

非特定テレビ視聴履歴データに基づく テレビ視聴行動クラスタリングと視聴傾向変化分析

由田 翔吾 ^{†1}

奈良先端科学技術大学院大学

松田 裕貴 ^{†2}

岡山大学

松田 裕貴 ^{†3}

讀賣テレビ放送株式会社

横田 哲弥 ^{†4}

讀賣テレビ放送株式会社

榊原 太一 ^{†5}

讀賣テレビ放送株式会社

安本慶一 ^{†6}

奈良先端科学技術大学院大学

1. はじめに

近年、スマートフォンやインターネットの普及、さらにはインターネット接続テレビ (Connected TV) の台頭により、テレビ視聴のスタイルは従来の固定的なものから大きく変化している。視聴者の行動は、単に番組を「見る」という行為にとどまらず、生活リズム、家庭環境、さらにはスポーツ国際大会や特別番組といった外部要因によっても影響を受ける。これに伴い、テレビ局や広告主にとっては、視聴者の行動パターンを詳細に把握し、それに基づいた最適な番組編成や広告配信戦略を策定することが求められている。

本研究では、2022 年 10 月から 2023 年 3 月までの 6 か月間にわたり、在阪 5 局の非特定テレビ視聴履歴データ (各月約 5000 人分) を対象に、視聴者の視聴行動を詳細に分析することを目的とする。特に本研究で扱う「非特定テレビ視聴履歴データ」とは、視聴者の個人情報を含まず、視聴者の許諾なしにオプトアウト方式で収集されるデータを指す。このデータは、視聴者がテレビをインターネットに接続することで取得され、視聴者はデータ放送画面から提供を拒否することが可能である。収集される情報には視聴開始・終了時刻、テレビ ID、視聴チャンネルが含まれ、これらは個人情報や視聴者属性を取得しない。

これらの形式で収集されたデータは、一般社団法人放送セキュリティセンター (SARC) が策定した「オプトアウト方式で取得する非特定視聴履歴の取扱いに関するプラクティス」 [1] に基づき、放送局以外への第三者への提供の禁止、データの保存期間の制限などが設けられ、一定の期間が経過したのちに削除される。オプトアウト方式のデータ収集方法の利点は、多くのデータを能動的な視聴者の負担な

く収集できる点が挙げられる。しかし、オプトイン方式と異なり、本手法では視聴者の個人属性や趣向の把握が難しいという課題がある。そこで本研究では、非特定テレビ視聴履歴データを用いて、視聴者群全体の傾向を分析し、放送コンテンツの改善や新たなサービス開発に資するアプローチを検討する。

さらに現在、在阪の 5 つの民間放送局では、非特定テレビ視聴履歴データの新たな価値創出に向けて、放送局間でのデータ連携技術の検証とデータ活用に向けた共同技術実験 [2] を実施している。本研究では、これらの実験で収集されたデータを基に特徴量を作成し、K-means クラスタリングを適用することで、視聴者の視聴傾向を分類する手法を提案する。具体的には、視聴時間に基づくメインクラスタリングを実施し、視聴パターンに応じて視聴者を分類した上で、番組カテゴリ別の視聴割合を考慮したサブクラスタリングを行う二段階アプローチを採用した。

さらに、視聴者のクラスター遷移に着目し、月ごとのクラスター移行確率を分析することで、視聴行動の安定性と変動性を評価した。この分析は、テレビ局にとってのターゲティング戦略の策定や、視聴者の離脱防止策の設計に貢献することが期待される。

本研究の成果は、テレビ局の番組編成や広告配信の最適化に資するだけでなく、視聴行動の変容をより深く理解するための新たなアプローチを提供するものである。

2. 関連研究

テレビ視聴履歴データの活用は、視聴者行動の詳細な分析を可能にし、放送業界や広告業界において重要な研究分野となっている。既存の研究では、「ネットワーク対応テレビを活用した大規模視聴データの分析」、そして「地上波放送における非特定視聴履歴データを用いた研究」という二つのアプローチが存在する。ここでは各研究について述べたうえで、本研究の立ち位置を整理する。

^{†1} DAIKI MAYUMI, Nara Institute of Science and Technology

^{†2} YUKI MATSUDA, Okayama University

^{†3} HIROKI MATSUDA, Yomiuri Telecasting Corporation

^{†4} TETSUYA YOKOTA, Yomiuri Telecasting Corporation

^{†5} TAICHI SAKAKIBARA, Yomiuri Telecasting Corporation

^{†6} KEIICHI YASUMOTO, Nara Institute of Science and Technology

2.1. ネットワーク対応テレビによる視聴履歴データ分析

近年、インターネット接続機能を持つネットワーク対応テレビ (Connected TV) を活用した視聴履歴データの分析が進められている。特に、東芝製テレビの視聴データを用いた研究は、地上波放送のみならず、録画視聴 (タイムシフト視聴) や VOD (ビデオ・オン・デマンド) を含む包括的な視聴行動の分析を可能にする。

菊池ら [3] は、東芝製ネットワーク対応テレビから収集された全国 24 万台分の大規模視聴データを用い、リアルタイム視聴とタイムシフト視聴の実態を明らかにした。彼らは、2012 年から約 4 年間にわたる視聴データを蓄積・分析し、ドラマ全話を通じた視聴動向や長期間の視聴行動の変化を調査するための集計システムを開発した。特に、広告主やコンテンツ制作者向けに視聴傾向の集計・分析結果を提供し、ビジネス判断の材料として活用することを目的とした。

また、すべての視聴者からアンケート回答を得ることが困難であるため、一部ユーザーのアンケート回答を基に機械学習手法を適用し、世帯構成員の性別・年代属性を推定する手法を提案した。実データを用いた実験では、一部属性を除き、F 値 0.7 以上の精度で性年代属性を推定可能であることが示された。

さらに、水岡ら [4] は、同様の東芝製テレビのデータを用いて、視聴パターンの遷移を自動抽出する手法を提案し、長期間にわたる視聴行動の変化を分析した。この研究では、特定の番組ジャンルや曜日ごとの視聴動向の変化が、視聴パターンの推移に与える影響を調査した。

これらの研究の課題として、以下の 2 点が挙げられる。

1. リアルタイム視聴のみの分析ではない

菊池らの研究は、録画視聴や VOD を含んだ分析であり、地上波放送に特化したリアルタイムの視聴行動の解析には適していない。

2. 個人レベルの視聴行動が主な対象

世帯単位での属性推定や行動予測が主眼であり、地上波視聴者全体のクラスタリング分析や、その時間的な遷移を捉える研究ではない。

2.2. 筆者らの研究グループによる地上波放送における視聴履歴データ分析

筆者らの研究グループでは、在阪 5 局 (讀賣テレビ、毎日放送、朝日放送、関西テレビ、テレビ大阪) が収集する地上波放送の非特定視聴履歴データを活用し、視聴行動の詳細な分析を進めている。このデータは、ネットワーク対応テレビやスマートテレビから得られる視聴履歴を元にしており、個人を特定しない形で収集されるため、より広範な視聴者層の分析が可能である。

筆者らの研究では、これまでに次の成果を発表している。まず、松田らは、非特定視聴履歴データの放送局を横断する統合手法を提案 [5, 6] しており、得られたデータを用いて視聴行動とインターネット検索行動の関連性分析 [7] することで、テレビ CM の視聴履歴データと Google Trends の検索トレンドを統合し、CM の影響が視聴者のオンライン行動に与える影響を調査している。吉村ら [8] は、視聴行動の地域差の分析を行った。具体的には、地域別の視聴履歴データを分析し、CM の完視聴率における地域差を明らかにした。真弓ら [9] は、非特定テレビ視聴履歴データを用いたクラスタリングにより、視聴者のテレビ視聴行動を分析する手法を提案している。

2.3. 本研究の立ち位置

本研究は、これまでの先行研究を発展させ、地上波放送の視聴者行動をより詳細に分類し、視聴傾向の動的变化を捉えるための新たなクラスタリング手法と遷移分析を提案する。特に、リアルタイム視聴データを活用し、視聴者の行動パターンを多角的に分析する点が特徴である。地上波リアルタイム視聴データに特化したクラスタリングと遷移分析を統合的に実施することにより、既存の視聴履歴分析では十分に捉えられていなかった、視聴行動の動的变化を精緻に評価し、テレビ局の番組編成や広告配信の最適化に資する新たな知見を提供する。

3. 提案手法

3.1. 特徴量抽出及びクラスタリングの実施

本研究では、2022 年 10 月から 2023 年 3 月までの 6 か月間にわたり、非特定テレビ視聴履歴データを収集し、視聴行動の詳細な分析を行った。対象視聴者は各月約 5000 人であり、視聴時間の分布や番組カテゴリの視聴傾向を明らかにするために、視聴行動に関する複数の特徴量を抽出した。これらの特徴量を用い、視聴者のクラスタリングを二段階で実施する。

まず、視聴行動の基本的な特性を捉えるために、表 1 に示す様に総視聴時間、平均視聴時間、最大視聴時間、視聴回数 (セッション数)、視聴時間のばらつき (分散・標準偏差) などの統計量を算出した。さらに、テレビの利用時間帯に関する情報として、プライムタイム (19:00~22:00)、ゴールデンタイム (19:00~23:00)、ノンプライム時間帯 (プライムタイム以外) における視聴時間の合計とその割合を求めた。これにより、特定の時間帯に集中して視聴する視聴者と、時間帯を問わず視聴する視聴者の違いを把握することができる。

加えて、視聴傾向の細分化を目的として、各視聴者の番

表 1 抽出した特徴量の一覧

特徴量	説明
基本統計量	
総視聴時間	全視聴時間の合計 (分)
平均視聴時間	1 回の視聴あたりの平均視聴時間 (分)
最大視聴時間	1 回の視聴における最長視聴時間 (分)
セッション数	視聴の回数 (テレビをつけた回数)
視聴時間分散	視聴時間のばらつき
視聴時間標準偏差	視聴時間のばらつきの尺度
時間帯別視聴指標	
プライムタイム視聴時間	19:00～22:00 の時間帯の視聴時間の合計
プライムタイム視聴割合	プライムタイムの視聴時間が全体の視聴時間に占める割合
ゴールデンタイム視聴時間	19:00～23:00 の時間帯の視聴時間の合計
ゴールデンタイム視聴割合	ゴールデンタイムの視聴時間が全体の視聴時間に占める割合
ノンプライム視聴時間	プライムタイム (19:00～22:00) 以外の視聴時間の合計
ノンプライム視聴割合	ノンプライム視聴時間が全体の視聴時間に占める割合

組カテゴリごとの視聴割合を特徴量として算出した。番組カテゴリには、図 1 に示す様にアニメ・特撮、スポーツ、ドキュメンタリー、ドラマ、ニュース・報道、バラエティー、情報・ワイドショー、映画、演劇・公演、趣味・教育、音楽が含まれる。これにより、特定のジャンルに強い関心を持つ視聴者と、幅広いジャンルを視聴する視聴者を識別することができる。

3.2. 視聴傾向の分析

本研究では、視聴者の行動をより詳細に把握するために、視聴時間を基準としたメインクラスターリングと、番組カテゴリの嗜好に基づくサブクラスターリングの二段階クラスターリングを行った。

まず、メインクラスターリングでは、K-means 法を用いて視聴時間に関連する特徴量を基に視聴者を 8 のクラスターに分類した。これにより、長時間視聴者、特定の時間帯に視聴が集中する視聴者などのグループに分類しラベル付けを行った。

次に、各メインクラスター内で、番組カテゴリの視聴割合を特徴量として K-means 法によるクラスターリングを実施し、10 のサブクラスターに分類した。

この手法により、同じ視聴時間パターンを持つ視聴者間において、番組カテゴリ別の嗜好の違いを抽出することが可能となり、より細分化された視聴者のターゲティングが可能となる。



図 1 番組カテゴリの一覧と対応色

3.3. クラスター遷移の分析

視聴者のクラスターが時間の経過とともにどのように変化するかを分析するため、クラスター遷移の追跡を行った。まず、10 月のクラスターリング結果を基準とし、その後の各月 (11 月～3 月) に対して視聴者ごとのクラスター再分類を行い、クラスター間の遷移パターンを集計した。

具体的には、各視聴者のクラスターの変遷を記録し、月ごとに前月からのクラスター移行をカウントした後、遷移確率を算出した。これにより、各クラスターにおける自己遷移率 (同じクラスターに留まる確率) や、他のクラスターへ移行する割合を求めた。

その後、得られた遷移確率を可視化するために、ヒートマップを生成した。このヒートマップでは、縦軸を前月のクラスター、横軸を翌月のクラスターとし、それぞれのマスに該当する遷移確率を表示している。色の濃淡によって遷移確

率の高低を視覚的に把握できるようにし、視聴者の視聴習慣の変化を直感的に理解できるようにした。

この分析を通じて、視聴者がどの程度クラスタに定着するのか、またはどのクラスタ間で移行が多いのかを明らかにし、視聴行動の変化を把握することを目的とした。

4. 結果と考察

4.1. クラスタリング結果と分析

クラスタリングを行った結果と各クラスタの特徴について以下に示す。

1. **【ヘビー層：朝・プライムタイム集中型】** このクラスタの視聴者は、朝の時間帯（6時～9時）と夜のプライムタイム（19時～22時）に長時間視聴する傾向がある。特に朝の視聴時間が長く、朝の情報番組やニュース番組を視聴する習慣が強いと考えられる。深夜の視聴も活発であり、プライムタイムのエンタメ番組やニュースを視聴する可能性が高い。生活リズムが整っており日中の視聴が少ないことから社会人や学生などの層が含まれると予想される。
2. **【ミドル層：朝昼-夜視聴継続型】** このクラスタは、朝と夜に視聴する傾向があるが、クラスタ1に比べると視聴時間が短い。昼以降は増減せずテレビを付けっぱなしにしていると予想される。昼以降の視聴数が一定なこと、朝にテレビを見るのみで昼から夜の視聴が伸びていないことから、朝にテレビをよく見る層であると考えられる。
3. **【ヘビー層：終日視聴】** 朝から深夜まで連続してテレビをつける層で、視聴習慣が極めて強固。チャンネル固定傾向が高く、視聴する番組が大きく変動しにくい。このクラスタは、テレビを主な娯楽手段としている可能性が高く、在宅時間が長い視聴者層が含まれると予想される。
4. **【ライト層：朝昼-夜視聴継続型】** このクラスタは、朝と夜に視聴する傾向があるが、クラスタ2に比べると朝の視聴時間が短く、昼以降は増減せずテレビを付けっぱなしにしていると予想され、クラスタ2と同様に昼以降の視聴数が一定ことから、朝にテレビを見るのみで昼から夜の視聴が伸びないことから朝にテレビをよく見る層と考えられる。
5. **【ライト層：ゴールデンタイム視聴型】** 日中はほとんどテレビを視聴せず、主に夜のゴールデンタイムに視聴時間が集中しており、朝と日中の視聴がほぼない層であることがわかる。
6. **【ライト層（朝・ゴールデンタイム視聴型）】** 日中の視聴がほとんどなく、朝とゴールデンタイムに集中して

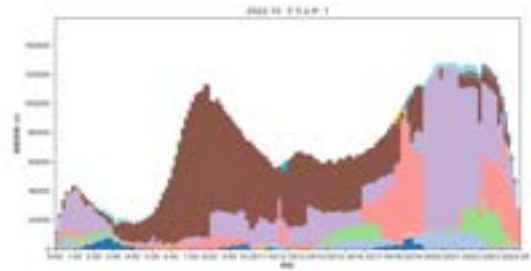


図2 クラスタ1: ヘビー層：朝・プライムタイム集中型



図3 クラスタ2: ミドル層：朝昼-夜視聴継続型



図4 クラスタ3: ヘビー層（終日視聴）

視聴しており、視聴時間も短いライト層と考えられる。日中の視聴時間が低いことから出勤前などにテレビを軽く見ている層などと考えられる。

7. **【ミドル層：朝・ゴールデンタイム視聴型】** クラスタ6に視聴傾向としては近いが、全体的な視聴時間が増加しており、特にゴールデンタイムの視聴時間が朝と比較して多いことから、仕事前などにテレビを視聴し、帰宅後ゴールデンタイムなどにテレビを見るのが習慣化されている層と考えられる。
8. **【ヘビー層：朝・ゴールデン型】** 朝と夜のゴールデンタイムに視聴が集中し、昼間の視聴はほとんどない。特に朝のニュースや情報番組、夜のバラエティ・ドラマを好んで視聴する傾向が強い。

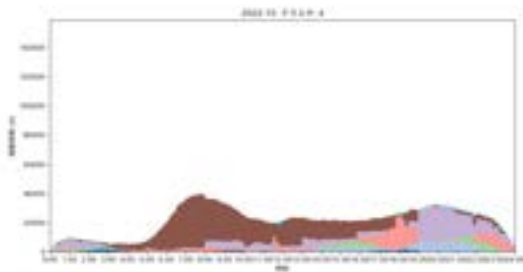


図5 クラスタ4: ライト層: 朝昼-夜視聴継続型

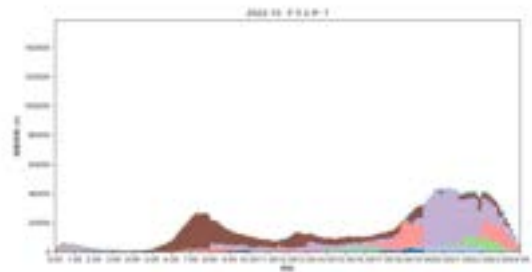


図8 クラスタ7: ミドル層: 朝・ゴールデンタイム視聴型



図6 クラスタ5: ライト層 (ゴールデンタイム限定)

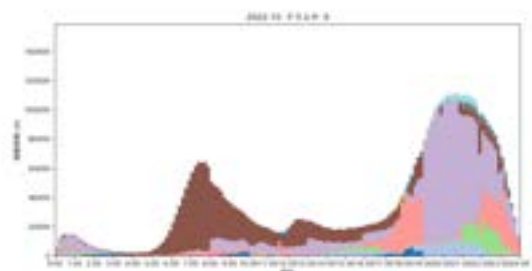


図9 クラスタ8: ヘビー層 (朝・ゴールデンタイム視聴型)

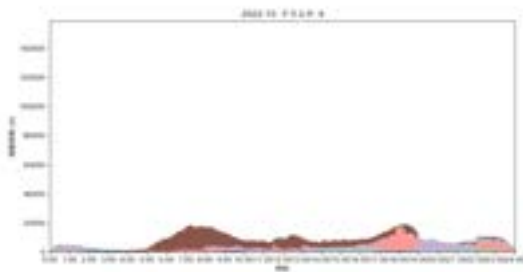


図7 クラスタ6: ライト層 (朝・ゴールデンタイム視聴型)

4.2. サブクラスタリング結果と分析

本節では、メインクラスタリングの各クラスタに対して行ったサブクラスタリングの結果を詳しく分析する。サブクラスタリングでは、より細かい視聴行動のパターンを抽出するためにK-means法を用い、視聴カテゴリごとの時間帯別傾向を明確にした。これにより、視聴者の特性をより深く理解し、番組編成や広告戦略の策定に活用することが可能となる。メインクラスタリングでは視聴時間や視聴時間帯に基づいた特徴量を用いてクラスタリングを実施したが、サブクラスタリングでは好みの番組カテゴリ別のクラスタリングすることを目的としているため、各番組カテゴリ別の視聴割合を特徴量として抽出した。

サブクラスタリングの利点は、メインクラスタリングでは捉えきれなかった詳細な視聴傾向を明確にできる点にある。例として以下のような詳細な視聴傾向を確認可能な点が挙げられる、今回はクラスタ1の結果に対してサブクラスタリングを行った結果を示す。

1. **【アニメ視聴層】** 深夜(0:00~3:00)および早朝(5:00~7:00)の視聴時間が長く、日中の視聴は少ない。アニメ/特撮(濃い青)の視聴が顕著である
2. **【映画視聴層】**
ゴールデンタイムにおいて、バラエティなどの視聴に加えて、映画(灰色)の視聴時間が長く、習慣的に映画を見ている層だと予想される。
3. **【音楽視聴層】**
ゴールデンタイムにおいて、バラエティなどの視聴に加えて、音楽(水色)の視聴が目立ち、バラエティなどに加えて音楽番組が好きな層だと予想される

これらのサブクラスタリング結果を基に、各視聴層の特徴をより詳細に把握し、視聴者の行動パターンを特定することで、ターゲットに適した番組編成や広告戦略の策定が可能となる。今後の施策として、各視聴層の変遷を時系列で分析し、どの時間帯にどのような視聴習慣の変化が生じるかを詳細に追跡することが求められる。

4.3. クラスタ間の遷移分析と考察

本研究では、視聴行動に基づくクラスタリング結果に加え、月ごとのクラスタ間の遷移確率を解析し、各視聴層の安定性や動的变化を定量的に評価した。特に、安定した視聴行動を示すクラスタと、他クラスタへの移行が頻繁に発生するクラスタに着目し、視聴傾向の変遷がどのように発生するかを明らかにする。

図13にクラスタ間の全体遷移確率を示すヒートマップを

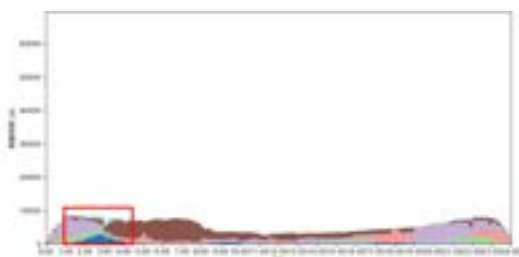


図 10 アニメ視聴層の可視化

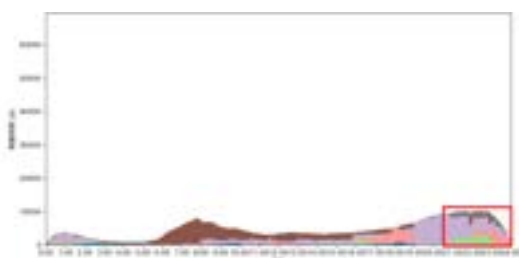


図 11 映画視聴層の可視化

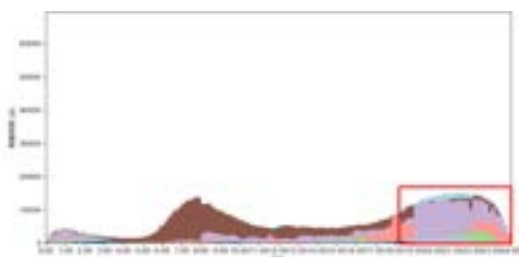


図 12 音楽視聴層の可視化

示す。この行列は、前月においてクラスタ i に属していた視聴者が、翌月にクラスタ j に遷移する確率を表しており、対角成分が大きいかほど視聴行動が安定していることを示す。対角成分が小さく、行内の他の要素が大きいクラスタは、視聴行動の変動が大きいことを示している。

4.3.1 視聴行動の安定性と変動性

図 13 に示すクラスタ別遷移確率ヒートマップをもとに、視聴行動の安定性を分析した。クラスタごとの自己遷移確率を比較したところ、最も視聴行動が安定していたのは「ヘビー層：終日視聴（クラスタ 3）」であり、自己遷移確率は 82.99% であった。このクラスタの視聴者は、一日を通して長時間テレビを視聴する習慣が確立されており、他のクラスタへ移行する割合が極めて低い。視聴時間が終日にわたるため、視聴行動の変化が生じにくいと考えられる。

次いで安定していたのは「ヘビー層：朝・プライムタイム集中型（クラスタ 1）」であり、自己遷移確率は 75.15% であった。このクラスタの視聴者は、朝のニュースや情報番組の視聴を習慣化しており、夜のプライムタイムにも継



図 13 クラスタ間の全体遷移確率ヒートマップ

続的に視聴する傾向が見られる。特に、朝の視聴習慣が固定されているため、他のクラスタへ移行しにくいことが特徴である。朝の視聴時間が確保されている点を考慮すると、通勤・通学前の情報収集を目的とした視聴層が多く含まれている可能性が高い。

朝の視聴時間が一定である「ライト層：朝昼-夜視聴継続型（クラスタ 4）」では、視聴時間の減少に伴い「ミドル層：朝昼-夜視聴継続型（クラスタ 2）」へと移行するケースが 20.32% 確認された。朝の情報番組を視聴する層のなかでも、昼以降の視聴行動が一定ではない場合、別のクラスタへ移行する傾向が強いことが示唆される。

4.3.2 クラスタ間の遷移傾向と相性

クラスタ間の遷移確率を分析した結果、視聴時間帯の変化によって強い関連性を持つクラスタのグループが存在することが明らかになった。特に、朝の視聴行動の変化によるクラスタ遷移、日中の視聴習慣の変化に伴う移行、ゴールデンタイムの視聴増減による移動が顕著であった。

朝の視聴習慣によるクラスタ遷移の傾向として、「ミドル層：朝・ゴールデンタイム視聴型（クラスタ 7）」の視聴者は 12.78% の確率で「ミドル層：朝昼-夜視聴継続型（クラスタ 2）」へと移行していた。

日中の視聴習慣の変化によるクラスタ遷移の傾向として、「ライト層：ゴールデンタイム視聴型（クラスタ 5）」の視聴者は 21.59% の確率で「ミドル層：朝・ゴールデンタイム視聴型（クラスタ 7）」へ移行していた。

4.3.3 テレビ視聴データの活用可能性

本研究のクラスタ遷移分析の結果は、テレビ局の番組編成や広告戦略の最適化に活用できる可能性がある。特に、視聴習慣が安定しているクラスタと流動的なクラスタの特性を把握することで、視聴者の維持と誘導を目的とした施策の立案が可能となる。

「ヘビー層：終日視聴（クラスタ 3）」や「ヘビー層：朝・プライムタイム集中型（クラスタ 1）」のような安定したクラスタに対しては、長期的な視聴者維持を目的とした番組戦略が有効である。これらの視聴者は、特定の時間帯に一貫した視聴習慣を持っているため、同じ時間帯に継続的なコンテンツを提供することで視聴を維持しやすい。

一方で、「ミドル層：朝昼-夜視聴継続型（クラスタ 2）」や「ライト層：ゴールデンタイム視聴型（クラスタ 5）」などの流動性が高いクラスタに対しては、特定の時間帯への視聴誘導を促す施策が求められる。朝の視聴を増やすために情報番組のターゲットを拡張し、夜の視聴を安定させるためにゴールデンタイムのドラマやバラエティ番組の誘導を強化することが考えられる。

このように、クラスタ間の遷移分析を活用することで、視聴率向上や広告効果の最大化が期待できる。

5. 結論

本研究では、在阪 5 局から収集された非特定テレビ視聴履歴データを用い、視聴行動のクラスタリングとその遷移分析を通して、テレビ視聴パターンの動的变化を詳細に捉える新たなアプローチを提案した。提案手法は、まず視聴時間などの基本統計量に基づくメインクラスタリングを行い、その後、各クラスタ内で番組カテゴリごとの嗜好を反映したサブクラスタリングを実施することで、視聴者の行動を多角的に分類することに成功した。

分析の結果、例えば「ヘビー層：終日視聴」や「ヘビー層：朝・プライムタイム集中型」など、視聴行動が明確に固定されたクラスタと、朝昼-夜視聴継続型やゴールデンタイム限定など、他クラスタへの移行が顕著な動的クラスタが存在することが明らかとなった。特に、終日視聴するクラスタにおいては自己遷移確率が高く、安定した視聴習慣が確認された一方、朝やゴールデンタイムに限定した視聴層では、視聴パターンの変動性が認められ、クラスタ間の遷移が活発であることが示された。

また、本手法は、個人情報を含まない非特定視聴履歴データを活用することで、プライバシー保護を維持しながら大規模データの分析が可能である点でも意義がある。これにより、テレビ局や広告主は、視聴者の特性に応じた最適な番組編成や広告配信戦略の策定に向けた実践的な知見を得ることが期待される。

参考文献

- [1] 一般財団法人放送セキュリティセンター視聴関連情報の取扱いに関する協議会：オプトアウト方式で取得する非特定視聴履歴の取扱いに関するプラクティス（ver2.1），https://www.sarc.or.jp/documents/www/NEWS/hogo/2021/optout_practice_ver2.1.pdf（2021）. Accessed on Feb. 28, 2025.
- [2] 読売テレビ放送株式会社：「テレビ視聴データ連携に関する共同技術検証実験（2022 年度）」について，<https://www.ytv.co.jp/privacy/experiments2022/index.html>（2022）. Accessed on Feb. 28, 2025.
- [3] 菊池匡晃，坪井創吾，中田康太ほか：大規模テレビ視聴データによる番組視聴分析，デジタルプラクティス，Vol. 7, No. 4, pp. 352–360（2016）.
- [4] 水岡良彰，中田康太，折原良平：大規模テレビ視聴データによる視聴パターン推移の分析，第 32 回人工知能学会全国大会論文集，pp. 1P203–1P203（2018）.
- [5] 松田裕貴，榊原太一，松田裕貴，水本旭洋，安本慶一：放送局を横断する大規模テレビ視聴履歴データの統合手法の提案と実践，情報処理学会論文誌デジタルプラクティス（TDP），Vol. 4, No. 1, pp. 34–44（2023）.
- [6] 松田裕貴，榊原太一，真弓大輝，松田裕貴，水本旭洋，安本慶一：非特定テレビ視聴履歴データの放送局間統合手法，情報処理学会論文誌，Vol. 65, No. 10, pp. 1488–1500（2024）.
- [7] 松田裕貴，榊原太一，木俣雄太，鳥羽望海，真弓大輝，松田裕貴，安本慶一：テレビ視聴における非特定視聴履歴データとインターネット検索データの関係性分析，第 14 回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム（DEIM'22），pp. 1–6（2022）.
- [8] 吉村 啓，水本旭洋，榊原太一，松田裕貴：テレビ視聴時の CM 離脱と地域傾向分析，人工知能と知識処理研究会，Vol. 121, pp. 43–48（2022）.
- [9] 真弓大輝，松田裕貴，松田裕貴，横田哲弥，榊原太一，安本慶一：非特定テレビ視聴履歴データを用いたテレビ視聴行動クラスタリング手法の構築と評価，AIoT 行動変容学会第 8 回研究会（BTI-8），pp. 23–30（2024）.