリエーションの違いは重要ではない」、あるいは、「調査全体に適用する新たなネーミング規則に従うとこちらの方がよい」などの理由から、変数名が『デンタルフロス: 回数/先月: ライト(0~2回)』と『デンタルフロス: 回数/先月: ヘビー(3回以上)』に変更されま

した。さらに6カ月経ってから、今度は中間層が追加されて、『デンタルフロス: 回数/先月: ライト(0~2回)』と『デンタルフロス: 回数/先月: ミディアム(3~4回)』と『デンタルフロス: 回数/先月: ヘビー(5回以上)』となりました。

現実の世界では、意図的か偶然かにかかわらず、ネーミング規則は常に変更されるものです。そのような状況の中で、以前のデータと最新のデータをどのようにマッチさせればよいのでしょうか。変数が1つか2つならそれほど難しくはありませんが、変数が何千も含まれる調査もあります。例えば、ニールセンでは、1回の調査で6,000を超える製品に関する態度、利用、購入情報と、26のカテゴリー全体で20,000にのぼる変数を取り扱っています。調査内容が見直されるたびに(年2回)、設問のおよそ80%は変更されないものの、20%の設問が新しくなったり、回答の選択肢が修正されることとなります。つまり、4,000個の変数について検証し、以前のデータと対照して並べる必要があるのです。

具体的に言うと、マッチングには、新たに追加されたものと削除されたものを識別することはもとより、フォーマット、選択肢、質問文、カテゴリーの変更点を認識することが欠かせません。手作業で行うと、1つの調査に2週間かかることもあり、しかも集計ミスと解釈の誤りが生じる可能性もあります。このような場合に機械学習が役立ちます。特に、ファジー・string・マッチングを含んだタイプのアルゴリズムが役立つのです。

string・マッチングの問題では、レーベンシュタインアルゴリズムが当然その出発点となります。これは、ある単語を別の単語に変換するために必要な文字の置換、挿入、削除の最小回数を計算する(つまり、2つの単語の間の距離を最小にする)ために使用される、簡単で効率的なプログラミングソリューションです。ニールセンのケースでは、ここでいう単語が調査ラベル名(データフィールド)に相当し、1つの調査から次の調査に移る際に変更される可能性があるもので、アナリストが傾向を計算できるようにこれを調整する必要があります。ニールセンは、このソリューションをさらに一歩進め、構造上の特性に従って各

ラベルを別々のセクションまたはセルに分解するモデルを開発し、各セル内のレーベンシュタイン距離を計算できるようにしました。これらの計算を迅速に何千回も実行する必要があるため、コードを並列化し、それをより効率的に大規模な問題セットに適用できるようにしています。

ニールセンの革新的なセルベース比較モデルは、既存の単語ベース比較モデルを大きく上回るパフォーマンスを生み出します。本ジャーナルの今後の号でニールセンの手法の詳細についてご紹介できると思います。

スナップショット 4

広告における記憶の解明

DAVID BRANDT — ニールセン、EVP、プロダクトリーダーシップ

INGRID NIEUWENHUIS — ニールセン、ニューロサイエンス、ディレクター

ns

広告主とその広告効果を計測する人たちにとって、記憶とはいつも気になるものです。もし広告キャンペーンを成功させたいのなら、それは消費者の記憶に残らなければならない—そんな決まり文句でもあるように。しかし、そもそもこの記憶と呼ばれるものは一体何で、どれだけ長続きし、またどうやって計測し得るものなのでしょう？

記憶は最初のレベルでは2つのタイプに分けられます。顕在記憶（事実や出来事といった我々の意識における情報）と潜在記憶（意識的に思い起こすことはできないが、脳に蓄積され、我々の行動に影響を及ぼし得る情報）。顕在記憶はさらにエピソード記憶と意味記憶に分けられます。エピソード記憶とは、時間と空間を有する記憶であり、当時存在したまわりの状況の情報を含んでいるものです。一方、意味記憶とは事実、意図、概念、知識といった、より構造化された記録のことであり、出来事の詳細からは遊離したものです。

こういった様々なタイプの記憶は広告効果においてどういった役割を持つのでしょうか？我々が普通に想起したり、見聞きした手掛かりによって思い出す広告の記憶はエピソード的ですが、こういった記憶を思いおこさせるために、リサーチャーはこんな質問をするかもしれません：「昨夜テレビでどのブランドのスマートフォンの広告を見ましたか？それは Galaxy S7 でしたか、それとも iPhone 7 でしたか？」「マダムセクレタリー（訳注：アメリカのテレビドラマ）の昨夜の放送回の際に放映されていた CM はわかりますか？」「その CM にはロミオとジュリエットの一場面を演じている娘をお父さんがカメラで撮影している場面がありましたといったらわかりますか？」しかし多くの場合、消費者はどうやって自らがあつたブランドについての知識を身につけたのかを答えることはできません。例えば、彼らはコーラがおいしいと分かっている、最初にどうやってその情報に触れたのかを答えることはできません。それがどこかで見かけた広告によるものだったのか、友人とのからの言葉だったのか、それとも自分の体験によるものだったのか。この記憶は意味記憶になります。無意識の連想（例えば、思い出せない、子供の頃の夏にコーラを飲んだ体験）

が潜在記憶を作り、それが歳月を経てもブランドに対する好みに影響し続けるのです。記憶とは複雑な概念で、違った役割を持つ異なる種類の記憶があり、我々の記憶の性質と内容は時間が経てば変化していきます。また、昨夜見たものを消費者が手掛かりなしに思い出すことができず、しかしながら何年も前に見たものがいまだ影響を及ぼしていることもあり、我々は研究者として時間が記憶に対して及ぼす影響をよりよく理解することが重要となります。

過去の研究によれば、記憶は生成された直後から減衰し始めると言われています。この減衰は、始めが非常に急激で（最も急激な減衰は最初の 24 時間に起こる）、時間が経つにつれ緩やかになります。ニールセンが実施した実験において、続けて 49 個ビデオ広告をみた直後と翌日（それぞれ別の被験者のグループ間で）の記憶の確かさを調査しました。ブランドの認識レベルは一晩たつと半分以下にまで減少しました。これは実験室でのみ観察されたことではありません。ニールセンが市場で行った調査のデータにおいても似た傾向が示されています。

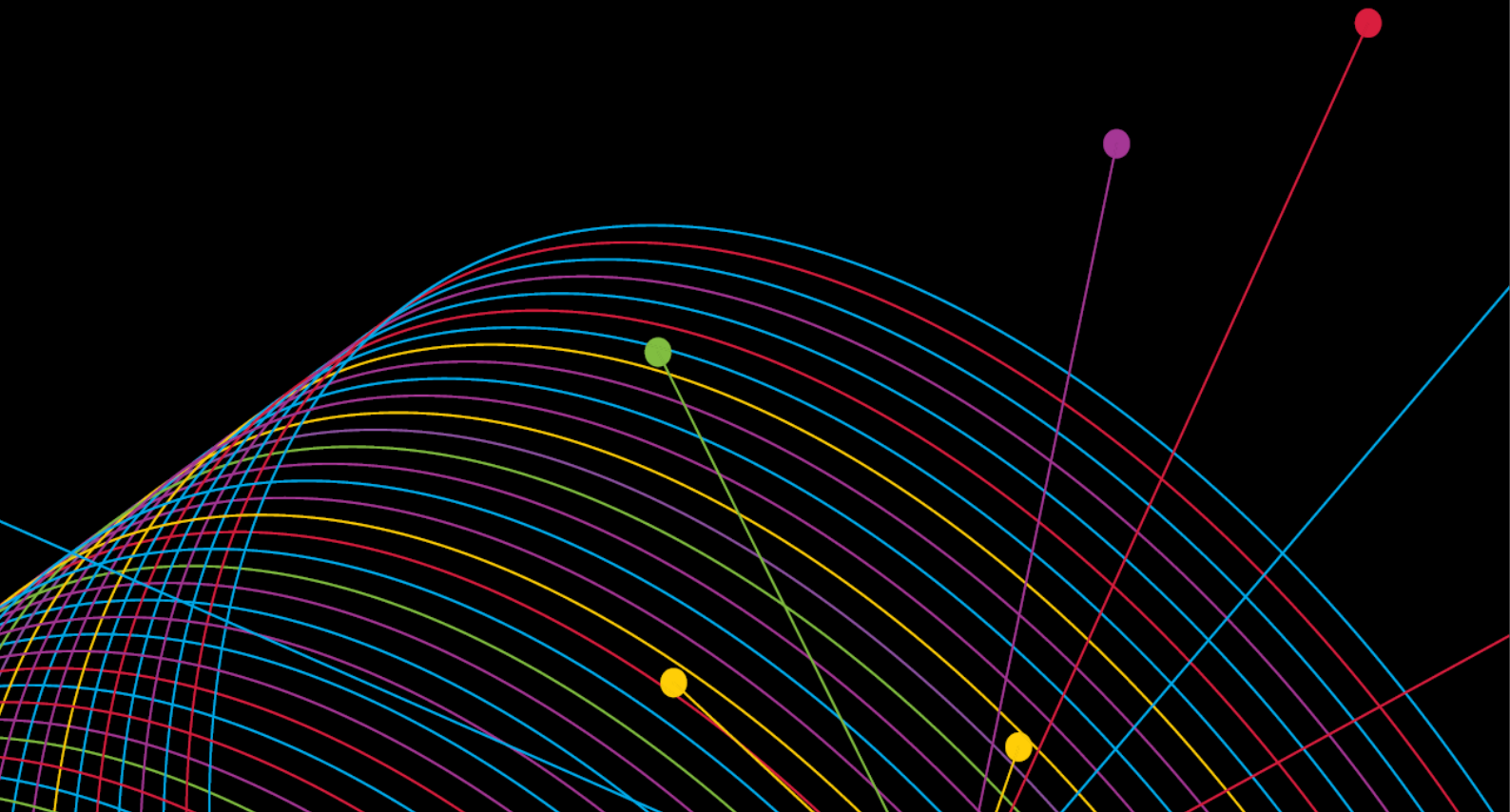
こういった記憶の急激な減衰は広告業界の終わりを宣告するのでしょうか？全くそんなことはありません。特定の記憶が思い出せなくても、その記憶が消え去ってしまったとは言えません。一つ言えることは、ほとんど忘れてしまった情報であっても、再度習得しようとする場合は最初よりずっと短い時間で学習することができます。「習うより慣れよ」とはよく言ったもので、繰り返し練習によって強固な記憶を形成することが可能になるのです。また、記憶の減衰曲線について最も驚くべき発見は、初期の急激な減衰ではなく、その後のゆっくりとした減衰が長期間に渡るということでした。近年、ニールセンはいくつかのビデオ広告について、ブランドの記憶のゆっくりとした減衰を、長期間に渡って調査しました。以前の研究結果同様、最初の 24 時間でブランドを思い出せる割合は 50% 減少しましたが、調査したブランドの内半分についてはその後 5 日間の間、思い出しやすさの変化がみられず、50% を保ったままでした。

この結果から、私たちが記憶の計測について知りえることは何でしょうか？まず第一に、広告が提示されてから記憶が計測されるまでの時間が重要であることが分かります。24 時間後に記憶の減衰が緩やかになることを考えると、そのポイントにおける計測が理想的であると言えます。次に言えるのは、広告の記憶は状況や文脈と共に蓄積されているということです。（例えば、広告と一緒に放送された番組についての質問などによって、消費者がその広告を思い出す助けとなる。）最後に、顕在的な記憶は反復することによって、あるいは潜在的に自分の中に蓄積することで、記憶を長期間保持することが可能になります。

複雑な広告が入り乱れる現代において、広告主の助けとなるためには、リサーチャーはあらゆるタイプの記憶を測定することが必要となります。ニールセンでは、綿密に設計・構成された調査を用いて、広告の記憶しやすさについての重要な効率計測指標を捉えています。また脳科学の手法³を用いて、広告の提示中の脳活動を計測し、顕在記憶と潜在記憶をつかさどる脳のシステムを秒単位で観測することが、今や可能となっています。このような複数の調査手法を組み合わせることにより、記憶の本質のより深い理解が可能となり、また記憶と広告がどのように相互に作用し合うのかを明らかにすることもできるのです。

³ 「理論から実践へ: コンシューマーニューロサイエンスが主流に」(『ニールセン メジャメント・ジャーナル』第 1 巻第 2 号)を参照してください。

特集



全体像:

メディア細分化の課題に対応する技術

ARUN RAMASWAMY — ニールセン チーフエンジニア

t



はじめに

今私たちは、メディア消費者、クリエイター、あるいは配信事業者になる絶好の時期を迎えています。OTT（オーバーザトップ）アプリ、接続デバイス、ソーシャルメディアを使った新たなストリーミング技術によって、メディアランドスケープが拡散しています。従来のリニアテレビが新チャンネルや新機能（クラウドベースのDVRなど）の提供を日々拡充している一方、OTTプロバイダーは、ライブ番組選択用のキュレーションバンドルやスキニーバンドルで成功しています。OTTプロバイダーや定額制ビデオオンデマンド（SVOD）プロバイダーから提供される専用コンテンツは、爆発的に増加しています。消費者はまさに、好きなときに好きな場所で、どんなデバイス上でも視聴することができます。

技術面では、データ管理プラットフォーム、アドエクステンジ、リアルタイムプログラマティック技術が、データ主導

型の予測広告デリバリー能力とともに、広告業界に大変革をもたらしています。こうした技術が、パーソナライズされた広告を使って消費者や好ましいライフスタイルセグメントにリーチすることを可能にしつつあります。

このような変化は消費者にとっては歓迎すべきことである一方で、エコシステムを一層複雑にしており、メディアリサーチャーにさらなる課題を突きつけています。課題は大きく2つに分類できます。1つはメディアの細分化（計測対象のコンテンツとチャンネルの増加）、もう1つはデバイスの細分化（さらに多様なデジタルプラットフォーム上でのメディア消費）です。こうした非常に複雑な市場で正しい経営判断を下すためには、コンテンツ保有者、パブリッシャー、広告主やその代理店においては、この2つの課題に対処できる信頼に足るソリューションが必要になります。広告とコンテンツの両方の消費に関する全体像が必要となる

ため、ニールセンでは、すべてのデバイスと配信経路をつなぎ合わせて、「トータルオーディエンス」と称する計測ソリューションを開発しました。

本号では、これを可能にしている主要技術の開発状況について概要を説明します。

リニアテレビの視聴率計測を 現在どように行っているのか

まずは、米国ではリニアテレビ（歴史が一番古く、しかし今なお、最も広く利用されているメディアプラットフォーム⁴）の視聴率計測をどのように行っているのかを再確認してみましょう。リニアテレビでは、同一の番組編成と同一の全国版コマーシャルが、同じチャンネルの全視聴者に放映されます。このような状況では、テレビ視聴者の母集団から統計的にサンプリングしたパネルは、番組や広告に関するデータを収集し、視聴者数を推定する上で適していると言えます。

リニアテレビ用に米国内でニールセンが運用している視聴率システムの主な技術コンポーネントを図1にまとめています。

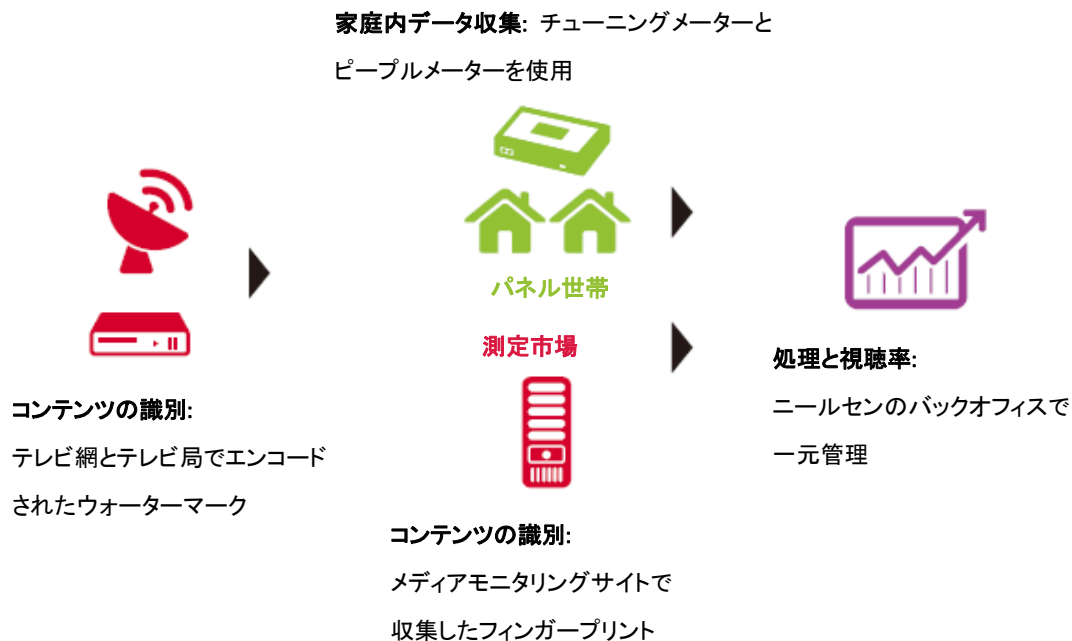
コンテンツの識別

ニールセンは、コンテンツの識別にウォーターマークとフィンガープリンティングのデュアルエンジンを活用しています。

ニールセンのオーディオウォーターマークは、エンコーダーと呼ばれるデバイスでコンテンツの音声に挿入される耳には聞こえない信号です。信号はアルゴリズムで隠したりマスクしたりして、視聴者に聞こえないようになっています。ウォーターマーク内の情報は、放送時間や番組ソースを特定するのに役立ちます。ニールセンのウォーターマーキングエンコーダー（ハードウェア型とソフトウェア型）が 3,000 台以上、全米ネットワーク、ケーブルネットワーク、ローカルテレビに設置され、放送される全コンテンツの 97% 以上をカバーしています。VOD コンテンツもエンコードされ、ニールセンのウォーターマークが挿入されています。

ニールセンはさらに、オーディオフィンガープリント（「シグネチャー」と言うこともあります）を介してコンテンツを識別します。フィンガープリンティングは、定評のあるコンテンツ識別技術です。約 900 箇所のメディアモニタリングサイトで、すべての放送コンテンツについて全メーター計測市場からフィンガープリントを収集し、中央レファレンスライブラリに保存しています。

図1: ニールセンの従来式の TV 視聴率システムでの計測の流れ(米国内)



4 ニールセン『Total Audience Report Q3 2016』を参照してください。

家庭内データ収集

募集した世帯がニールセンパネルに参加することに同意いただいたら、ニールセンの技術者が出張して、その家庭のすべてのテレビにニールセンメーターを設置します。各家庭に設置されたメーターは、チューニング(どの番組を視聴しているか)とオーディエンス(だれが視聴しているか)という2つの重要な計測データを捕捉します。

ニールセンメーターのソフトウェアは、現在どのデバイスがテレビにコンテンツをフィードしているかを特定する(ソースの検出)、ニールセン ウォーターマークアルゴリズムを音声からデコードする、音声のフィンガープリントアルゴリズムを計算する、テレビの入切の状態を判断する、収集したデータをニールセンのバックオフィスに伝送する、などの重要な機能を実行します。

図 2: 各種ニールセンメーター



図 3: ニールセン ピープルメーター



ニールセンメーターの現在の製品ラインは、市場ニーズに合わせて構築されています。GTAM(グローバルテレビ視聴率メーター)は、ニールセンメーターの中では最も総合的なメーターです。現地の計測要件が複雑な場合、例えば、複数の消費者向けデバイスがある場合やサラウンド音響機器がある場合などに設置されます。構成がシンプルな場合や小規模市場向けの場合は、簡易版(GTAM Lite およびコードリーダー)を設置することもあります。これらの各種メーターを図 2 に示しています。

メーターは高精度で機能することが求められます。ニール

センが厳密にモニターする計測基準の1つは、ウォーターマークから入ってくる識別量です。高い数値は、ウォーターマークされた伝送や検波の有効性を立証しています。例えば、過去6ヶ月間において、GTAMメーターは、ウォーターマークを使って全視聴の97.59%を、フィンガープリントを使って残る2.41%を確認することができました。

オーディエンス(だれが視聴しているか)を電子的に収集したいパネルには、追加デバイスの「ピープルメーター」を設置します。ピープルメーターは、テキストベースのディスプレイ(パネリストとの交信用)と遠隔操作(パネリストとデバイスのインタラクション用)を備えています(図3を参照)。

ピープルメーターはテレビ付近に設置され、全体がパネリストに見えるようになっています。テレビがついているとき、パネリストにアクティブ視聴者として周期的にログインするように促します。ピープルメーターが収集したデータをニールセンの共同テレビメーターに送信することで、その家庭におけるチューニング情報とそのコンテンツを誰が視聴しているかという情報を適切に紐付けることができます。

処理と視聴率の計算

パネル世帯から収集したデータは、データクレンジングされた上で、配信事業者(全米ネットワークやローカル局)に提供されます。これが特定の番組やコマーシャルにマッピングされ、毎日の視聴率計算の基準として機能します。

課題への取り組み: メディアの細分化

ここまでで、従来のテレビ視聴計測のインフラについて基本的な理解ができました。さて、ここからは、今日のメディアの現実が視聴率計測環境に及ぼしている影響や、こうした課題に取り組むための技術開発の現状について見ていきましょう。

今日のメディア環境は、かつてないほど多くの配信チャンネル存在していることが特徴です。チャンネル数(ライブおよびオンデマンド)が増加するにつれ、視聴者数が著しく少ない番組については、パネルから得た視聴率がゼロになるケースもあります。端的に言えば、ロングテールの視聴者を獲得するためには、パネル数が十分ではないということです。

この問題の 1 つのソリューションが、セットトップボックス(STB)やスマートテレビなどのデバイスからのリターンパス データ(RPD)を活用することです。デモグラフィック属性情報は取得できませんが、ビッグデータの情報活用により、パネルデータ内の特定の容積計測ギャップを埋めることができます⁵。もう 1 つのソリューションは、メーターの設置数を増やしてパネル規模を拡大することです。ニールセンは、これまでに幾度となくこの対応をしてきました。その結果、米国内のテレビ視聴率計測サービスは 2003 年までは 5,000 世帯に依存していましたが、現在は約 40,000 世帯に増えています。

しかしながら、パネル規模の拡大は、設置やメンテナンス業務の負担増につながります。新規の対象世帯に計測メーターを設置する時間だけでは済みません。メーターの設置後は、技術者が定期に出張してメンテナンスを行ったり、KPI(主要パフォーマンス指標)を詳細にモニタリングするなどして、パネルを良好な状態に維持しなければなりません。パネリストへの説明や、メーター不調時の修理、新規デバイスの接続などの際にも出張対応が必要になります。こうしたフィールドオペレーションに対する気配りが、ニールセンのパネルの安定性とデータの信頼性を支える主な理由の 1 つになっています。

このような技術面・運用面の実状が、ニールセンがメーター技術を見直す契機となりました。(IoT を取り巻く環境にも後押しされる形で)新たな低電力プロセッサと内臓コンポーネントを活用することで、計測機能をモダンなデザインの一台中の小型ユニットに収容した次世代メーターを開発しました。新型メーターでは、ワイヤレスインターフェースに対応し、物理インターフェースを最小限に抑えることで、配線量を大幅に削減、結果的に設置時間の短縮につながっています。次世代メーターは、家庭内の他の機器(ウェアラブルデバイス、スマートフォン、あるいは OTT やブロードバンドコンテンツの配信を捕捉するためにニールセンが開発した新しいタイプのデバイスなど)との通信が行えます。

この新型メーターによって、ニールセンでは、現代のコネクテッドホームとそのクラウドベースのコンテンツ配信の

計測要件に対応できるようになりました。新型メーターには遠隔トラブルシューティング機能があるため、技術者は家庭のテレビ環境をリアルタイムで確認できるようになり、多くのケースで現地出張サービスが不要になるでしょう。

もちろん、データ作成設備の入れ替えとともに、これらの次世代メーターが現在のベンチマーク以上の精度レベルでデータを送信していることを確認する必要があります。計測基準の 1 つに、インタビューレーション(インタブ)率があります。厳しい品質検査をパスしたデータを使ったパネルの世帯率で、その日の推定視聴率に加えることが認められています。ニールセンでは現在、次世代メーターの性能を評価中ですが、初期結果は非常に有望です。近い将来、自信をもって公開できるようになるでしょう。

図 4: 次世代メーターの初期バージョン



⁵ 「ビッグデータのモデリングにおけるパネル調査の価値」(『ニールセン メジャメント・ジャーナル』第 1 巻第 1 号)を参照してください。

課題への取り組み: デバイスの細分化

さて、ここからは接続デバイスのランドスケープ、すなわち、スマートフォン、タブレット、コネクテッドテレビなどのデバイスやその他 OTT デバイス (Roku、Apple TV 他) について見ていきます。コンテンツの選択肢を提供するアプリは無数にあります。それらはテレビコンテンツ (オンデマンドまたはライブ) もあれば、デジタル専用のものもあります。広告モデルについてはどうでしょうか? コンテンツの中には、リニア広告、あるいは動的にターゲットを選定する広告を含めて、広告が入っていないものもあります。図 5 は、デジタル由来のコンテンツと広告モデルのいろいろな組み合わせを整理したものです。計測の観点からすれば、大規模パネルですら、デバイス、アプリ、広告モデルなどの変化をすべて取得するには、統計的に不十分な場合があります。この課題に対処するために、ニールセンでは、デジタルデバイスからのセンサスインプレッションを活用し、(ニールセンがデモグラフィックを把握している) ニールセンパネルから収集したデータを使ってこれらのインプレッションを補正します。センサスデータ収集では、すべてのデジタルデバイスやアプリ (PC、Mac、モバイル、タブレ

ット、コネクテッドデバイス) から収集する視聴者向けの全てのインプレッションを全方位で計測しています。全体の計測プロセスを図 6 に示します。コンテンツの識別、データ収集、処理や視聴率計算などいずれも精通した手順ですが、デジタルインフラストラクチャのニーズに合わせるために若干の修正を伴います。これらがどういう調整をおさらいしましょう。

図 5: デジタル由来のコンテンツと広告モデルの多様な構成

| コンテンツの出所 | 広告モデル |
|-----------|---|
| リニアテレビ | リニア アド ロード (広告がコンテンツがリニアテレビで放送されるときと同じ) |
| リニアテレビ | ダイナミック アド ロード (広告は同じではなく、広告挿入は視聴者ターゲティング条件に基づく) |
| ネイティブデジタル | アドスポット数やアドロード回数を変更 |

図 6: デバイス細分化に対応する技術の流れ (米国の例)。



コンテンツの識別

ニールセンでは、ソフトウェアを主要なデータ変換器のほとんどに組み込みました。このソフトウェアがウォーターマークを音声情報から抽出し、デジタルストリームにメタデータとして再挿入します。このメタデータタグは ID3 と呼ばれ、主要なストリーミング形式のほとんどでサポートされ、今ではストリーミングコンテンツからのアクセスが容易になっています。

ニールセン ウォーターマークがない場合、デジタル由来のコンテンツにはしばしばあることですが、クライアントのメタデータ (番組名、タイトル、長さ、種類など) を活用して、コンテンツを特定します。このメタデータは、クライアントのコンテンツ管理システム (CMS) から直接提供されます。ビデオコンテンツだけがこのアプローチによってメリットを受けられる唯一のメディアタイプというわけではありません。スタティックメディア (バナー広告、ポップアップ広告など) も全く同じ様にタグ付けできます。

データ収集

次の課題はメーターのケースと同じです。ニールセンでは、選出されたパネル世帯に設置する物理的なメーターではなく、デジタルビューアーの領域に配備する、ソフトウェア開発キット (SDK) と呼ばれるソフトウェアライブラリを開発しました。SDK を、パブリッシャーやアグリゲーターアプリ (マルチチャンネルビデオ番組の配信事業者が提供するアプリなど)、あるいはコンテンツをストリームしたり表示したりするブラウザーページなどに組み込みます。消費者がコンテンツを視聴するごとに、SDK が計測データ (インプレッション) を捕捉し、ID3 タグか CMS タグを付けたデータをニールセンのデータ収集システムに送信します。同一ソフトウェアに ID3 タグと CMS タグの両方を処理させることにより、ニールセンのクライアントは、柔軟に広告モデル (リニア広告またはダイナミック広告) を選択してマネタイズ対象を最大化することができます。

処理と視聴率計算

センサインプレッションの処理は超ビッグデータの領域です。ニールセンでは、そのようなデータをさらに規模を拡大して処理するために、クラウドベースのプラットフォーム上であらゆる関連データストレージと処理技術(Hadoop、Spark、NoSQL、Kafka など)を活用しています。インプレッションデータとデモグラフィックデータを統合した後、視聴率の計算に進み、デジタルテレビとデジタルコンテンツの視聴率を算出することができます。

最終手順として、リニアテレビ視聴率とデジタル視聴率を統合し、トータルコンテンツ視聴率を算出します。記事の冒頭で取り上げた複雑な細分化の構図は以上です。

総合的なソリューションと計測の今後に向けたロードマップ

より高性能化したメーターやセンサデータ収集など近年の技術革新は、今日の細分化されたメディアエコシステムの課題をニールセンが解決する一助となっています(図7を参照)。ではその先には何があるのでしょうか?

市場は常に進化しています。ニールセンにおいても、次

の数年で消費者がどこへ向かうのかを追跡するというエキサイティングな新規開発を既に展開中です。特に、IoTの世界は眼前にあります。ますます多くのデバイスや家庭用機器が日々接続され、より高度化しています。今まさに、ニールセンのメーターを消費者のIoTデバイスに統合する方法を具体化する時期にきています。また、新たな人ベースの計測デバイスを開発するために、ニールセンの最新コンテンツ認識技術に埋め込んだウェアラブルデバイスも検証中です。

デジタルの最前線でニールセンが目指すのは、ニールセンソリューションのフットプリントを拡大すること、そしてクライアントがニールセンの計測技術を導入しやすくすることです。そのために、ニールセンのエンジニアリングチームは、クラウドAPIという新たなイノベーションに取り組んでいます。これは、SDKのように統合クライアントライブラリは不要で、代わりにデータ収集にウェブAPIを活用するというものです。クラウド制御によって、機械学習の先進機能を活用し、認知能力を高めたインテリジェントなシステムを構築することがさらに容易になるでしょう。

私たちの先には「開発」の世界が広がっています。今後の記事でこうした新しい状況を詳しく取り上げていきます。ニールセンのテクノロジストが大活躍できる時期を迎えているのです!

図7: 今日の計測の課題に対応する技術的ソリューションのまとめ



OTT デバイスでの共視聴: 似ていることと、違うこと

KUMAR RAO、KAMER YILDIZ、MOLLY POPPIE ニールセン データサイエンスメソッド



はじめに

人がテレビを見るとき、配偶者、子ども、ルームメイト、来客など、家庭内にいる誰かと一緒に見るケースが多くあります。これは「共視聴」と呼ばれるもので、テレビが登場して以来ずっと、社会調査の重要なトピックであり続けています。

人と一緒に情報媒体に触れることで、学習能力の向上⁶につながったり、記憶に残るものとなったり、さらにはブランドの印象付けにも影響を及ぼすことが分かって以来、「共視聴」は、商業的な利点の面でもずっと注目されています。今日では、「共視聴」は、従来からのテレビの視聴方法（業界で「リニアテレビ」と呼ばれるもの）に限定されるものではなく、デジタル技術の登場とインターネット上でのストリーミングコンテンツ増加に伴い、様々な

プラットフォームでの一般視聴者の「共視聴」のパターンを理解することは、メディア企業にとっては必須になっています。

タブレットやスマートフォンでの共視聴の傾向については多くの調査⁷が行われていますが、オーバーザトップ(OTT)機能(Roku、Apple TV、Smart TV、ゲーム機など、テレビに接続して使用するデバイス)での「共視聴」については正確な計測方法がないため、あまり注目されていません。しかしOTTでは、番組コンテンツは通常サイズのテレビ画面で表示され、従来の家庭環境の中で視聴されることが多い(つまり以前からの「共視聴」の特徴と一致)ことを考えれば、OTT デバイスは、実はデジタルプラット

6 例えば、1967年という早い時期から、画期的なテレビ番組シリーズ「セサミストリート」の放映のために Children's Television Network により行われてきた調査をご覧ください。

7 Dan, O. (2014). M Marks the Spot: モバイル機器での視聴行動。Advertising Research Foundation で公表された調査報告書: ニューヨークでの視聴計測。

フォームの中でも最も迅速に調査すべきものと言えるかも知れません。

OTT コンテンツの「共視聴」(番組コンテンツと広告を含む)では、視聴計測に関して興味深いチャレンジがあります。視聴環境は今までとほぼ同じ(リビング、寝室、キッチンなど)ですが、OTT の仕組みには、ユニークな特徴(コンテンツ配信、アクセス方法、コンテンツの選択、視聴者のID 確認など)があります。この新しい仕組みの中で行われるストリーミング視聴を計測するには、従来からのメディア調査方法に少し調整を加える必要があります。

ここでは、OTT デバイスを用いた「共視聴」の動向に関する調査に基づき、通常のテレビでの「共視聴」の基準値との比較を行います。この調査から得られる初期情報は、OTT デバイスを利用する視聴者の行動をより良く理解したいと考えているリサーチャーにとって、また、OTT プラットフォームを最大限に活用して番組コンテンツと広告配信のためのアプリケーションを提示したいと考えているメディア企業にとっても、関心の対象となるはずです。

背景

テレビが登場して間もないころ、リサーチャーはすぐに、この新しい媒体が社会に大きな影響を及ぼすだろうと認識していました。この新しいコミュニケーション方法には、マスメディアの娯楽そのものを大きく変える可能性があり、新しい美的価値観をもたらす可能性があり、新しい大衆文化を形成する可能性がありました。テレビ番組というものの(その表面上の意味、隠されたメッセージ、マス市場に情報を届ける力、世論に与える影響力)それ自体が、精神分析学者にとっても格好の分析対象となったのです。

1952 年という遙か昔に、哲学者テオドール・アドルノは、先駆的な社会学者レオ・ローウェンタールの著述を引き合いに出して、テレビについて以下のような描写を行いました。「精神分析の逆行: 文化的産業により、多重人格的な精神分析コンセプトが形成されている。そしてそのコンセプトは、一般人を完全に惑わし、用意周到に作られた映像の効果の中に、一般人の精神と行動を取り込んでしまう。」⁸

年月の経過とともに、その映像の効果は、一般の個人を「惑わす」だけのものではなく、家族や集団としての行動にも影響を及ぼしていることが明らかになっています。人々は一緒になってテレビを見て、自分たちが見たものについて話し合い、テレビで体験したことを基にして考えを形成していったのです。このように共通の体験をすることは、家族としてのまとまりや、社会との関わり方を決める上で、影響を及ぼしました⁹。より商業的な観点から見ると、広告で見た商品についての受けとめ方にも影響を及

ぼしています¹⁰。その結果、「共視聴」は、メディア業界にとって重要な調査トピックになったのです。

「共視聴」に関する初期の調査では、ビデオデッキ(VCR)が導入されたときの効果(例えば、夜の時間に家族と一緒に映画を見られるようになったこと)や、親が子供と一緒にテレビを見ることによる教育的な効果(メンタリングや、親が媒体となって教えることなど)についても分析されています。より最近の調査では、ソーシャルメディアを使って共視聴体験を広げていくこと(テレビの生中継を見ながら、ツイートすることなど)についても探求しています。いくつか例外はありますが、全般的には、「共視聴」によって得られる結果はとてポジティブなものであると言えます。「共視聴」をすることで、テレビを見た時の状況についての記憶も残り、社会的なつながりも高まり、視聴者とコンテンツ(番組と広告)との結びつきもより強くなります。しかし、最新のテクノロジーの発達により、これらの点について再度分析が必要になっています。

番組の選択肢は急増しており、人々はこれまでにないほど多くのメディアコンテンツを利用しています¹¹。デジタルビデオ録画機(DVR)、ビデオオンデマンド(VOD)サービス、オンラインでのストリーミング視聴により、個々が自分の都合に合わせてテレビ番組を見られるようになっていきます。これはつまり、それぞれが自分の好みに合ったコンテンツを見ることが多くなり、家族の好みに合ったものを見ることは少なくなっている可能性が高いということです。こういった新たな状況の中で、メディア業界は、各個人にもっと最適な広告を見せる機会があると捉えています。しかし、それは「共視聴」によって得られたものと同等等と言えるのでしょうか?

この質問に答える前に、問題を整理する必要があります。まず、最新のストリーミング技術は「共視聴」に影響を及ぼしているのでしょうか。及ぼしているとしたら、どの程度の影響なのでしょう。ストリーミング映像は、スマートフォンやタブレットで見るのが多く、これらのデバイスで「共視聴」するのは、物理的には難しいことが想像できます。しかし、OTT デバイスを使用すれば、ストリーミング映像を「いつもの」テレビ画面で見ることができます。このような環境で「共視聴」することは、従来のテレビで「共視聴」することと比較して、どのような違いがあるのでしょうか。

これこそが、ここで明らかにしたい点です。業界の見解では、OTT デバイスでの「共視聴」は、リニアテレビでの「共視聴」に似ている部分が多くあると考えられています。この仮説は、メディア業界にとっては、もちろん歓迎されることでしょう。しかし、重要なのは、それを実際の統計データによって検証し、業界標準のニールセンの評価サービスをベンチマークとして用いて検証することだと考えます。これにより、主な相違点を正確に数値化して確認できるだけでなく、特定の視聴者層に関する特徴的な行動についても、より詳しく分かるようになると期待しています。

8 「テレビの見方」テオドール・アドルノ、Hollywood Quarterly Vol. 6, No. 3, 1952.

9 例えば、ヘンリー・ジェンキンス(USC アネンバーグ・スクール・オブ・コミュニケーション・アンド・ジャーナリズム)は、「一般参加型の文化」として、テレビ番組のファンが、共有された議題と共通の関心について、より大きな自意識を持つようになることを説明しています。

10 カナダの人類学者グラント・マクラッケンが、テレビ視聴者のことを、消費者ではなく、ブランドメッセージを「さらに増幅させる人々」と呼んだことがよく知られています。

11 ニールセンの [Total Audience Report: Q3 2016](#) をご覧ください。

この調査で使ったデータ

ニールセンは、最近、テレビに接続するデバイスでの視聴に関する計測ソリューションを提供するため、Roku と提携しました。本号の執筆のため、この新しいサービスから得られたキャンペーンレベルの詳細データを用いて、OTT での「共視聴」をより詳しく分析し、従来型のテレビでの「共視聴」の発生率と比較しました。具体的には、OTT インプレッションの「共視聴」における微妙な差異やパターンを理解するため、膨大な量の OTT キャンペーンデータを事後分析しました。Roku が持つビッグデータとニールセンが持つ全国的なパネルデータの組み合わせにより、この調査研究を行うための強固な方法論を確立する機会が得られました。

調査の計画

データの捕捉とカリブレーション

デジタルプラットフォーム (Roku など) での広告視聴の計測のため、ニールセンは、プロバイダーのメディアプレイヤーアプリに直接組み込まれているソフトウェアプラグインを活用する、センサベースのシステムを開発しました。

12

この調査での実証的分析は、2 つの異なる時期に計測した OTT キャンペーンに基づいています。最初のデータセットは、2015 年 11 月から 2016 年 5 月までの 6 ヶ月間のデータセットで、15 のキャンペーンによって構成され、1,800 万インプレッションを対象としています。2 つ目は、2016 年 5 月から 7 月までの 3 ヶ月間のデータセットで、36 のキャンペーンによって構成され、1 億 1,200 万インプレッションを対象としています。2 つ目のデータセットは、単純に 1 つ目からの時間的なつながりで延長したもので、1 つ目のデータセットでは実現できなかったデータサンプルの掘り下げに用いられました。

テレビ視聴データは、2015 年 12 月から 2016 年 5 月までの 6 ヶ月間にニールセンが扱う全米のピープルメーター (NPM) パネル世帯 (N=34, 831) から得られたテレビのライブ視聴のデータです。これらの世帯のうち約半数 (51%, N=17, 817) は、OTT デバイスを接続した状態でテレビのライブ視聴をしていました。この調査では、すべてのパネル世帯ではなく、OTT デバイスを利用していたグループのパネル世帯のテレビ視聴を使用します。

あるサンプルを用いてテレビと OTT の視聴を並列に比較するには、サンプル対象の世帯で、テレビと OTT のいずれかを選択して視聴できる可能性がゼロではない状態であれば意味を成しません。簡単に言えば、サンプル対象の世帯では、テレビと OTT を両方利用できる状態であればなりません。

ある家庭に OTT デバイスがあるということは、明確な特徴があることを示しています。年齢、収入、ブロードバンドインターネットを利用できることなどです。図 1 は、全 NPM 世帯と OTT 保有世帯の、デモグラフィック属性の周辺分布を示しています。使用するテレビデータを OTT 保有世帯に限定することで、デモグラフィックのバイアスを最小限に抑えて、類似した世帯環境で生活する人たちが OTT とリニアテレビでどのように「共視聴」しているかを、公平に比較することができます。

図 1: 全 NPM 世帯と OTT 保有世帯の、デモグラフィック属性の周辺分布

| | (A) OTT 保有世帯 (n=17,817) (%) | (B) 全 NPM 世帯 (n=34,831) (%) | インデックス (A/B) | | (A) OTT 保有世帯 (n=17,817) (%) | (B) 全 NPM 世帯 (n=34,831) (%) | インデックス (A/B) | | |
|--------------|-----------------------------|-----------------------------|--------------|-----|-----------------------------|-----------------------------|--------------|-------|-------|
| 世帯主の年齢 | 16~24 歳 | 2.5% | 2.4% | 1.0 | 子どもの数 | 子どもの数: 0 | 56.3% | 61.4% | 0.9 |
| | 25~34 歳 | 17.9% | 15.0% | 1.2 | | 子どもの数: 1 | 19.9% | 16.6% | 1.2 |
| | 35~44 歳 | 21.0% | 17.2% | 1.2 | | 子どもの数: 2 | 17.0% | 13.4% | 1.3 |
| | 45~54 歳 | 22.8% | 20.7% | 1.1 | | 子どもの数: 3 以上 | 6.8% | 8.6% | 0.8 |
| | 55 歳以上 | 35.7% | 44.7% | 0.8 | | 世帯主がヒスパニック系 | はい | 85.0% | 85.8% |
| 世帯人数 | 世帯人数: 1 | 11.5% | 17.7% | 0.7 | いいえ | 15.0% | 14.2% | 1.1 | |
| | 世帯人数: 2 | 28.5% | 30.3% | 0.9 | 世帯収入 | \$25,000 未満 | 11.5% | 18.2% | 0.6 |
| | 世帯人数: 3 | 19.0% | 17.7% | 1.1 | | \$25,000~\$50,000 | 21.9% | 24.7% | 0.9 |
| | 世帯人数: 4 | 20.0% | 16.6% | 1.2 | | \$50,000~\$75,000 | 21.3% | 20.5% | 1.0 |
| | 世帯人数: 5 以上 | 21.0% | 17.7% | 1.2 | | \$75,000~\$100,000 | 16.9% | 14.4% | 1.2 |
| \$100,000 以上 | | | | | | 28.5% | 22.3% | 1.3 | |

12一つのサンプルだけでなく、すべてのデバイスのインプレッションを捕捉できることから、この測定方式は「センサス (全数調査) 測定」と呼ばれています。詳細は、本号の「全体像: メディア細分化の課題に対応する技術」をご覧ください。

「共視聴」メトリックスの定義

この調査では、2人以上の視聴者によって視聴されたインプレッションのうち、OTT 共視聴が占める割合を、OTT 共視聴率として定義しています。ディメンション「d」での共視聴率は以下のように表されます。

$$\text{OTT 共視聴率}_d = \frac{\text{2人以上の視聴者のインプレッション数}_d}{\text{合計インプレッション数}_d}$$

ディメンションとは、デモグラフィックグループのことで、例えば年齢と性別の組み合わせ（18～24歳の男性など）や、時間帯（平日、週末、昼間、夕方など）により定義されます。センサスデータでは、OTT の広告インプレッションのそれぞれについて、どの時間帯に視聴されたか、その広告が含まれていた番組のジャンルは何だったかが、記録されています。

同様に、2人以上の視聴者によって視聴されたイベントの中で、テレビ共視聴が占める割合を、テレビ共視聴率として定義します¹³。

$$\text{OTT 共視聴率}_d = \frac{\text{2人以上の視聴者のインプレッション数}_d}{\text{合計視聴イベント数}_d}$$

ここでは、テレビ視聴イベント数とは、NPM パネルのメンバーから分単位で収集されたテレビデータの集計です。集計は、番組、配信元、世帯、視聴日、時間帯、世帯メンバーの年齢と性別に基づいて行われます。したがって、それぞれの視聴イベントは、直近 7 日間に放送された特定の番組に関して、パネル世帯のメンバーのいずれかがある時間帯に番組を視聴したことに対応するものです。

OTT とテレビの共視聴率を比較する際には、以下の制限を考慮する必要があります。まず、OTT のデータは広告が見られたことに基づいてカウントされているのに対し、テレビのデータはテレビ番組が視聴されたことに基づいています。次に、OTT とテレビのそれぞれに選択された期間は大部分が重なっていますが、完全に一致しているわけではありません。また、コンテンツの種類、タイミング、ジャンルによる緩和効果は、調整対象となっておりません。最後に、この調査で用いたOTTのデータは、Rokuのデータに限られており、Roku プラットフォームで実施された限定数のキャンペーンに限られています。しかしそれでも、これによって得られたデータとメトリックスは、この探求的分析を全米のメディア利用者の一般的な視聴パターンおよび行動と比較していく上で、妥当な基準を示すものとして、十分適切であると考えています。

¹³ここでのテレビ共視聴の定義は、今回の調査で、OTT 共視聴の定義と合わせるために特別に作成したものであることにご留意ください。これは、従来からあるニールセンのレポートシステム(NPOWER など)で用いられる共視聴の定義とは異なるものです。

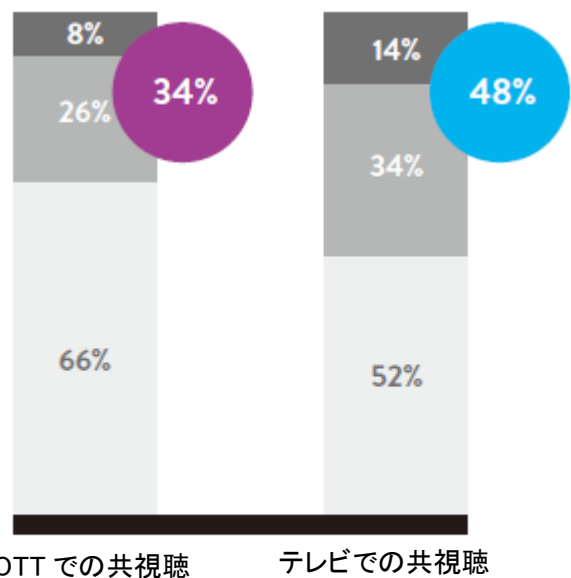
結果

OTT とリニアテレビでの全般的な共視聴率

計測の結果、リニアテレビでの共視聴率 48%に対して、OTT での共視聴率は 34%でした。この違いは、それほど驚くものではありません。OTT デバイスの場合、リニアテレビより多くの視聴選択肢があります。その豊富な選択肢により、何人かで一緒に楽しめる番組を見つけることもできますが、個人向けに最適なユニークな番組（世帯内の他の人にとっては最適ではないもの）を選ぶことも可能です。リニアテレビには、何人かで一緒に見られることが多い生中継のテレビイベント（スポーツ、受賞式、政治討論など）についても強みがあります。

テレビでも OTT でも、「共視聴」の大部分（テレビでは 70%、OTT では 76%）は、2 人だけで見ていることもわかりました。

図 2: OTT での共視聴の割合と、テレビでの共視聴の割合



● 1 人での視聴 ● 2 人での視聴 ● 3 人以上での視聴

出典: ニールセン Roku OTT 計測 (15 キャンペーン; 1,800 万インプレッション; 2015 年 11 月～2016 年 4 月)

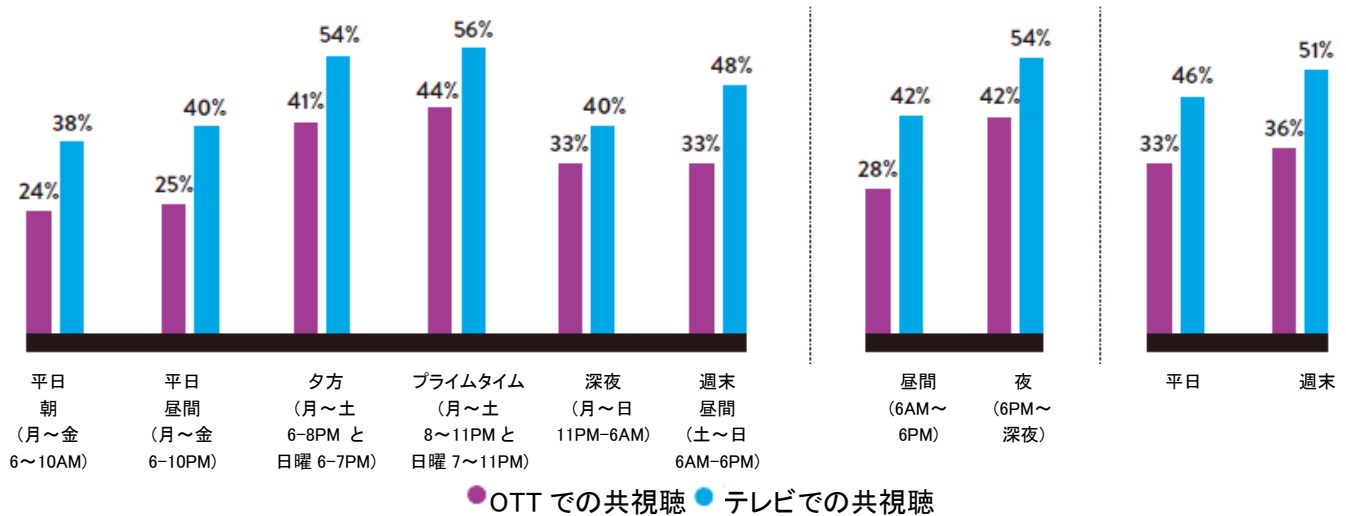
出典: テレビの共視聴率は、OTT 接続されているテレビセットを対象としたニールセンのテレビ計測データから得られたものです (2015 年 12 月～2016 年 5 月)

時間帯による「共視聴」の特徴

リニアテレビの「共視聴」では、視聴が増加する時間帯および曜日があります。そのよい例として、プライムタイムの時間帯や、週末の昼間があります。アーリーフリンジ(夕方)から夜のプライムタイムにかけて「共視聴」が多く行われるようになりますが、レイトフリンジ(深夜)の時間帯は、夜更かしをする人は一人でテレビを見る傾向があるため、共視聴率は大きく下がります。最後に、共視聴率が最も下がるのは、世帯の中の誰かが仕事や学校に行っている時間、平日の朝と昼過ぎの時間帯となります。

OTT の「共視聴」も、それぞれの時間帯で同じパターンになります。OTT とリニアテレビの違いが最も大きいのは、昼間の時間帯(平日と週末の両方)で、これは一人でストリーミング放送を見る可能性が高い時間帯と考えられます。OTT とテレビの「共視聴」の違いが最も小さいのは、レイトフリンジ(深夜)の時間帯で、OTT は 33%、テレビは 40%です。夜更かしの好きな人は、通常のテレビは一人で見て、OTT デバイスでは好みの合う仲間と一緒に見るチャンスが増えるということかも知れません。

図 3: OTT とテレビでの、時間帯別の「共視聴」(1 日の中の特定の時間帯と、1 週間の中の特定の日)



出典: ニールセン Roku OTT 計測 (15 キャンペーン; 1,800 万インプレッション; 2015 年 11 月~2016 年 4 月)

出典: テレビの共視聴率は、OTT 接続されているテレビセットを対象としたニールセンのテレビ計測データから得られたものです (2015 年 12 月~2016 年 5 月)

年齢による「共視聴」の特徴

子どもは、他の年代よりかなり多く「共視聴」をします(図 4 をご覧ください)。実際、OTT デバイスでの視聴か否かにかかわらず、2~12 歳の子どもによるすべての視聴の 70%は、友だちや親など、誰かと一緒に視聴しています。ティーンエイジ世代(13~17 歳)でも、共視聴率(OTT であるか否かにかかわらず)は優に 50%を超えています。18~20 歳の世代では少し下がりますが、20 代になるとリニアテレビの共視聴率は再び上がり、その後は下がり続けて 45 歳ぐらいになると 40%まで下がります。

OTT では、「共視聴」の割合は 18 歳の時点でさらに大きく下がり、20 代でも下がり続けます。その後は安定していき、45 歳以上になるとやはりテレビと同じぐらいの割合になります。テレビと OTT の違いが最も大きいのは 20 代後半で、パーセント数値で 26 ポイントもの開きがあります。この世代では、テレビでの「共視聴」に比べて、OTT での「共視聴」は半分ほどしかないことになります。

18 歳から 45 歳までの間に見られる「大きな違い」は非常に興味深いものです。この年代は、多くの人が学校や職場で忙しくなり、それぞれ個人的なスケジュールで動くようになります。しかし、この年代は、最も社会的になる年代でもあります。この年代の人たちは、ちょっとした「自分の時間」に OTT デバイスを使って視聴して、年齢とともに OTT での視聴もリニアテレビの視聴と同じようになっていくようです。

図 4: 年齢とプラットフォームによる共視聴率の遷移

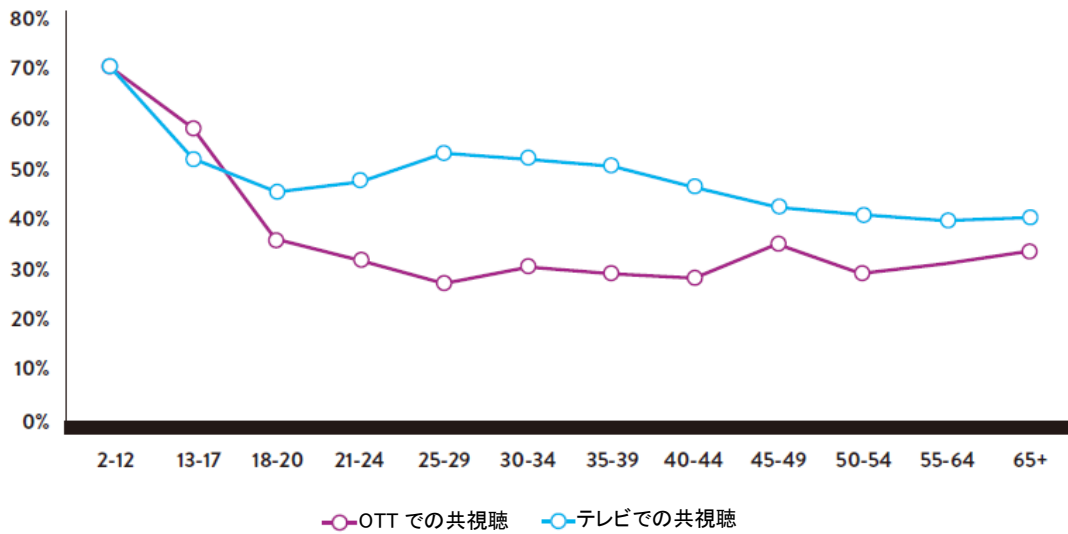
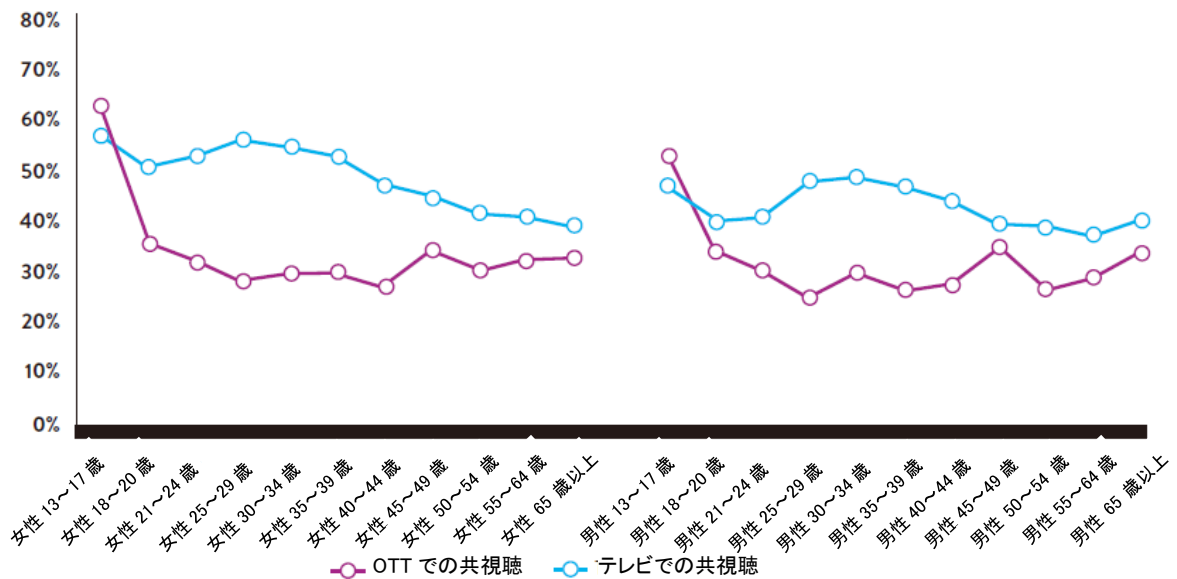


図 5: 年齢と性別による共視聴率の遷移



出典: ニールセン Roku OTT 計測(15 キャンペーン; 1,800 万インプレッション; 2015 年 11 月~2016 年 4 月)

出典: テレビの共視聴率は、OTT 接続されているテレビセットを対象としたニールセンのテレビ計測データから得られたものです(2015 年 12 月~2016 年 5 月)

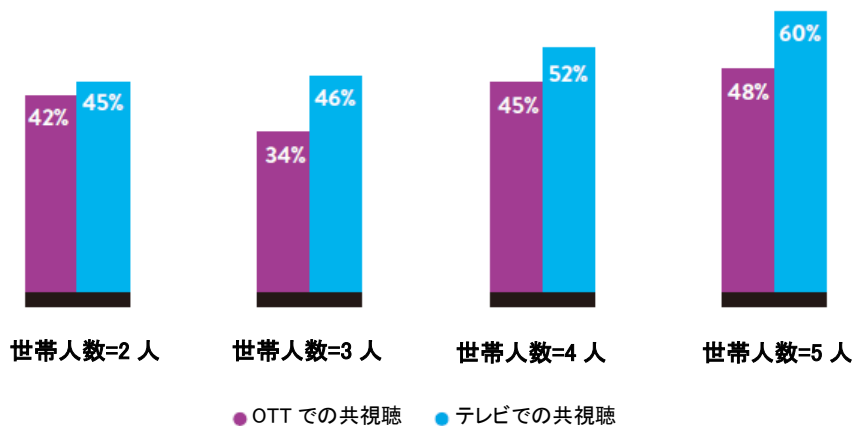
もう少し分析を進めて、各年代を性別で分けてみると(図5をご覧ください)、全般的に女性の方が男性よりも通常のテレビでは「共視聴」を多くしている傾向が見られますが、OTTでは必ずしもそうではありません。すべての年代で、女性のOTTでの「共視聴」は男性とほぼ同じぐらいで、ティーンエイジ世代では女性の方が多そうです。

世帯人数による共視聴の特徴

人が多い方がにぎやかになります。世帯人数が増えれば、「共視聴」が増えるのは当然のように思われます。結局、「2人の両親と、3人の子どもと、2人の祖父母」で生活している世帯に比べれば、一人暮らしの人は「共視聴」をする機会があまり多くないのです。

しかし、3人の世帯では、「共視聴」の下落が見られます。通常のテレビでは、「共視聴」の伸びがないという程度のことですが、OTTでは、2人の世帯で42%が3人の世帯では34%になるという明確な下落となっています。これらの世帯について詳しく見てみると、その多くは、ひとり親(母親か父親)に2人の子どもがいる家庭であることが分かりました。これらの世帯で共視聴率が全体的に低いのは、単純に大人同士での「共視聴」がないというのが理由の一つとして推測されます。そのほかの理由としては、ひとり親の家庭では、ふたり親の家庭とはメディア利用の仕方が違うという、以前の調査結果から分かるものがあります¹⁴。ひとり親の家庭では、親が仲介したり関与したりして子供と一緒にテレビを見る機会が少なくなるため、テレビの視聴も個人的なものになりがちということも考えられます。結果として、これらの家庭では、それぞれの好みに合ったテレビの視聴をすることが多くなります。「共視聴」の少なさが、リニアテレビよりもOTTでより明白に見られるという事実が、この仮説を裏付けているように思えます。

図6: 世帯人数による共視聴率の特徴



出典: ニールセン Roku OTT 計測(36 キャンペーン; 11,200 万インプレッション; 2016年5月~2016年7月)

出典: テレビの共視聴率は、OTT 接続されているテレビセットを対象としたニールセンのテレビ計測データから得られたものです(2015年12月~2016年5月)

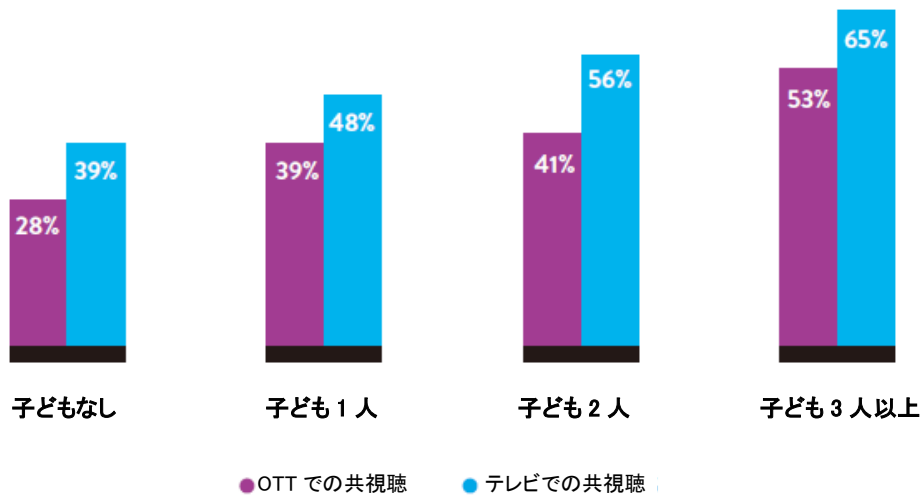
14 Gentile, D. A., & Walsh, D. A. (2002). 家庭でのメディア利用に関する標準調査. 発達心理学の応用, 23, 157~178.

世帯の中にいる子どもの数による「共視聴」の特徴

世帯の中にいる子どもの数は、「共視聴」に直接関係してきます。リニアテレビ視聴では、子どもが1人増えるごとに、パーセント数値でほぼ10ポイントの増加が見られます。子どもがいない世帯では39%なの、子ども1人の世帯では48%、子ども2人の世帯では56%、子ども3人以上の世帯では65%になります。

本号での多くの比較分析と同様に、OTTの視聴率はテレビに比べると低いのですが、ここでは顕著な違いがありません。子どもが2人いる世帯でのOTT共視聴率は、子どもが1人の世帯に比べてわずかに上回る程度です(41%と39%)。同じ条件の世帯の、テレビでの共視聴率56%と比べると、パーセント数値で15ポイントも下回っています。先に述べた、ひとり親で2人の子どもがいる世帯ではより個人的な視聴が行われているようだという調査結果に合致しています。

図7: 子どもの数による共視聴率の特徴



出典: ニールセン Roku OTT 計測(36 キャンペーン; 11,200 万インプレッション; 2016 年 5 月~2016 年 7 月)

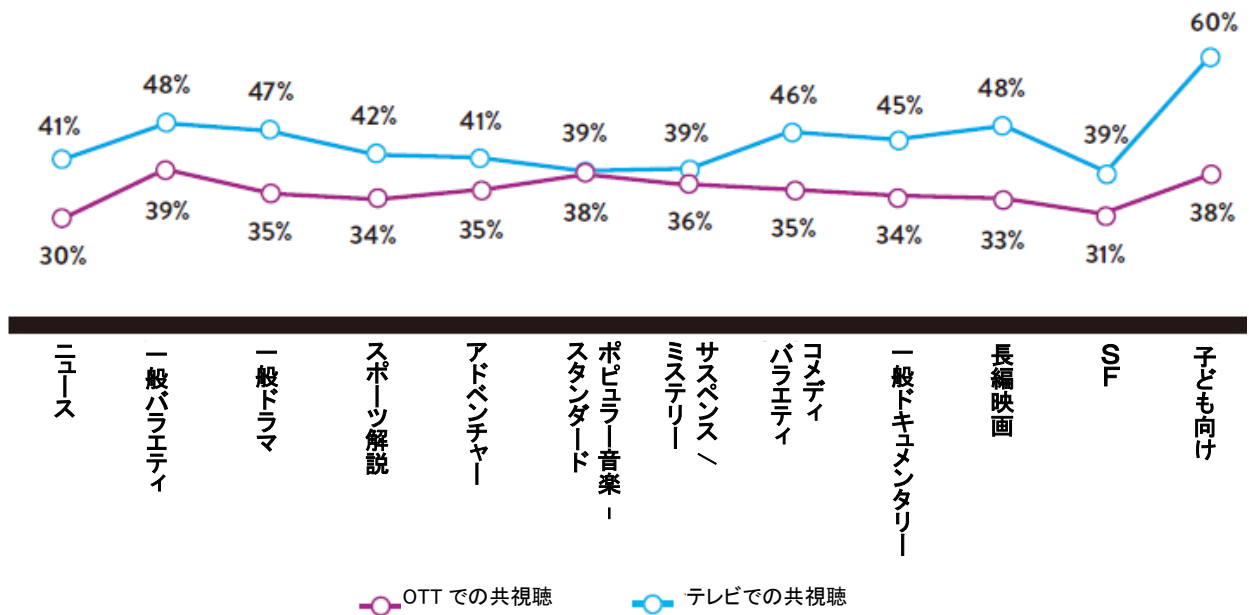
出典: テレビの共視聴率は、OTT 接続されているテレビセットを対象としたニールセンのテレビ計測データから得られたものです(2015 年 12 月~2016 年 5 月)

コンテンツ種類による共視聴率の特徴

図8では、主な人気番組ジャンルごとの共視聴率を示しています。ジャンルにかかわらず、ほとんどの場合、テレビでは共視聴率が40~50%の範囲内で、OTTでは30~40%の範囲内です。ただし、子ども向け番組だけは例外で、テレビでの共視聴率は60%という高い数値ですが、OTTでの共視聴率は38%です。これはOTTの数値としては最高レベルの共視聴率ですが、テレビの数値に比べるとかなり低いものです。

子どもは大人よりも多く共視聴をするので、子ども向け番組がテレビで最も多く「共視聴」されているジャンルとなるのは驚きではありませんが、OTTの「共視聴」がもう少し高いと思っていました。子どもたちは、子ども向け番組は今でもリニアテレビでの放映時間帯(土曜の朝など)と一緒に視聴して、ほかの番組は自宅でOTTデバイスを使って視聴しているということも考えられます。この点については、さらなる探求が必要です。

図 8: 番組ジャンルによる共視聴の特徴



出典: ニールセン Roku OTT 計測(15 キャンペーン; 1,800 万インプレッション; 2015 年 11 月~2016 年 4 月)

出典: テレビの共視聴率は、OTT 接続されているテレビセットを対象としたニールセンのテレビ計測データから得られたものです(2015 年 12 月~2016 年 5 月)

OTT は、「共視聴」を促進しているのでしょうか、妨げているのでしょうか?

「共視聴」にとって、OTT デバイスがもたらす影響は複雑なものです。一方では、OTT デバイスによって一緒に見られる番組を見つけられる選択肢は多くなっています。しかし、OTT デバイスがあることで、個人がそれぞれの世界に没頭してしまうことも十分あり得ます。全体として俯瞰すれば、OTT デバイスでの「共視聴」は、従来からあるリアテレビと似たような状況のように見えます。調査結果として、以下のようにまとめることができます。OTT の共視聴率は全体としてテレビの共視聴率より低く、行動パターンとしてはテレビでの共視聴と同様の特徴が見られる(子どもは大人よりも多く共視聴をして、世帯人数が増えると「共視聴」も増えて、昼間よりも夜の時間に「共視聴」が多い)ということです。

しかし、計測可能な違いがあることを示す事実も見つっています。ある特定の世帯(2 人の子どもを持つひとり親の世帯など)では、独特の共視聴行動パターンがあり、それは OTT があることでさらに進行する可能性があります。またある世代(18~45 歳)では、個人的な視聴に偏って OTT デバイスを利用しています。子ども向け番組は、想定されるほど多くは OTT で共視聴されていない状態です。そして、昼間の時間帯に行われる OTT での視聴は、より個人的な利用が多いようです。

今回の調査のために開発した手法を用いることで、「共視聴」の分析が行えます。しかしもっと根本的なこととして、これらの手法により OTT を利用する視聴者(共視聴をす

るか否かにかかわらず)の特徴が分かるようになり、その行動を通常のテレビ視聴者の行動と比較できるのです。これは、新しい市場セグメントや既存の市場セグメントをできるだけ効率的に捉えるために OTT 環境をうまく利用したいと考えている広告業界関係者にとって、特に重要なことです。OTT は、「共視聴」を促進しているのでしょうか、あるいは妨げているのでしょうか? 初歩的な答えはいくつか見つかっていますが、まだ全体像は見えていません。OTT の利用が増加するにつれて、今回の調査のために開発したりサーチ手法に基づいて、OTT が社会に与える影響をよりよく理解できるようになることを期待しています。

機械学習を利用した将来の テレビ視聴率予測

a



はじめに

ニールセンのテレビ視聴率は、半世紀の間、米国メディア産業の中心的存在でした。番組編成の決定に利用され、米国の大衆文化¹⁵の一部となりましたが、同時に、毎年マーケティング責任者とメディア企業との間で行われる何千億ドルもの広告取引のベースとなっています。ニールセンのテレビ視聴率はテレビ番組の成功度を測るのに役立つとともに、そのテレビ番組がメディア購入目標どおりの視聴者数と構成を実現していることを実証し、目標に達しない場合には達成するための根拠を提供します。その意味で、テレビ視聴率は、テレビ視聴の過去、あるいは現在を計測する指標であると言えます。

しかし、視聴率は将来の予測にも利用されています。視聴率は期待値を設定し、あるシーズンから次のシーズンへの番組編成に影響を与え、番組が放送される時期よりかなり前に広告費(広告料)を設定する上でも役立つものです。例えば、米国のテレビ局は、その年のプレミアム広告在庫の大半を、毎年春に行われるイベント、「アップフロント」(予約販売)で販売します。各ネットワークにとって、アップフロントは新番組を導入し、来るシーズンへの関心

を盛り上げるためのお披露目パーティーですが、その裏では、広告主が予定よりかなり早くテレビのコマーシャル時間枠を買い付ける市場という性格を持っています。アップフロントは事実上、テレビ番組制作の先物市場であり、ネットワークはアップフロントのお蔭で、財務予測を立てる際にある程度安定した財務基盤を持つことができます。

¹⁵ ウィークリートップ 10 を参照してください。
<http://www.nielsen.com/us/en/top10s.html>

結果として、メディア企業は、将来の視聴率を予測するために相当な努力をしています。業界関係者にとって、信頼できる予測があれば、アップフロントだけでなく、シーズン中のスキャター(シーズン直前や冒頭に行われる)¹⁶のプランニングにおいても、より正確で主観に頼らない決定をより迅速に行うことができるようになります。そして、もし自動化されたシステムによって信頼できる予測をたてることができれば、テレビ広告のプログラマティック取引プラットフォーム上での高度なターゲティングにその予測を利用することができます。

しかし、視聴率の予測は難問です。予測するには非常に詳細で信頼できる豊富なデータの安定的な取得と、視聴行動の直近の変化を説明するために新しいデータを採用し組み込む能力が必要になります。視聴者は、様々なデバイスで、様々なチャンネルを通じてメディアを消費するようになってきました。また、自分のスケジュールに合わせて都合がよい時に見られるよう、タイムシフトで視聴する傾向も強まるとみられます。こうした変化が視聴者予測を一層困難にしています。ただ、より一層困難になってはいますが、進化しつつあるテレビの生態系にとって一層不可欠なものとなっています。

本稿では、視聴率予測の手法を導入し、改善するために、ニールセンが主要顧客と協力して取り組んでいる近年の実験プロジェクトについて考察します。私たちは、共業を通じて、当該顧客による既存の手法を改善し、自動予測インフラの基盤を作るため、より正確で(パフォーマンス指標が良好)、より効率的で(サイクルタイムが良好)、より一貫性のある(ばらつきのない)システムの開発を目指しました。

適切なデータ特性の選択

このプロジェクトの条件は何であったのか、ここで述べておきます。私たちはいくつかのテレビネットワークの予測をするよう依頼されました。これらの予測には40を超えるデモグラフィックセグメントに関してリアルタイム視聴およびタイムシフト視聴とコマーシャルの視聴を含めなければならず、また曜日ごと、時間ごとの予測を提供する必要がありました。アップフロントの予測に関しては、アップフロントの時期的理由から、第1四半期中の(Q1)データしか使えませんでした。そして、その年の第4四半期(Q4)から翌年のQ4までの視聴率を予測する必要がありました。

どのような予測モデル構築プロジェクトにおいても、入力データのタイプと品質がモデルの成功に大きな意味を持ちます。私たちは、この研究に最もふさわしい有効なデータを選択するため、設計段階でいくつかの要因を検討しました。そこで、1つ重要なこととして、データの中にはどういふわけか、他の種類の調査研究には見込みがあって完全に適しているのに、私たちの目的には不適切で非効率

なものがある、という点を指摘しておきたいと思います。

例えば、経営幹部が番組編成において、新しい番組に対して情熱を持っていたとします。そうした情熱を定量化することは困難であり、バイアスをもたらします(その番組放映を実現するにあたって、経営幹部が大きな声を発したのかもしれませんが)。そして、たとえ私たちがその情熱を数学的に表すことができたとしても、放映中のその他全ての番組について同様の情報を入手することはできないでしょう。専門的な知見から、主観的な洞察は予測モデルの設計をする上で、また結果を検証する上で貴重なものとなり得ますが、直接入力変数としては期待外れに終わることがよくあります。

また、データについては、将来の予測を行う時に要約して利用できるよう、タイムリーに利用できるようなものにする必要がありました。事後データ(例えば、初回放送後のファンのレビュー)は、明らかに番組の持続的な成功を暗示するものとなり得ますが、番組放送後に生成されるので、予測目的では使えません。

最後に、処理対象を全てのチャンネル、番組、放送時間帯に拡大できるプロセスを開発するため、既に蓄積されていて、現在ある程度自動化された管理が行われているデータだけを使用することにしました。将来の番組編成スケジュールがあれば、間違いなくモデルの精度を高めることができると思いますが、現時点では標準化されておらず、また誰もが利用できるようなにはなっていません。

以上の考察を踏まえて私たちは、予測モデルに入力するデータとして、大部分過去の視聴率データを使用することにしました。幸いなことに、ニールセンには、数十年間収集してきた最高品質の視聴率データはもちろん、国民全体を母集団とする一貫性のある人口統計学的属性情報が豊富に蓄積されています。入力変数として、標準のライブ視聴のコマーシャル視聴率データに加えて、タイムシフト視聴率、ユニークな視聴者数(リーチ)、平均オーディエンス数(AA%)、テレビ利用者数またはテレビ利用世帯数(PUT/HUT)、加えて様々な断片的データを含めました。そしてテレビ視聴率を補完する目的で、ニールセンソーシャルコンテンツ視聴率、広告支出統計データ(Nielsen Ad Intel)、その他利用できる番組特性についても考察しました。図1に、アップフロントとスキャターの予測に関して評価したデータの一部を示しました。

¹⁶ スキャターとは、放送直前に使えるようネットワークが留保しておく広告在庫の一部のことです。

図 1: アップフロントとスキッターの予測に関して評価したデータ変数

| | 説明 | データの例 | 根拠 |
|-------------------|--------------------|--------------------|-----------------------------------|
| 番組特性 | 番組を評価・分類するための既知の要素 | ジャンル 放送日／時刻 | 特性の違いが視聴率に影響する |
| 番組のパフォーマンス | 計測可能な次元でのパフォーマンス | 過去の視聴率 | 過去のパフォーマンスは将来の視聴率の予兆 |
| 販売促進のサポート | 視聴者の関心を高めるための投資 | 広告支出 放送中の宣伝広告 | 販売促進／支出の増大は視聴率を押し上げる |
| オーディエンスのエンゲージメント | 番組に対する視聴者の関心と傾倒 | テレビブランディング効果 | 視聴する意思の高まりやエンゲージメントの持続は視聴率を押し上げる |
| ソーシャルメディア／オンライン行動 | ソーシャルメディア情報 | ニールセンソーシャルコンテンツ視聴率 | 自発的なソーシャルメディア利用は番組の人気とエンゲージメントを表す |

探索的解析を用いて洞察を得る

今回に限らず、モデル構築前にデータを探索するというのは良い考えです。探索的解析の場合、綿密である必要はありませんが、人々がこれまでどのようにテレビを見てきたかを明らかにすることが重要であり、最終的に分析によって予測に影響を与える重要かつ興味深い要因が見つかる可能性もあります。

例えば、図 2 から、本プロジェクトに含まれるネットワークの間で、テレビ消費に関していまだにプライムタイムの視

聴が圧倒的に人気がある放送時間帯であることが確認できます。当然のことながら、週末の昼間の利用が平日の利用を上回っています。また、ここ 5 年間を見ると、従来のリニアテレビ（番組表どおりに、特定の時間に特定のチャンネルで番組を放送する放映形式）を見る人の割合は全体として下降線を辿っています。

図 3 は、上記のネットワークについて、年齢別・性別に利用率の違いを示しており、年齢の高い視聴者は年齢の低い視聴者よりテレビを視聴する傾向が高く、また、各年齢層では概して女性視聴者の方が男性視聴者より多く視聴しているという結果になりました。

図 2: 2011 年から 2016 年までのリニアテレビ利用者の割合(利用者の年齢: 25~54 歳、リアルタイム視聴+7)

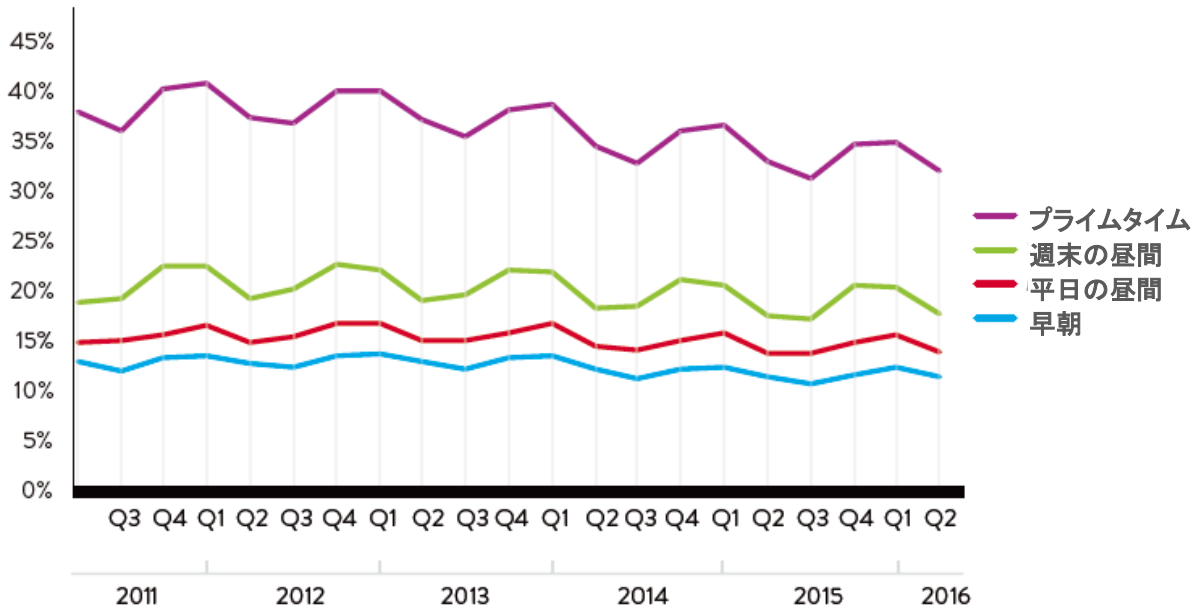
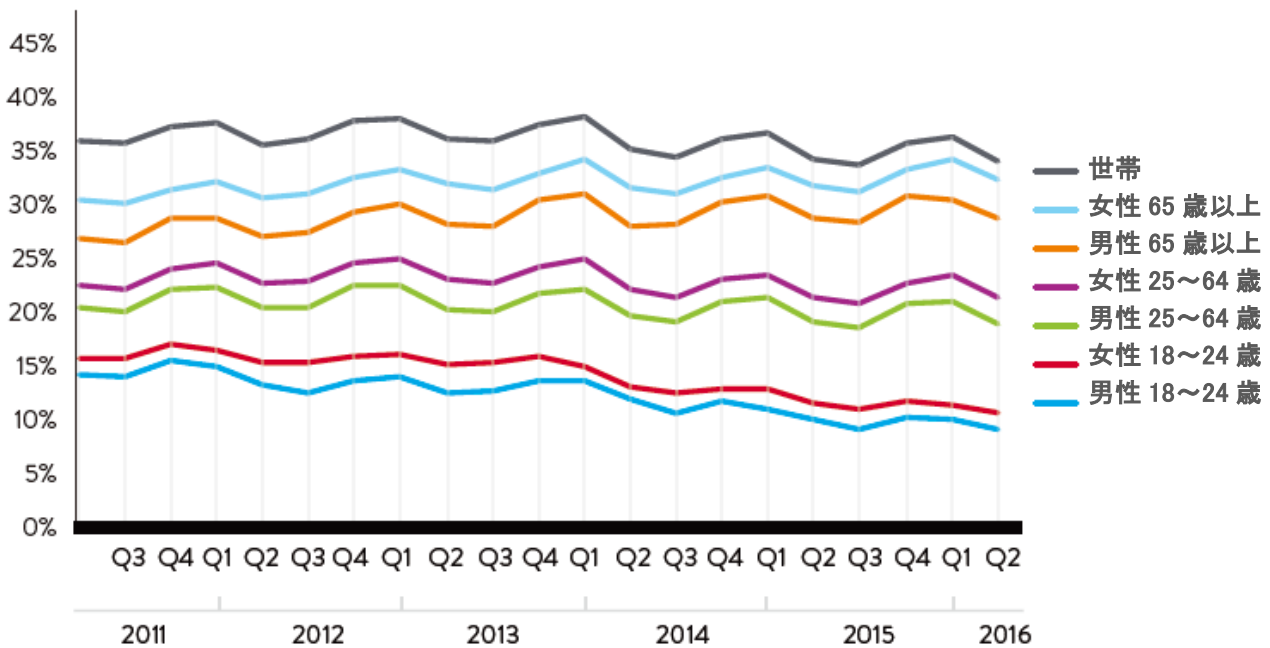


図 3: リニアテレビ利用者の年齢別・性別構成



他の例(図4)では、2つのネットワーク(一つは放送ネットワーク、もう一つはケーブルネットワーク)におけるタイムシフト視聴データから、ここ数年の間にタイムシフト視聴が増加していること、ケーブルネットワークの番組は放送ネットワークの番組に比べて、プライムタイムにおけるタイムシフト視聴において、シーズンによる変動が少ないことが分かります。

以上、数例取り上げただけですが、これらは、私たちがモデルに投入する前に行った、データの範囲、方向性、全体の質を評価するための探求的分析の形式を具体的に示しています。

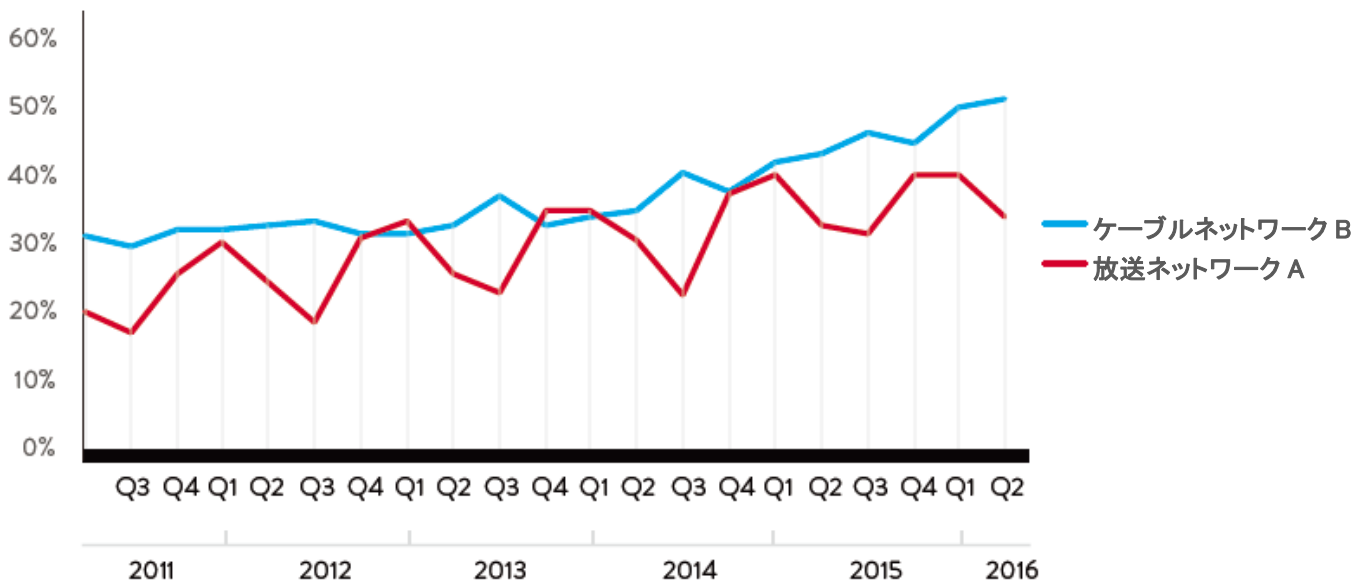
手法の詳細

予測モデルを開発するにあたり、私たちは、線形回帰モデル、罰則付き回帰モデル、多変量適応型回帰スプライン、ランダムフォレスト、サポートベクターマシン、ニューラルネットワーク、勾配ブースティングマシン(GBM)¹⁷など、多くのモデルと機械学習アルゴリズムをテストしました。どの方法にもそれぞれ長所と短所がありますが、結局、GBM(特に、xgboostで最適化されたライブラリ)がニールセンのプロジェクトに最高の精度と拡張性をもたらしてくれることが分かりました。

勾配ブースティングとは、予測値を得るために多くのディシジョンツリーを使用するアンサンブル(多数の小型モデルで構成されるモデル)です。図5は、個々のディシジョンツリーがどう機能するかを示し、図6は、複数のツリーがアンサンブル内で集約されて予測値が算出される過程を示しています。

私たちはGBMの最近のモデルであるxgboostを選択しました。それは、xgboostが、過剰に積極的なモデル、つまり、過去の結果に適合し過ぎて「過学習」(overfitting)と呼ばれる一般的な間違いを犯すモデルにペナルティを設けているからです。xgboostは、最近、予測コンペティションの世界を席巻し、Kaggle¹⁸のコンペティションにおいて最も正確で効果的な手法であることがたびたび証明されています。xgboostは極めて高速で、拡張性があり、且つ堅牢性を備えています。

図4: 2つのネットワークにおけるタイムシフト視聴の増加



17 これらの手法の利点については本稿の範囲を超えるのでここでは述べませんが、『The Elements of Statistical Learning』(ヘイスティ、チブシラニ、フリードマン共著)に包括的な説明が載っていますので、関心のある方はそちらをご覧ください。

18 Kaggleは、データマイニングのスペシャリストが問題を投稿し、最高のモデルを目指して競い合うクラウドソーシングプラットフォームです。詳細は、こちら(kaggle.com)を参照。

図 5: デシジョンツリーの簡単な例

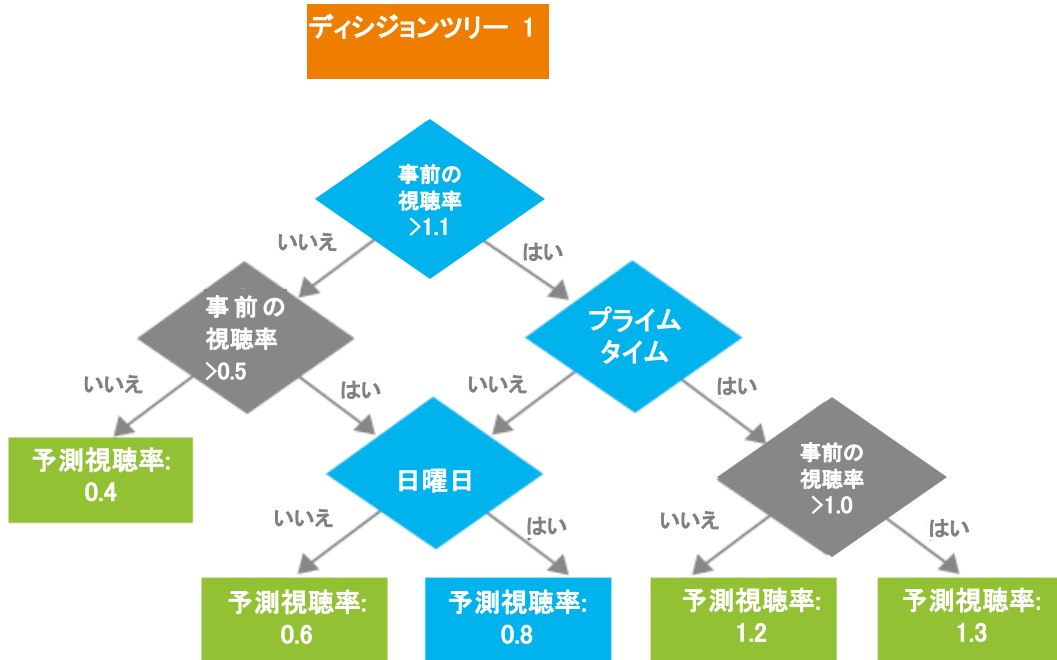
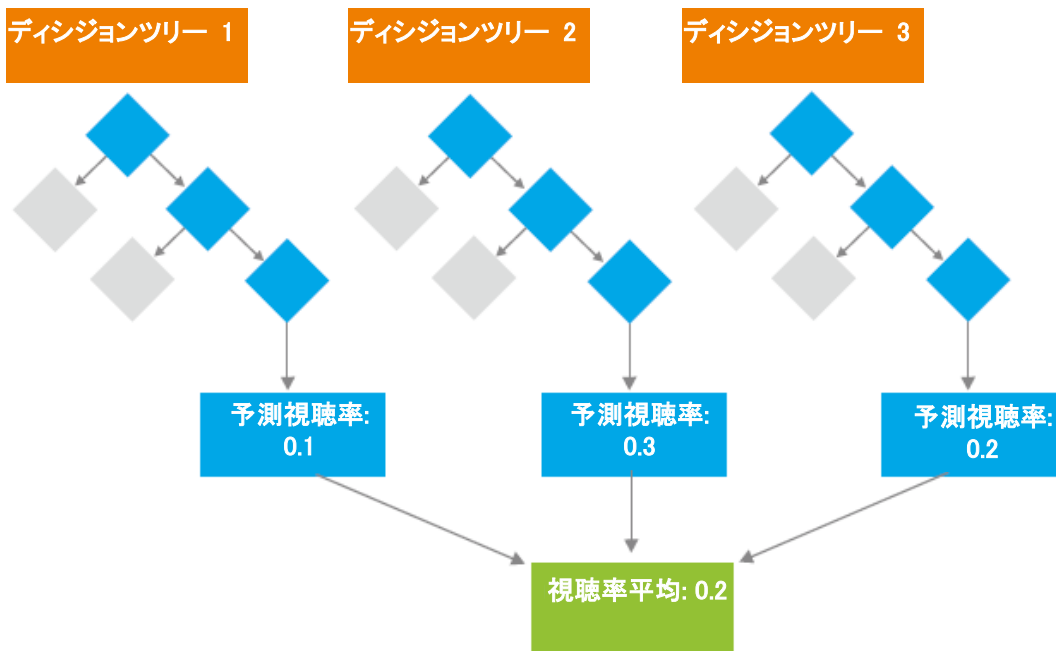


図 6: 複数のデシジョンツリーをアンサンブルモデルに統合する



訓練を通じてバランスのよいモデルを作成するためデータを分割する

使用するデータについては、予測を実施する時点で利用できるものだけに絞りました。アップフロントは 5 月から 6 月にかけて行われるので、Q2 のデータをアップフロント予測に含めることは技術的には可能ですが、テストには Q1 のデータだけを使用することにしました(このほか、関連のある過去数年間のデータも使用しました)。

私たちの予測の精度を評価するにあたって、客観性を担保するために、モデルの開発過程で結果をテストすること、適切で確実なプロセスを実施することが重要でした。この目標を達成するために私たちが使用した反復プロセスを図 7 に示します。

主な手順は以下のとおりです。

- アルゴリズムによってデータを訓練用データと交差検証用テストデータに分割します。予測モデルは、訓練用データに基づいて予測し、その予測を交差検証用テストデータでテストするというプロセスを、異なるパラメータを使って複数回繰り返すことより学習します。交差検証の結果を考慮して、最終的なパラメータ

が選択されます。そうすることで、予測モデルが訓練用データに過剰に適応する傾向を抑えることができます。

- 私たちは、構築プロセスでは使用されないものの、予測モデルの妥当性をテストし過剰適合を防ぐ役割を果たすデータセットも留保しました。留保したテスト用データは、プロセス全体で品質管理の追加的手段に用いました。モデルというのは交差検証を利用したとしても過剰適合しがちです。新しいデータセットに適用する最適なパラメータを選ぶためには、テストデータであるとしても、一般的には若干控えめな結果を選択した方がよいと言えます。こうしたバランスを取る上でテストデータが役に立ちました。
- あらゆる部分を確認し、最終的なパラメータを設定してから、利用し得るなかで最も完成度の高い情報に最適なパラメータを使用した予測モデルを採用しました。それから、重要な人口統計学的集団に焦点を当てて、その予測モデルを新しいデータセットで実施し、顧客の予測と比較しました。

図 7: 本プロジェクトで使用する反復プロセスのイメージ

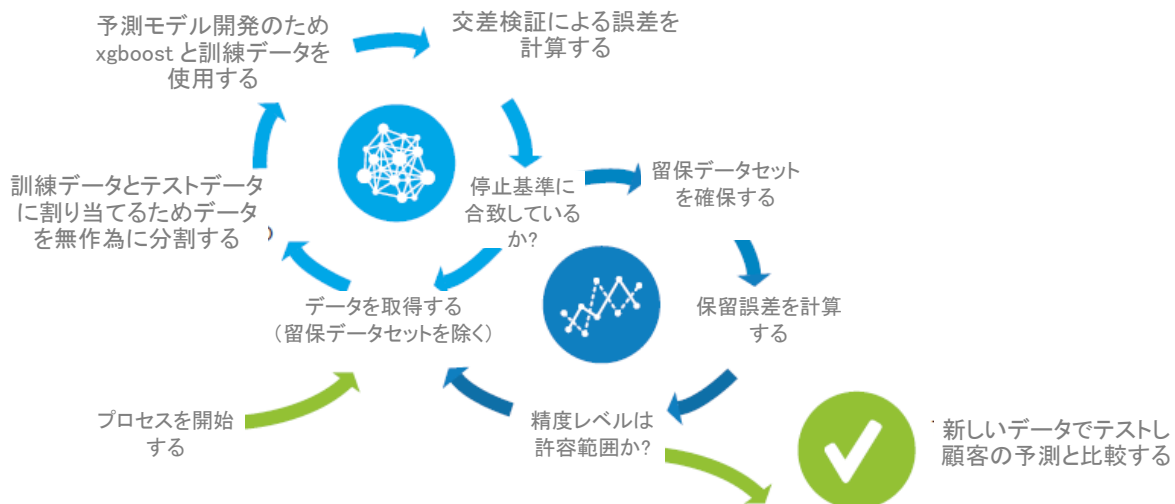
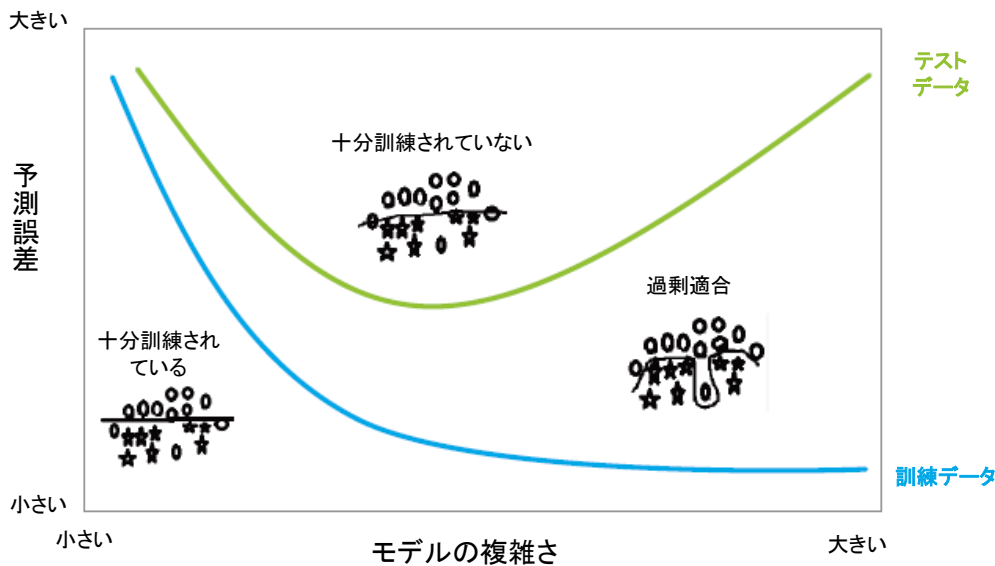


図 8: 過剰適合にならない範囲で十分訓練する



私たちは予測モデルの構築と評価に交差検証を使用しました。交差検証では、過去のデータに適合し過ぎるあまり複雑過ぎるパターンを示すことになりそうな予測モデルにペナルティを課すため、そうしたモデルがその後も維持されることはほぼありません。交差検証を使ってモデルを訓練する際、私たちは、予測にとって重要な要素をモデルが捕捉できるポイントを見出そうと努める一方、ノイズを生み出し、そのノイズを弱める力が十分でない要素は無視しました。図 8 は、モデルが新しいデータセットで適切に予測を実施できるようにするための訓練において、訓練が過剰になり始めるポイントをイメージしやすいよう図示したものです。

予測モデルのパフォーマンス計測

結果の評価のとおり、以下の基準に焦点を絞りました。

- ニールセンの予測はどの程度近づいたか？

ニールセンのモデルの精度を評価するため、WAPE (加重平均絶対誤差率) を用いました。WAPE とは、ニールセンモデルの新しいデータへの適合度がニールセンモデルの過去のデータへの適合度と合理的に一致させる上で役立つ統計的尺度です。

私たちはWAPEを用いて、2つの異なるレベルでニールセンモデルの精度と顧客モデルの精度を比較しました。1 つはチャンネルのレベルです。このレベルでは、番組毎の視聴率の差を判別するレベルでは考えず、各チャンネルレベルでのテレビ視聴率のようなおおまかな傾向を明らかにするレベルでの精度に焦点を当てました。また、時間帯別における番組の単位でも WAPE を比較しました。時間帯のレベルでは、ニールセンモデルについて、全ての番組に対する一般的な効果を理解する精度だけでなく、番組視聴率の差を判別する精度も調べました。

- ニールセンモデルはどれだけ多くの情報を説明したか？

これについては、尺度として決定係数(R-squared)を選択しました。決定係数とは、モデルによって説明される変動性の割合を示す統計的尺度です。決定係数は、WAPE と違って、一般的な傾向が適切に捕捉されたかどうかを評価するよりも、番組視聴率の差を判別する精度に関係し、より詳細なレベルでニールセンモデルにおける成否の原因を立証するのに使

用されました。

- 予測モデルは有益か？

WAPE と決定係数による確かな証拠に加えて、私たちのプロセスの実用的意義を検討する必要がありました。例えば、ニールセンモデルは顧客が実施可能なものでなければならず、また、顧客の既存のフレームワークを補完するものであることが望ましいと言えます。さらに、どのような場合にニールセンモデルの予測の信頼度が高く、またどのような場合に顧客の社内情報に頼るほうが合理的かを判別する必要がありました。最終的に、ニールセンモデルは、その精度において信頼するに足る一貫性を有している必要があるのです。

ニールセンモデルは効果を上げ、いくつかの興味深い発見をもたらしました。将来のテスト日数を用いてモデルを評価したところ、精度の点で期待に近づくことができました。さらに、時間帯レベルのデータを用いてネットワークのパフォーマンスを計算したところ (私たちはネットワークごとに 192 の観測値を予測しました)、ほぼ全てのネットワークで、顧客のモデルに対してニールセンモデルの改善率がかなり高くなりました (図 9 参照)。

ただ、ニールセンモデルに(時間帯レベルのデータではなく)ネットワークレベルの集計データを使用した場合、私たちの予測結果は不透明な結果となりました。一部のネットワークでは期待値に近づきましたが、他のネットワークでは、視聴率予測で顧客モデルの方が正確でした (図 10 参照)。

図 9: 個別の観測値を用いた場合の顧客モデルに対する改善率

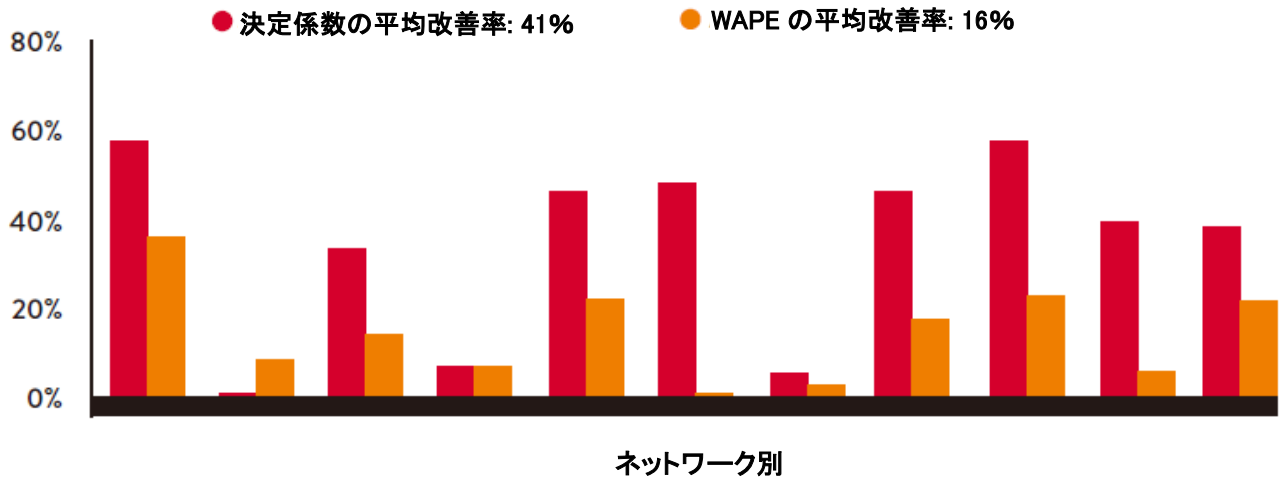
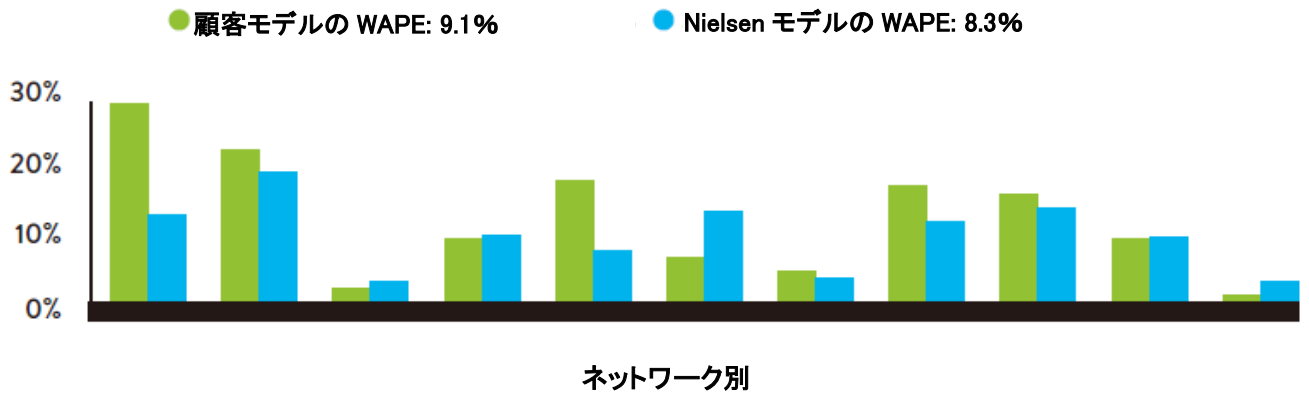


図 10: 一般的な観測値を用いた場合の予測モデルのパフォーマンス比較



ネットワークごとにまとめた場合、なぜ結果にこれほどの相違が見られたのでしょうか。可能性として1つ考えられるのは、顧客モデルは、全ての番組に影響を与えた可能性のある一般的な効果を説明できる独自の社内情報を捕捉できたという点です。もう1つ、ネットワークレベルの予測は依拠する予測ポイントが少ないため、そもそも信頼性が低いということも忘れてはならない点です。ネットワークレベルでニールセンモデルから得られる結論は非常に限られたものになるでしょう。

ただ、さらに興味深いことは、ネットワークごとの詳細な結果を詳しく調べると、ニールセンモデルの予測と顧客の予測を組み合わせて互いに補完し合うようにする方法の切欠を見つけることができました。最初に、ニールセンの予測90%、顧客の予測10%で構成されたモデルは、私たちがテストした2四半期において、それぞれのモデルのパフォーマンスを上回ることが分かりました。これはたった1つの事例に限りません。実際、各チャンネルについて実施した11の回帰分析のうち10の回帰分析では、顧客モデルとニールセンモデル両方が視聴率に寄与したことが示唆されました。この90%対10%というバランスは(時間をかけて検証されるべきことなので)、この先最も確実な推定ではなくなるかもしれませんが、両方のモデルから提供されるユニークな知識が存在するという証拠と言えます。

さらに、ネットワークごとに各モデルが他方のモデルをどう補完しているかを調べると、いくつかのパターンが浮かび上がってきます。回帰分析により顧客モデルが最も寄与していることが示されたネットワークは、アップフロントのわずか5カ月後にリブランドして再投入しました。大きな変化が生じる場合、顧客の社内の知見が価値を増すという私たちの前提からすると、これはある程度予測されたことでした。この考えを強めるものとして、回帰分析により顧客モデルに2番目に高い重み付けをすべきであることが分かったネットワークは、アップフロントの直前にリブランドして再投入しました。

ハイブリッド型モデルに向けて

最終的に、私たちは、機械学習の原則に基づいて将来の視聴率を予測する安定したモデルを作成することができました。このモデルは、入力データ(そして、予測される視聴率データ)が具体的である場合に特にパフォーマンスが良好でした。しかし、社内の知見が重要な役割を果たすと思われるチャンネルについては、顧客モデルのパフォーマンスが比較的良いであることが分かりました。今後は、ハイブリッド型モデル(ニールセンの手法の実力と顧客の洞察を結び付けられるモデル)が最良の手法になると考えます。

力を合わせることにはさらなる利点があります。何千もの予測を作成するのに必要な時間とエネルギーを考えると、特に低視聴率の番組と時間帯の場合、個々の市場調査部門の持つ資源では足りないことがよくあります。自動化された予測システムは、予測計算の大部分をカバーすることができるため、社内の専門家は、より重要な番組に注力して、それらの予測値に関して新たな洞察を加えることができ、また、非定常的な出来事が起きた場合にその影響をすばやく評価し、期待外れになりそうな予測を特定することができます。

だからと言って、ニールセンが予測モデルを試作し改善しなくてよいということにはなりません。ニールセンモデルに人口統計学的属性情報(所得、居住地、インターネットの利用など)を追加するかもしれません。一般的なデータよりも詳細なデータによってニールセンモデルのパフォーマンスが向上することを考えると、解析を一步先に進めて、回答者レベルのデータを利用したり、より競争力あるデータを追加したりすることもあり得ます。

しかし、解釈において常に人的要素が重要な役割を果たすと考えられるので、モデル化プロセスに人的要素を取り入れた方がよいかもしれません。メディアの状況は急速に変化しているため、アルゴリズムと直感を融合させられる人こそ、将来のトレンドを予想し、機会を生かす絶好のポジションにつけるでしょう。

nielsen
.....