

非特定テレビ視聴履歴データの分析に基づく ホームチャンネル存在傾向の考察

松田 悠斗¹ 林 虎太郎¹ 池尻 拓巨² 松田 裕貴² 横田 哲弥² 松田 裕貴¹

概要: テレビ業界では、視聴者が日常生活においてテレビを視聴する際に頻繁に選択する特定のチャンネル（ホームチャンネル）が存在することが経験的に知られている。しかしながら、その実在性についてはデータに基づく検証はこれまで十分に行われていない。そこで本稿では、2022年10月から2023年3月までに取得された在阪5局の非特定テレビ視聴履歴データ（各月約140万台分）を用い、昼帯および夕方帯の最長視聴チャンネルと翌朝帯の最長視聴チャンネルの関係性を比較することで、ホームチャンネルの存在傾向を定量的に検証した。その結果、ランダムに20万台を抽出した場合にはホームチャンネルの存在傾向は比較的弱いものの、朝に特定チャンネルを中心に視聴するクラスタにおいては、昼帯・夕方帯の最長視聴チャンネルが翌朝帯の最長視聴チャンネルと一致する傾向が高く、ホームチャンネルの存在傾向が確認された。この結果は、ホームチャンネルの存在傾向が視聴パターンの分類により明確に把握できることを示し、番組編成や広告戦略への応用可能性を示唆している。

1. はじめに

近年、インターネットを介したオンデマンドな番組視聴サービス（VOD）や動画配信サービスの需要が高まっており、人々の生活様式やテレビの視聴環境は大きく変化している。一方で、テレビ端末のインターネット接続（Connected TV：CTV）も普及が進んでおり、テレビは依然として多くの家庭における主要な情報源や娯楽としての役割を果たしている。CTVからは、各視聴者が「いつ」、「どの番組」を視聴していたかといった詳細な履歴データを収集することが可能となっており、放送局やテレビ製造メーカーによるデータの蓄積が進んでいる。これらの大規模な視聴データを活用することで、従来の経験や勘、あるいは限定的なサンプルの視聴率調査に頼ってきた番組制作や編成、広告配信に新たな視点を加えることが期待されており、放送局のみならずスポンサーや広告代理店からも注目されている。

現在、在阪の民間放送局では、視聴者の個人情報を含まず、オプトアウト方式で収集される「非特定テレビ視聴履歴データ」の活用に向けた取り組みが進められており、放送局間でのデータ連携技術の検証や、連携データを活用した共同技術実験を実施している [1]。非特定テレビ視聴履歴データは、視聴者がテレビをインターネットに接続するこ

とで自動的に取得されるものであり、視聴開始・終了時刻、匿名化されたテレビID、視聴チャンネルなどの情報を含む。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」[2]に基づき、個人情報の取得は行わず、第三者提供の禁止や保存期間の制限といった厳格なルール下で運用されている。この方式の利点は、視聴者の能動的な負担なく大規模なデータを収集できる点にあるが、その一方で、視聴者の性別や年齢といった具体的な個人属性が不明であるため、視聴者層の特性を直接的に把握することが困難であるという課題も存在する。

テレビ業界では、視聴者が日常生活においてテレビを視聴する際に頻繁に選択する特定のチャンネル（ホームチャンネル）が存在することが経験的に知られているが、その実在性については定量的に検証されていない。この経験則を定量的に示すことができれば、効果的な視聴者獲得においてホームチャンネルを軸とした番組編成戦略を立てることが可能となる。そこで本稿では、2022年10月から2023年3月までに取得された在阪5局の非特定テレビ視聴履歴データを用いて、ホームチャンネル存在傾向を定量的に検証した。その結果、ランダムに20万台を抽出した場合はホームチャンネルの存在傾向は比較的弱いものの、朝に特定チャンネルを中心に視聴するクラスタでは、昼帯・夕方帯の最長視聴チャンネルが翌朝帯の最長視聴チャンネルと一致する傾向が高く、ホームチャンネルの存在傾向が確認

¹ 岡山大学

² 読売テレビ放送株式会社

された。この結果は、ホームチャンネルの存在傾向は視聴パターンを分類することでより明確に把握できることを示しており、番組編成や広告戦略において視聴パターンの分類を活用することの有用性を示唆している。

2. 関連研究

2.1 ネットワーク対応テレビを用いた視聴履歴データ分析

テレビ視聴履歴データを活用した分析は多岐にわたる。例えば、リアルタイム視聴およびタイムシフト視聴を含むテレビ番組の視聴実態や視聴行動の変化の分析 [3], [4], 番組内容や視聴人数の違いに着目した嗜好パターンの差異やその変化の解明 [5], [6], さらに、視聴履歴データに対して Word2Vec を適用することでホームショッピングチャンネル特有の視聴行動を分析する研究 [7] などが挙げられる。

また、視聴行動に基づくクラスタリングを行うことで、視聴パターンの把握やその推移、さらには周期性を明らかにする研究も数多く報告されている。例えば、視聴パターン推移の自動抽出により番組ジャンルや曜日ごとの視聴動向の変化の分析 [8], [9] や、視聴パターンが安定化するまでの期間のクラスタ間比較 [10], さらにスマート TV 視聴者向け番組推薦の性能向上を目的とした視聴時間の周期性の特定 [11] などがある。これらの手法は、大規模データから潜在的な視聴傾向を抽出する点で重要である。

しかしながら、これらの研究の多くは録画視聴や VOD 視聴を含む長期的な視聴行動の分析を主対象としており、地上波におけるリアルタイム視聴そのものに焦点を当てた詳細な分析とは異なる側面がある。

2.2 地上波放送におけるテレビ視聴履歴データの分析事例

地上波放送に特化した非特定テレビ視聴履歴データについては、著者らの研究グループによって在阪 5 局（読売テレビ、毎日放送、朝日放送、関西テレビ、テレビ大阪）が収集するデータを活用した多角的な研究が進められている。松田らは、複数放送局の視聴履歴データを統合する手法を開発し、放送局を横断した視聴行動の分析を可能にした [12], [13]。また、このデータと Google Trends の検索トレンドを統合し、テレビ CM 視聴がその後のインターネット検索行動に与える影響や、CM ジャンルごとの検索寄与度について定量的に分析している [14], [15]。CM 視聴に関しては、吉村ら [16] が CM の完視聴率（視聴継続率）に着目し、そこに地域差が存在することを明らかにしている。

視聴者の分類やモデル化に関する研究も行われている。由田らは、視聴時間に基づく特徴量を用いて視聴者をクラスタリングし、さらに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ことで、視聴行動の安定性および変動性を評価した [17]。真弓らは、時間帯やコンテンツ特性に基づく視聴傾向の分類モデルを構築し、その結果を用いて視聴行動をデジタルツインとして再現する枠組み

を提案した [18], [19]。これらの結果に基づき、視聴行動シミュレータの構築についても検討している [20]。

また、時間帯を跨いだ視聴行動の関連性に関して、著者らは就寝前後の視聴行動に着目し、就寝前に視聴していたチャンネルが起床後も継続して視聴される傾向があることなどを定量的に検証している [21]。林らは、朝の視聴行動に着目したクラスタリングを行い、朝に特定チャンネルを中心に視聴するクラスタでは他の時間帯においても同一チャンネルの視聴傾向が高いことを明らかにしている [22]。

2.3 本研究の位置付け

先行研究のように、ある時間帯のチャンネル選択行動が他の時間帯に及ぼす影響について、データを用いた検証が行われてきた。林ら [22] は、朝の視聴行動に着目したクラスタリングを行い、朝に特定チャンネルを多く視聴するクラスタは他の時間帯でも同様の傾向が見られるかどうかについて、クラスタ内外での視聴時間の統計的な比較を行っている。その結果、朝の視聴チャンネルを他の時間帯にも視聴する傾向が高いことを示したが、朝を基準としたその他の時間帯の視聴割合の群間比較による全体像の把握であるため、ホームチャンネルの存在傾向を確認するには、クラスタ内での詳細な分析が必要である。

そこで本稿では、クラスタ内における 1 日あたりの視聴行動や個人に焦点を当てた分析を行うことで、ホームチャンネルの存在傾向を明らかにすることを目的とする。

3. ホームチャンネルの存在傾向分析

本章では、テレビ業界において経験的に知られている「ホームチャンネル（視聴者が頻繁に選択する特定のチャンネル）」の存在傾向を、在阪 5 局（読売テレビ、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テレビ視聴履歴データを用いた分析により検証する。

3.1 分析方法

ホームチャンネルとは、視聴者が頻繁に選択する特定のチャンネルであり、時間帯を問わず視聴される傾向があると考えられる。そこで、ある時間帯 A において最も長く視聴されていたチャンネルが、他の時間帯 B においても視聴される傾向があるか否かを分析することで、ホームチャンネルの存在傾向を検証する。

本稿ではまず、朝帯視聴クラスタリング結果を用いて上記の分析を行い、2 つの時間帯における最長視聴チャンネルが同一である割合、およびその時間推移をチャンネルごとに比較する。分析に使用するクラスタは、朝帯にチャンネル A を中心に視聴するクラスタ（“A”ch 中心型）、チャンネル B を中心に視聴するクラスタ（“B”ch 中心型）、チャンネル D を中心に視聴するクラスタ（“D”ch 中心型）、お

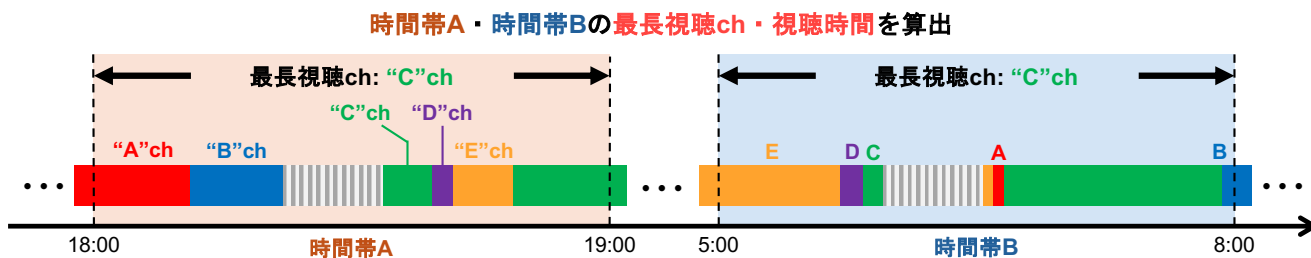


図 1: 前処理の概要

表 1: 前処理後のデータ構造

カラム名	意味
common_id	テレビ ID
date	視聴日 (日付を跨ぐ場合は時間帯 A 基準)
before_station_id	時間帯 A の視聴チャンネル
after_station_id	時間帯 B の視聴チャンネル
before_watch_min	時間帯 A のチャンネル視聴時間 (分)
after_watch_min	時間帯 B のチャンネル視聴時間 (分)

よびチャンネル E を中心に視聴するクラスタ (“E” ch 中心型) とする。これにより、朝に特定チャンネルの視聴傾向が強い視聴者群がホームチャンネルを形成する傾向があるか否かを検証するとともに、チャンネルごとの差異についても分析する。

続いて、一般的にホームチャンネルの形成傾向があるのか否かを分析するため、テレビをランダムに 20 万台抽出し、同様の分析を行う (random200000)。これにより、ホームチャンネルの存在傾向が朝に特定チャンネルの視聴傾向が強いクラスタに特有のものであるか否かを検証する。仮にクラスタ依存である場合、ホームチャンネルの形成には朝の視聴習慣、あるいは特定の視聴行動パターンが大きく影響していることを意味し、番組編成や広告戦略において視聴行動パターンの把握を重視する必要性が示唆される。

3.2 データの前処理と分析

本稿では、2022 年 10 月から 2023 年 3 月 (2023 年 1 月 9 日～16 日は除く) までの 6 か月間において、各月約 140 万台のテレビから得られた在阪 5 局の非特定テレビ視聴履歴データを分析対象とする。なお、対象データは 1 回の視聴 (電源の起動またはチャンネルの変更) ごとに視聴開始・終了時刻、テレビ ID、視聴チャンネル、および視聴時間が記録されている。

このデータから 3.1 節で述べた分析を行うため、図 1 に示すようなデータの前処理を行う。まず、分析対象とする 2 つの時間帯を設定し、各時間帯におけるチャンネルごとの合計視聴時間を算出する。その後、合計視聴時間が最も長いチャンネルを各時間帯の最長視聴チャンネルとし、視聴時間とともに 1 件の視聴履歴ペアを作成する。この処理を 1 台のテレビにつき 1 日 1 件ずつ行い、テレビ ID と日

付をキーとしたデータを作成する。前処理により得られるデータの構造を表 1 に示す。

なお、本前処理では、基準となる時間帯 A における視聴時間が数秒から数分程度といった短時間であっても、時間帯 B の最長視聴チャンネルと一致していれば視聴履歴ペアが生成されてしまい、ホームチャンネルの存在傾向を評価する上でノイズとなる可能性がある。そこで、このような短時間視聴の影響を除外するため、夕方帯において全チャンネルの合計視聴時間が 45 分以上である視聴ログのみを分析対象とする。この閾値は、十分にテレビを視聴していると判断できる視聴時間として、現場協議に基づき設定した。

また、本稿では分析対象とする 2 つの時間帯 A・B を以下のように定義する。まず、基準となる時間帯 A は、昼帯 (12:00～13:59) および夕方帯 (18:00～18:59) の 2 つとする。昼帯は放送局ごとに番組ジャンルが異なる一方、夕方帯はいずれの放送局においてもニュースを中心とした番組編成が行われる時間帯である。そのため、視聴者の興味関心の違いがホームチャンネルの形成に与える影響を比較することを目的とする。次に、時間帯 B は翌朝帯 (5:00～7:59) とする。クラスタリング結果を用いた分析では、特徴量抽出に用いた時間帯を設定することで、翌朝帯において当該クラスタに対応するチャンネルの視聴履歴が大半を占めることが予想される。これにより、時間帯 A の影響をより明確に分析することを目的とする。

この前処理を行った結果、表 2 および表 3 に示すとおり、各月およそ 15 万件から 90 万件の視聴履歴ペアが得られた。

次に、前処理により抽出した視聴履歴ペアを用いて、時間帯 A の最長視聴チャンネルが時間帯 B においてどの程度視聴されているかを分析する。時間帯 B における、時間帯 A の最長視聴チャンネルの視聴割合を最大 120 分まで 1 分刻みで算出し、折れ線グラフとして可視化する。これにより、時間帯 A を基準とした時間帯 B における同一チャンネル視聴割合の時間推移を把握できる。また、同一チャンネル視聴の持続度を評価するため、同一チャンネル視聴割合が 50% 未満となる最小の時刻を「50%到達時間」と定義し、併せてグラフ内に示す。

表 2: 前処理後の視聴履歴ペア件数 (12:00~13:59 – 翌朝 5:00~7:59)

月	“A”ch 中心型	“B”ch 中心型	“D”ch 中心型	“E”ch 中心型	random200000
2022 年 10 月	223,812 件	722,558 件	531,080 件	461,278 件	410,355 件
2022 年 11 月	216,627 件	686,932 件	509,549 件	453,231 件	391,959 件
2022 年 12 月	189,054 件	598,344 件	496,849 件	388,469 件	349,739 件
2023 年 01 月	139,527 件	406,428 件	322,106 件	277,155 件	233,158 件
2023 年 02 月	220,110 件	632,967 件	510,916 件	445,058 件	371,622 件
2023 年 03 月	262,303 件	766,371 件	557,102 件	469,354 件	436,339 件

表 3: 前処理後の視聴履歴ペア件数 (18:00~18:59 – 翌朝 5:00~7:59)

月	“A”ch 中心型	“B”ch 中心型	“D”ch 中心型	“E”ch 中心型	random200000
2022 年 10 月	249,716 件	914,858 件	690,678 件	565,632 件	482,996 件
2022 年 11 月	257,886 件	924,628 件	698,540 件	579,466 件	485,122 件
2022 年 12 月	222,940 件	795,320 件	653,761 件	489,973 件	426,786 件
2023 年 01 月	156,133 件	535,210 件	411,253 件	338,961 件	277,901 件
2023 年 02 月	251,254 件	846,095 件	648,111 件	544,619 件	444,881 件
2023 年 03 月	265,188 件	914,640 件	660,524 件	541,918 件	475,877 件

4. 分析結果と考察

本章では、3 章で行った分析の結果を図 2 に示し、ホームチャンネルの存在傾向について考察する。なお、各グラフ内の縦破線は、同一チャンネルの視聴時間閾値を上回る視聴者の割合が 50%未滿となる時間 (50%到達時間) を示している。

4.1 朝帯視聴特徴量クラスタにおけるホームチャンネル存在傾向

まず、いずれの分析結果においても、朝帯視聴特徴量クラスタリング結果に対応するチャンネル (以下、クラスタ対応チャンネル) の視聴時間は、他のチャンネルと比較して非常に高いことが分かる。これは、朝帯に特定チャンネルを中心に視聴するクラスタでは、他の時間帯においても同一チャンネルの視聴傾向が高いことを示す先行研究の結果と一致する。本分析は、昼帯および夕方帯を基準とした翌朝帯との視聴チャンネルの関係性を検証したものであるため、日付を跨いでも同一チャンネルを視聴する傾向があることを示している。また、同一チャンネルの視聴割合が 50%未滿となる時間 (50%到達時間) のクラスタ平均は、昼帯・夕方帯基準ともに 73.75 分であった。本分析は 5 局を対象としているため、期待値を 36 分 (朝帯 180 分を均等に視聴した場合) とすると、その 2 倍以上の時間、同一チャンネルを視聴していることが分かる。

次に、昼帯基準と夕方帯基準の場合を比較すると 50%到達時間は、“A”ch 中心型では夕方帯基準の方が長い傾向がある一方で、“B”ch 中心型では昼帯基準の方が長く、クラスタによって異なる傾向が見られた。さらに、合計視聴時間が 45 分時点における同一チャンネル視聴割合のクラスタ平均は、全チャンネル平均が昼帯で 26.20%、夕方帯

で 29.95%であり、クラスタ対応チャンネル平均が昼帯で 58.87%、夕方帯で 62.32%となり、夕方帯の方が高い結果となった。昼帯は放送局ごとに番組ジャンルが異なる一方で、夕方帯はいずれの放送局においてもニュースを中心とした番組編成が行われる時間帯であるため、視聴者の興味関心の影響により夕方帯の値が上回ったと考えられる。

同一チャンネルの 50%到達時間のクラスタ平均が約 74 分と長く、45 分以上の長時間視聴者はクラスタ対応チャンネルにおいておよそ 60%と、分析対象 5 局における期待値 20%を大きく上回っていることから、朝帯に特定チャンネルを中心に視聴するクラスタにおいてホームチャンネルの存在傾向が確認された。

4.2 ランダム抽出テレビ群におけるホームチャンネル存在傾向

ランダムに 20 万台のテレビを抽出して同様の分析を行った結果、50%到達時間は、昼帯・夕方帯基準ともに 75 分であり、朝帯視聴特徴量クラスタリング結果を用いた分析と比較してわずかに上回る結果となった。また、合計視聴時間が 45 分時点における同一チャンネル視聴割合の平均は、全チャンネル平均が昼帯で 24.26%、夕方帯で 28.03%であり、朝帯視聴特徴量クラスタリング結果を用いた分析と比較して約 2%低い結果となった。このように、朝帯視聴特徴量クラスタリング結果を用いた分析と比較して数値上の大きな差異は見られなかったが、各チャンネルの視聴推移分布には大きな違いが確認された。いずれのチャンネルにおいても、同一チャンネルの視聴割合は 20~60%付近を起点として推移しており、昼帯および夕方帯と翌朝帯との間における視聴チャンネルの強い関係性は確認されなかった。

これらの結果から、2つの時間帯で同一のチャンネルを視聴する視聴者の 50%到達時間は 75 分と長い一方で、45

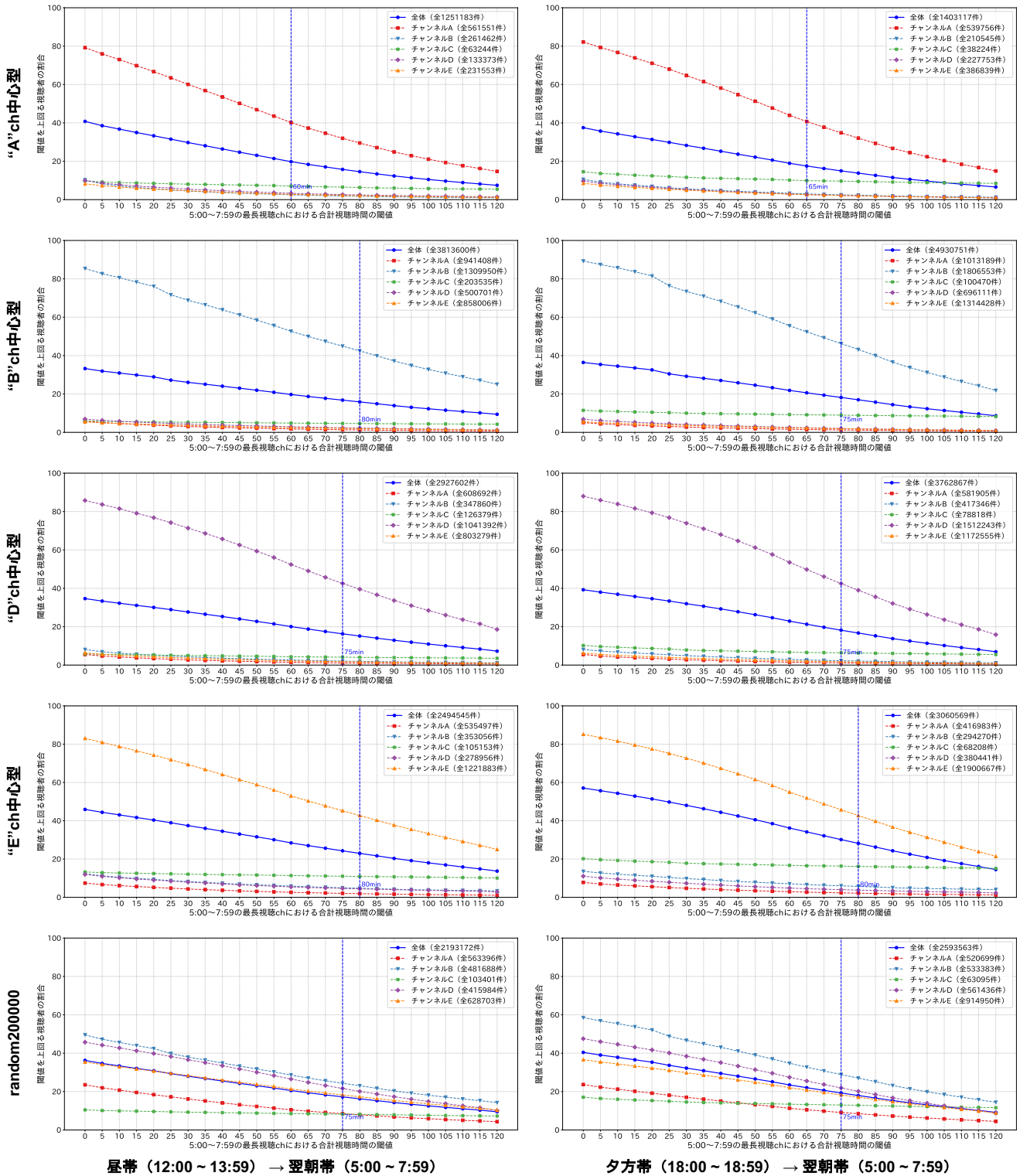


図 2: 昼帯・夕方帯の最長視聴チャンネルの翌朝帯における合計視聴時間閾値別の同一チャンネル視聴割合の推移 (クラスター別およびランダム 20 万台分)

分以上の長時間視聴者はおおよそ 4 人に 1 人とどまり、ランダムに抽出したテレビ群においてはホームチャンネルの存在傾向は比較的弱いことが確認された。したがって、視聴者全体を対象とした分析では必ずしもホームチャンネルの存在傾向が顕在化するわけではなく、クラスタリングに

よる視聴パターンの分類を踏まえることで初めて明確になることが示された。これは、番組編成や広告戦略において視聴パターンの把握が重要であることを示唆するものである。

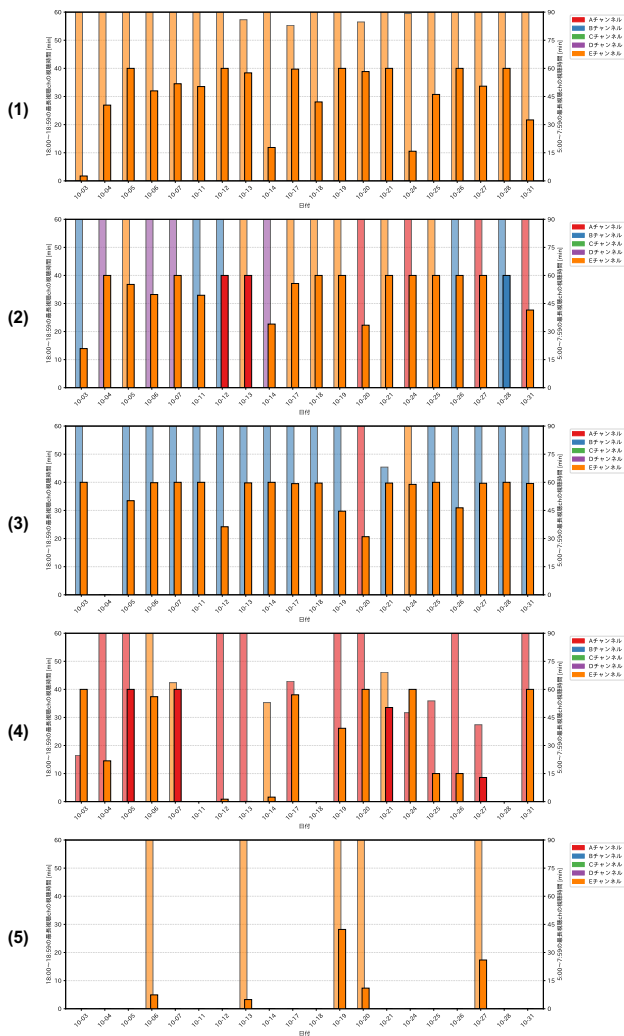


図 3: テレビ ID 別の夕方帯・翌朝帯の視聴履歴の例 (“E” ch 中心型, 10 月分)

4.3 テレビ ID 単位の事例分析

クラスタ単位ではホームチャンネルの強い存在傾向が確認されたが、クラスタ内の個々の視聴者がどのようにホームチャンネルを形成しているかについては、クラスタ全体の傾向のみからは十分に把握できない。そこで、“E” ch 中心型からランダムに 5 台のテレビを抽出し、2022 年 10 月における夕方帯および翌朝帯の最長視聴チャンネルを可視化した。その結果を図 3 に示す。ここで、各日付の左側の棒グラフは夕方帯の最長視聴チャンネルを、右側の棒グラフは翌朝帯の最長視聴チャンネルを示しており、それらが一致する場合は同一の色で表示されている。

結果から、同一クラスタに属する場合でも、テレビ ID ごとに多様な視聴パターンが存在することが確認できる。例えば、夕方帯と翌朝帯において同一チャンネルを視聴する場合でも、図 3 (1) ではほぼ毎日視聴しているのに対し、図 3 (2) では数日に 1 回程度の頻度にとどまっている。このように、同一チャンネルの継続的な視聴が必ずしも高頻度で発生しているとは限らない。このことから、視聴頻度

はホームチャンネル形成において必ずしも支配的な要因ではない可能性が示唆される。

また、夕方帯と翌朝帯で異なるチャンネルを視聴する場合でも、図 3 (2) では夕方帯の視聴傾向に顕著な偏りは見られない一方で、図 3 (3), (4) では夕方に特定のチャンネルを選好して視聴する傾向が確認される。すなわち、同一クラスタ内においても、時間帯間での視聴行動の一貫性には個人差が存在する。このような視聴者は、時間帯ごとに好みのチャンネルを持ち、その影響が他の時間帯には及ばないと考えられる。したがって、長期的に一貫したホームチャンネルを形成しているとは言えないものの、特定の時間帯に短時間のみホームチャンネルを形成している可能性がある。

これらの結果から、ホームチャンネルの形成傾向には、時間帯を問わず長期間にわたり特定のチャンネルを視聴する傾向と、特定の時間帯において短時間のみ特定のチャンネルを視聴する傾向が存在し、その強さや頻度は視聴者ごとに異なることが確認された。今後はサブクラスティングによりさらに視聴パターンを細分化し、視聴パターン群ごとにホームチャンネルの形成傾向やその安定性がどのように異なるかについて、より詳細な分析を進める予定である。

5. おわりに

本稿では、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て、2 つの時間帯における最長視聴チャンネルの関係性を比較することで、ホームチャンネルの存在傾向を定量的に検証した。昼帯および夕方帯の最長視聴チャンネルと翌朝帯における同一チャンネル視聴割合の推移を分析した結果、朝帯に特定チャンネルを中心に視聴するクラスタでは、当該チャンネルにおいて視聴割合が 50% 未満となる時間（50%到達時間）のクラスタ平均が 73.75 分、45 分以上の長時間視聴者の割合が約 6 割となり、ホームチャンネルの存在傾向が確認された。一方で、約 140 万台からランダムに 20 万台を抽出して同様の分析を行った結果、長時間視聴者の割合は昼帯基準で 24.26%、夕方帯基準で 28.03%にとどまり、ホームチャンネルの存在傾向は比較的弱いことが示された。これにより、ホームチャンネルの存在傾向は、クラスティングによる視聴パターンの分類を踏まえて分析することで明確になることが示された。また、同一クラスタでも視聴行動パターンは異なり、時間帯を問わず長期間にわたり特定のチャンネルを視聴する傾向と、特定の時間帯において短時間のみ特定のチャンネルを視聴する傾向が存在することが判明した。

今後は、サブクラスティングによる視聴パターンのさらなる分類を行い、視聴パターン群ごとにホームチャンネルの形成傾向がどのように異なるかについて分析を進める予定である。

参考文献

- [1] 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/experiments/2022/>, 2022. Accessed on 2025/08/05.
- [2] 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 (ver.2.4). https://www.sarc.or.jp/documents/www/NEWS/hogo/2024/optout_practice_ver2.4.pdf, 2024. Accessed on 2025/08/05.
- [3] 菊池匡晃, 坪井創吾, 中田康太. 大規模テレビ視聴データによる番組視聴分析. 情報処理学会論文誌デジタルプラクティス (TDP), Vol. 7, No. 4, pp. 352–360, 2016.
- [4] Ryosuke Igari. Modelling viewing patterns of serial tv dramas considering live viewing and time shifting. *Journal of Choice Modelling*, Vol. 55, p. 100548, 2025.
- [5] Manouche Tavakoli and Martin Cave. Modelling Television Viewing Patterns. *Journal of Advertising*, Vol. 25, No. 4, pp. 71–86, 1996.
- [6] Allison J.B. Chaney, Mike Gartrell, Jake M. Hofman, John Guiver, Noam Koenigstein, Pushmeet Kohli, and Ulrich Paquet. A large-scale exploration of group viewing patterns. In *Proceedings of the ACM International Conference on Interactive Experiences for TV and Online Video*, TVX '14, pp. 31–38, 2014.
- [7] Kyoungok Kim. Investigation on viewing behaviors for home shopping channels using large-scale tv log data. *International Journal of Knowledge and Systems Science*, Vol. 12, No. 4, 2021.
- [8] Yaling Tao, Yoshiaki Mizuoka, Kouta Nakata, and Ryohei Orihara. Comparison of clustering methods for large scale tv viewing data. 2017.
- [9] 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. 一般社団法人人工知能学会, 2018.
- [10] Mengxi Xu, Shlomo Berkovsky, Irena Koprinska, Sebastien Ardon, and Kalina Yacef. Time dependency in tv viewer clustering. *CEUR Workshop Proceedings*, Vol. 872, , 01 2012.
- [11] Tao Lian, Zhumin Chen, Yujie Lin, and Jun Ma. Temporal patterns of the online video viewing behavior of smart tv viewers. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, Vol. 69, , 01 2018.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] Hiroki Matsuda, Taichi Sakakibara, Daiki Mayumi, Yuki Matsuda, and Keiichi Yasumoto. Analysis of relationship between non-identifiable tv viewing history data and web search trends. In *the 12th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE '23)*, pp. 1109–1110, 2023.
- [16] 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.
- [17] 由田翔吾, 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. AIoT 行動変容学会第9回研究会 (BTI-9), pp. 1–7, 2025.
- [18] 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.
- [19] Daiki Mayumi, Hiroki Matsuda, Tetsuya Yokota, Taichi Sakakibara, Yuki Matsuda, and Keiichi Yasumoto. Clustering tv viewing behavior for digital twin construction using television viewing history data. *IEEE Access*, Vol. 13, pp. 192795–192806, 2025.
- [20] 松田裕貴, 榊原太一, 真弓大輝, 松田裕貴, 安本慶一. テレビ視聴行動を再現するエージェントシミュレータの構築に向けた基礎分析. 第15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 '23), pp. 1–6, 2023.
- [21] 松田悠斗, 林虎太郎, 松田裕貴, 池尻拓巨, 横田哲弥, 松田裕貴. 非特定テレビ視聴履歴データを用いた就寝前後における視聴チャンネルの関係性分析. 研究報告ユビキタスコンピューティングシステム (UBI), 第2025-UBI-87巻, pp. 1–8, 2025.
- [22] 林虎太郎, 松田悠斗, 松田裕貴, 池尻拓巨, 横田哲弥, 松田裕貴. 非特定テレビ視聴履歴データの視聴時間帯特徴に基づく視聴行動クラスタリング分析. 電子情報通信学会技術研究報告, センサネットワークとモバイルインテリジェンス研究会 (SeMI), 第125巻, pp. 1–6, 2026.