

非特定テレビ視聴履歴データの放送局間統合手法

松田 裕貴^{1,2,a)} 榊原 太一² 真弓 大輝¹ 松田 裕貴^{4,1} 水本 旭洋^{3,5} 安本 慶一¹

受付日 2023年12月4日, 採録日 2024年7月1日

概要: 近年, 各テレビ放送局において, 個人を特定しない形式で, インターネット接続されたテレビから視聴開始時刻や視聴終了時刻等を含む非特定視聴履歴データを収集し, 利活用する取り組みが進められている. しかし, 各放送局は自局の非特定視聴履歴データしか利用できないため, 膨大なデータを蓄積しているにもかかわらず, 有用な知見を得るまでに至っていないのが現状である. さらに, 非特定視聴履歴データの収集方式やデータ粒度は, 各局各様となっており, 各局が蓄積したデータを統合し, 利用することもできていない. そこで本論文では, 各局が独自の方式で取得している非特定視聴履歴データを放送局間で統合する手法を提案し, 評価するためのシミュレータ設計と実装を行い, 提案手法の評価を行う. 提案手法では, 各局の視聴履歴データのうち, 共通している IP アドレス・郵便番号・メーカー ID・ブラウザメジャーバージョン・ブラウザマイナーバージョンの 5 項目でテレビ受像機を分離処理する. そして, 分離された中でこれらの 5 項目が一致するテレビのうち, さらにチャンネル遷移時刻が一致するテレビを同一テレビと推定する. また, 視聴者行動を再現するシミュレータを設計し, そのシミュレータから合成された視聴履歴データに対して, 本手法を適用した結果, 生成された 250 万台分のデータのうち約 241 万台のテレビ ID のマッチングに成功し, 再現率 96.5%であることを示した.

キーワード: テレビ, 視聴履歴データ, ビッグデータ, IoT, クロスデバイスマッチング, クロスデバイストラッキング

A Method for Inter-broadcaster Data Integration of Non-identifiable Television Viewing Log

HIROKI MATSUDA^{1,2,a)} TAICHI SAKAKIBARA² DAIKI MAYUMI¹ YUKI MATSUDA^{4,1}
TERUHIRO MIZUMOTO^{3,5} KEIICHI YASUMOTO¹

Received: December 4, 2023, Accepted: July 1, 2024

Abstract: Recently, TV broadcasters have been collecting and utilizing non-personal TV viewing log data, including start and end times of viewing, from TVs connected to the Internet in a format that does not identify individual viewers. However, since each broadcaster can only use its own non-personal TV viewing log data, it has not yet been able to obtain useful knowledge despite the vast amount of data it has accumulated. In addition, the collection methods and data granularity of non-personal TV viewing log data vary from station to station, and the data accumulated by each station cannot be integrated and used. In this paper, we propose a method for matching non-specific viewing history data collected by each broadcaster using its own method, and design and implement a simulator to evaluate the proposed method. The proposed method estimates that TVs whose channel transition timing matches five items collected at the time of viewing history data collection (IP address, zip code, manufacturer ID, browser major version, and browser minor version) are the same TVs. In addition, we designed a simulator that reproduces viewer behavior and applied this method to the viewing history data synthesized from the simulator. As a result, we succeeded in matching approximately 2.41 million TVs out of the 2.5 million units of data generated, showing an identification rate of 96.5%.

Keywords: TV, TV viewing log data, big data, IoT, cross-device matching, cross-device tracking

1. はじめに

近年、見逃し配信や動画配信サービス（VOD: Video On Demand）の視聴者の増加にともない、Connected TV（CTV）と呼ばれるインターネットに接続されたテレビが増加しており、2022年には57.7%とのデータとなっている[1]。

インターネット接続されたテレビについては、各テレビがどの番組を視聴しているか把握可能になっており、放送サービスを向上させることを目的として、各放送局が視聴履歴データを収集・蓄積している。

視聴履歴データは、本人許諾や個人情報の有無により、オプトイン型特定視聴履歴データ、オプトイン型非特定視聴履歴データ、オプトアウト型非特定視聴履歴データに分類される。オプトイン型非特定視聴履歴データの活用について、様々な研究が行われている。たとえば、インターネットに結線された東芝製テレビに絞った分析に基づいて、菊池ら[2]はテレビ視聴者の番組ジャンル別視聴傾向を明らかにし、水岡ら[3]はテレビを視聴パターンにより分類する手法を提案している。

オプトアウト型非特定視聴履歴データは、個人を特定しない形式で収集されるデータを指し、視聴者がデータ取得を拒否しない場合は自動的に収集されるため、オプトイン型と比較すると収集規模が圧倒的に大きい。そのため、新たな価値を生み出すビッグデータとして、放送局だけでなく、スポンサーや広告代理店からも活用が期待されている。オプトアウト型非特定視聴履歴データの活用については、2019年に一般社団法人放送セキュリティセンターにより公表された「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[4]」を基に、各民間放送局により収集が開始され、活用に向けた取組みが進んでいる。しかし、プラクティスにより、本データを放送局どうしで交換し突合することは認められているが、本データを放送局以外の団体にわたすことや、他の個人情報データと突合することは禁止されている。そのため、各放送局が個別に収集している本データ単体を分析したとしても、単一の放送局におけるテレビ視聴状況しか把握できず、新たな価値を生み出すには至っていないのが現状である。

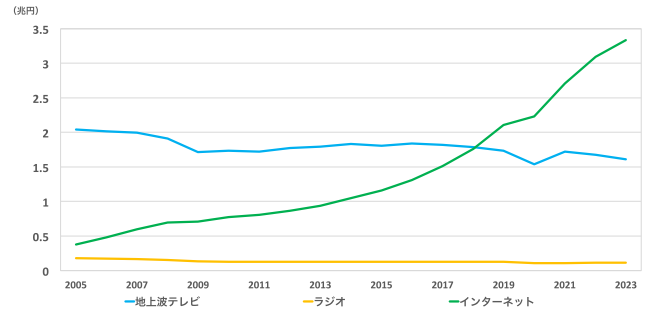


図 1 日本の広告費

Fig. 1 Advertising expenditures in Japan.

また、電通[5]の報告によると、2019年にインターネット広告費が地上波テレビ広告費を上回っているが（図1）、依然としてテレビ広告は数千万人以上にリーチすることが可能な巨大市場（約2兆円規模）を有している。現在、テレビ広告の価値を測る指標としては株式会社ビデオリサーチが提供する視聴率が存在しているが、標本調査による統計データとなっているため、テレビCMや番組コンテンツをより深く分析するには不十分な場合がある。たとえば、株式会社ビデオリサーチのデータを用いた年齢や性別による視聴傾向分析が行われているが、最近の視聴者は趣味趣向が個別化しているため、年齢や性別による単純なカテゴリ分類では議論することが難しい。より詳細な分析を行うためには、同一の番組出演者や同一番組ジャンル等を視聴した視聴者がどのような視聴傾向を持っているか等、視聴者の行動を起点とした視聴傾向を把握することが重要だと考えられる。これらの視聴者行動は、抽出条件を増やすほど視聴者行動をグループ化することが可能となるが、視聴率データは関西地区の1,200世帯を対象としており標本数が少ないため、同様の分析が難しい。

この課題に対して、関西地区だけでも100万台以上のテレビから各放送局が個別に収集している非特定視聴履歴データを連携・統合することによる解決手法の検討が進んでいる。在阪の4つの民間放送局においても、放送局間での視聴履歴データの連携が可能か議論および、共同技術検証実験[6]を実施している。しかし、非特定視聴履歴データは、各放送局が取得にあたりコスト検討や仕様検討し、各放送局の経営判断により取得を開始しているため、放送局ごとに方式やフォーマットが異なっており、放送局間のデータを統合することは難しい。

そこで本論文では、各放送局が収集した非特定視聴履歴データについて、視聴者のチャンネル切替えを把握できることを目的とする。具体的には、放送局間の非特定視聴履歴データを掛け合わせることで各放送局が各テレビ端末を特定するために割り振っているID（以下、テレビID*1）をマッチングさせることで非特定視聴履歴データを統合す

*1 放送局ごとに呼び方は異なるが、本論文ではそれらを「テレビID」と総称する。

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology, Ikoma, Nara 630-0912, Japan
² 讀賣テレビ放送株式会社
Yomiuri Telecasting Corporation, Osaka 540-8510, Japan
³ 千葉工業大学
Chiba Institute of Technology, Narashino, Chiba 275-0016, Japan
⁴ 岡山大学
Okayama University, Okayama 700-0082, Japan
⁵ 大阪大学
Osaka University, Suita, Osaka 565-0871, Japan
a) hiroki.matsuda@ytv.co.jp

表 1 視聴履歴データの分類
Table 1 Classification of TV viewing log data.

種類	データの特徴				本論文で扱うデータセット
	本人許諾	個人情報	データの多様性	データの数	
オプトイン型特定視聴履歴データ	あり	あり	低い	少ない	-
オプトイン型非特定視聴履歴データ	あり	なし	低い	少ない	-
オプトアウト型非特定視聴履歴データ	なし	なし	高い	多い	○

る手法を提案し、シミュレータを用いて評価する。

提案手法では、IP アドレスをキーにして、放送局を超えてテレビ ID をマッチングさせる。本論文では、マッチングとは同一テレビ端末に各放送局が独自で割り振ったテレビ ID どうしを同一推定することを指す。しかし、IP アドレスはマンション等の集合住宅では 1 つの IP アドレスを複数宅で共用していることも多く、さらに一定期間で変更されていくため、IP アドレスだけで同一テレビを推定することは難しい。そこで、IP アドレス以外に視聴履歴データ収集時に取得している郵便番号、メーカー ID、ブラウザメジャーバージョン、ブラウザマイナーバージョンの 5 項目すべてが一致するテレビのうち、さらにチャンネル遷移タイミングが一致するテレビを同一テレビと推定する。

提案手法は、実データのマッチング数では実際の視聴者行動との相関が分からず、評価が難しい。そこで、テレビ視聴行動を再現するエージェントシミュレータを用いて、エージェントの視聴行動からテレビ視聴履歴データを合成し、その合成視聴履歴データに対して提案手法を適用することでテレビ ID マッチングの再現率を評価した。

その結果、シミュレータから合成された 250 万台のうち、約 241 万台のテレビ ID のマッチングに成功し、再現率 96.5%であることを示した。

本論文の構成は次に示すとおりである。まず、2 章で視聴履歴データについて説明し、3 章で関連研究について述べ、4 章でテレビ視聴ログの統合手法の提案を行い、5 章で手法を評価するためのテレビ視聴行動シミュレータ設計を行い、6 章にて提案手法を評価する。最後に 7 章にて本論文をまとめる。

2. 日本国内におけるテレビ視聴履歴データ

本章では、テレビ視聴履歴データの分類および現状の問題についてそれぞれ述べる。

2.1 テレビ視聴履歴データの分類

日本国内においてテレビ視聴履歴データは、表 1 のように、本人許諾や個人情報の有無により、オプトイン型特定視聴履歴データ、オプトイン型非特定視聴履歴データ、オプトアウト型非特定視聴履歴データの 3 種類に分類される。各データの特徴を表 1 に示すとともに、以降で詳述する。

2.1.1 オプトイン型特定視聴履歴データ

オプトイン型特定視聴履歴データは、視聴者から許諾を得たうえで収集される、メールアドレス等の本人特定が可能な個人情報と紐づけられた視聴履歴データである。放送局は、視聴者がパソコンやスマートフォン等からウェブページを通して会員登録を行い、インターネット接続したテレビのデータ放送画面からログインすることで取得可能な状態となる。本人許諾を得る際に、多様な個人情報を取得できるため、視聴履歴データの分析が容易に行える。しかし、視聴者自身の手で、事前にテレビ端末以外から会員登録を行い、さらにテレビ端末からログインする必要があるため、負担が大きく、多くのデータを集めることは難しい。また、会員登録を行う視聴者層にも偏りが大きいといわれており、収集されるデータの多様性が低い。

2.1.2 オプトイン型非特定視聴履歴データ

オプトイン型非特定視聴履歴データは、視聴者から許諾を得たうえで収集されるが、個人情報は含まない視聴履歴データである。

放送局は、視聴者がインターネットに接続されたテレビのデータ放送画面を用いて許諾を行うことで取得可能な状態となる。この方法では、許諾時にアンケート形式で性別、生年月等の視聴者属性に回答して貰うことで、個人情報とはいかないまでも、視聴者属性を持った視聴履歴データを取得可能である。オプトイン型特定視聴履歴データとは違い、テレビ端末のみで許諾が得られるため、視聴者の負担は軽減されるが、この手法においても、視聴者が能動的に取得のための手続きを行う必要があるため、参加者層の多様性が低く、多くのデータを収集することも難しい。

2.1.3 オプトアウト型非特定視聴履歴データ

オプトアウト型非特定視聴履歴データは、本人の許諾無しに収集される、個人情報は含まない視聴履歴データである。放送局は、視聴者がテレビをインターネットに接続するだけで取得可能な状態になる。視聴者がデータを提供したくない場合は、データ放送画面からデータ提供を拒否（オプトアウト）できる。視聴者の能動的な会員登録や許諾を必要とせず、個人情報や視聴者属性を取得することはできない。一方で、視聴開始/終了時刻や、テレビに登録されている郵便番号（住所ではない）、テレビ ID 等の個人が特定できないデータは収集可能である。オプトイン型と異なり、会員登録や許諾を必要としないため、視聴者の負

担はなく、多様な視聴者から多くのデータを収集することができる。しかし、個人情報や視聴者属性を用いることができないため、各放送局で蓄積されている自局のデータのみでは、簡単な分析しか行えない。なお、本論文で使用するデータはオプトアウト型非特定視聴履歴データ（表 1 参照）である。

2.2 非特定視聴履歴データが抱える現状の問題

放送局が収集するテレビ視聴履歴データは、視聴者がインターネットに接続されたテレビで、特定の放送局にチャンネルを設定したタイミングで各放送局で提供しているデータ放送プログラムを利用して収集される。つまり、各放送局は、自局を視聴中のテレビから、独自の項目および粒度で視聴履歴データを収集している。しかし、視聴履歴データの更なる活用を進めていくためには放送局を横断する視聴履歴データを生成し、今以上に視聴者を理解する必要がある。また、横断的な視聴履歴データ生成は、テレビ広告価値を可視化するための手段として、スポンサーや広告代理店からの期待は大きい。たとえば、現在のテレビ広告は主にそのテレビ CM を視聴している視聴者の性別・年齢帯で価値が決まることが多い。しかし、現在は生活者の趣味嗜好は多様化しており、性別・年齢帯によるターゲティングでは効果を疑問視するスポンサーも出てきており、生活者の趣味嗜好や興味関心に対してターゲティングを実施したいニーズが生まれている。そのニーズに合わせていくためには、たとえば横断的な視聴履歴データから視聴者の視聴行動のみに重点を置き、視聴している番組ジャンルから興味関心を持っているセグメント分けを行い、興味関心によるターゲティング等を実施していく必要がある。そのためには、単一放送局では放送している番組ジャンルや出演者の数に限りがあるため、放送局のデータを横断的に利用することが望ましい。

そして、横断的な視聴履歴データを生成するためには、少なくとも複数の放送局を跨いだデータの統合が必要である。データの統合については、2018 年度から継続的に、総務省により視聴履歴データに関わる実証事業が行われており、在京放送局が非特定視聴履歴データの連携・統合に向けて技術実証を実施している。

具体的には、テレビ受像機に内蔵されている NVRAM と呼ばれる不揮発性メモリに割り当てられた放送事業者共通保存領域に共通サーバから発番された共通 ID を書き込むことにより各社のテレビ ID をマッチングさせることでデータを統合する方式である。本方式を使えば、確実に放送局間の ID をマッチングさせることができるため、優れた手法ではあるが、実施のハードルは高い。まず、在京放送局が主導して、NVRAM を共同利用する放送事業者は共同で一般社団法人放送サービス高度化推進協会（A-PAB）に申請をするルールを作っているが、そのルール自体は在

京以外の放送局の利用は想定されていない。また、在京方式では共通 ID を発番するための第三者機関が前提となっており、この第三者機関はデータの取扱いに対して高いレベルでのガバナンスが求められているため、実施放送局の管理下にある事業者（放送局が資金面、人面で強い影響を持つ等）と指定されている。共通 ID 発番のためだけに在阪放送局やその他地域の放送局が地域単位で合同出資法人を立ち上げることは難しい。

3. 関連研究

本章では、テレビ視聴履歴データに関する研究とクロスデバイストラッキング技術に関する関連研究を提示した後、本研究との差異や位置づけについて述べる。

3.1 オプトイン型非特定視聴履歴データに関する研究

視聴者のテレビ視聴行動に関する分析は従来より関心が高く、テレビメーカーや各放送局、第三民間企業等における分析が進められてきた。

菊池ら [2] は、東芝製ネットワーク対応テレビから得られた全国 24 万台分のオプトイン型非特定視聴履歴データを用いた分析を実施している。菊池らは、「番組をどう視聴しているか」「どんな人々が視聴しているか」という観点に着目している。1つ目の「番組をどう視聴しているか」について、番組ジャンルによる視聴傾向の違い・連続ドラマの視聴傾向・番組の視聴者ロイヤリティ性を明らかにしている。具体的には、ドラマ視聴者は長時間視聴する傾向が強いが、音楽番組は短時間視聴の傾向が強く、さらに番組中の視聴者の入れ替わりも激しい。2つ目の「どんな人々が視聴しているか」については、限られたアンケートによる視聴者属性情報から機械学習を用いた視聴世帯属性の推定を行っている。水岡ら [3] は、同データを用いたテレビ視聴パターンの推移を分析している。各テレビから曜日（月曜～金曜）と時間帯（1 時間単位）ごとにライブ視聴時間の割合を求めて特徴量とし、クラスタリングを行っている。その結果、代表的な視聴パターン判定を実現しており、番組や CM 制作への活用可能性を示した。

これらの先行研究では、視聴者がどのようにテレビを視聴しているのか、またその視聴者はどのような特徴を持っているのかを明らかにすることで視聴行動の可視化を実現している。

3.2 オプトアウト型非特定視聴履歴データに関する研究

オプトアウト型非特定視聴履歴データの利活用については、2019 年に一般社団法人放送セキュリティセンターにより公表された「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 [4]」を基に、各民間放送局により収集が開始され、利活用に向けた取組みが進んでいる。具体的には、著者らの研究グループによって研究

されている。松田ら [7] はテレビ 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について分析を行っている。また、吉村ら [8] は CM の完視聴率にどのような地域差が存在するのか分析している。このように利活用に向けた研究は行われているが、各放送局が個別に収集している本データ単体を分析したとしても、1つの放送局におけるテレビ視聴状況しか把握できないため、新たな価値を生み出すには至っていないのが現状である。

3.3 クロスデバイストラッキングに関する研究

インターネット広告では広告効果の計測を試みるために、同一の利用者が使用している複数のパソコンやモバイルといった端末を紐づける手法であるクロスデバイストラッキング技術に関する研究が進められてきた。この技術では、パソコンとモバイルが別サーバへアクセスしたデータを別個に採取し、サーバで取得できる IP アドレスやタイムスタンプ、広告 ID、cookie 等を用いて紐づけを行う。Boda ら [9] は、異なるブラウザ間において、ブラウザで取得可能な IP アドレス、フォントセット、タイムゾーン、画像解像度から利用者を識別する手法を提案し、利用者を一意に識別可能であることに言及した。また、齋藤ら [10] は、深層学習とランダムフォレストをそれぞれ用いて、モバイルアプリとブラウザからそれぞれ得られるデータを用いて紐づけを実施している。データは、IP アドレス、UserAgent 情報、タイムスタンプおよび cookie を用いており、大規模サンプルにおいて、高精度な結果を得ている。

しかし、テレビ端末では広告 ID や cookie 等の第三者が発行しているデータはなく、さらに同一の利用者の同一テレビ端末を紐づけるのに、これらの手法を適用することは難しい。

3.4 本論文の位置づけ

著者らはこれまでに、放送局間の視聴履歴データの連携に関する技術検証を目的として実施された「テレビ視聴データ連携に関する共同技術検証実験 [11]」（以下、在阪視聴データ連携技術実験）において、在阪の4つの民間放送局でそれぞれ独自方式によって収集した実際の非特定視聴履歴データを対象に、NVRAM の放送事業者共通保存領域を使用せずに、放送局間でデータを統合する手法について実践的な取り組みを行ってきた [12]。しかしながら、この取り組みでは統合を行った経験の報告にとどまっておらず、テレビ視聴履歴データ統合手法の確からしさについては検証できていない。そこで本論文では、テレビのオプトアウト型非特定視聴履歴データの分析等に基づいて視聴者・テレビ受像機をモデル化することによって、テレビ視聴行動シミュレータを設計・構築するとともに、提案手法の性能評価を行うことを目的とする。

4. 放送局横断テレビ視聴履歴データ統合手法 Non-NVRAM TIME マッチングアルゴリズム

本章では、著者ら [12] の研究グループによって提案と実践がされている NVRAM の放送事業者共通保存領域を使用しないテレビ視聴履歴データ統合手法である、Non-NVRAM TIME マッチングアルゴリズム（以下、NNTM アルゴリズム）について説明する。本手法は、データ収集を行っているデータ放送プログラムは変更せず、各局各様で収集しているオプトアウト型非特定視聴履歴データをそのまま利用することを前提とするが、オプトアウト型非特定視聴履歴データ以外への適用も可能である。

4.1 NNTM アルゴリズム概要

NNTM アルゴリズムでは、非特定視聴履歴データの特性を利用する。非特定視聴履歴データは、各局で収集された際に、テレビ ID のような独自の情報が付与されるが、データ放送技術を用いて収集される情報自体は規格化されているため、放送局をまたいだとしても同様の処理を行うことが可能である。本アルゴリズムでは、その特性を利用し、テレビ端末を各放送局が独自に付与しているテレビ ID 単位で IP アドレスを含む複数のデータで整理する。この処理をテレビ ID の分離処理と呼ぶ。この分離されたテレビのうち、さらに視聴終了時刻と視聴開始時刻に一定の猶予を見た時刻が一致したものを同一テレビと推定する。NNTM アルゴリズムのマッチングイメージを図 2 に示す。

4.2 NNTM アルゴリズム適用ステップ

NNTM アルゴリズムを適用するステップを図 3 に示す。本節ではステップごとにアルゴリズムを詳細に説明する。

4.2.1 Step1：テレビ端末の分離

NNTM アルゴリズムは、クロスデバイストラッキングの一手法である IP アドレスマッチングを基本とする。しかし、IP アドレスはマンション等の集合住宅において1つの IP アドレスを複数宅で共用していることも多く、IP アドレスだけではテレビを一意に特定することは難しい。また、IP アドレスは一定期間で変更されていくが、どの程度の期間で変更されるかはプロバイダに依存しており、データを観測すると数分～数日に変更されるものが多い。

そこで、図 3 の Step1 では、各局が同一のテレビ端末から視聴履歴データを集めているという特徴を利用する。図 4 に示すとおり、IP アドレスだけでテレビを分離するのではなく、その他にデータ放送プログラムを用いて同時に収集している郵便番号、メーカー ID（各放送局がテレビ受像機メーカーを区別するために割り振っている ID）、テレビ

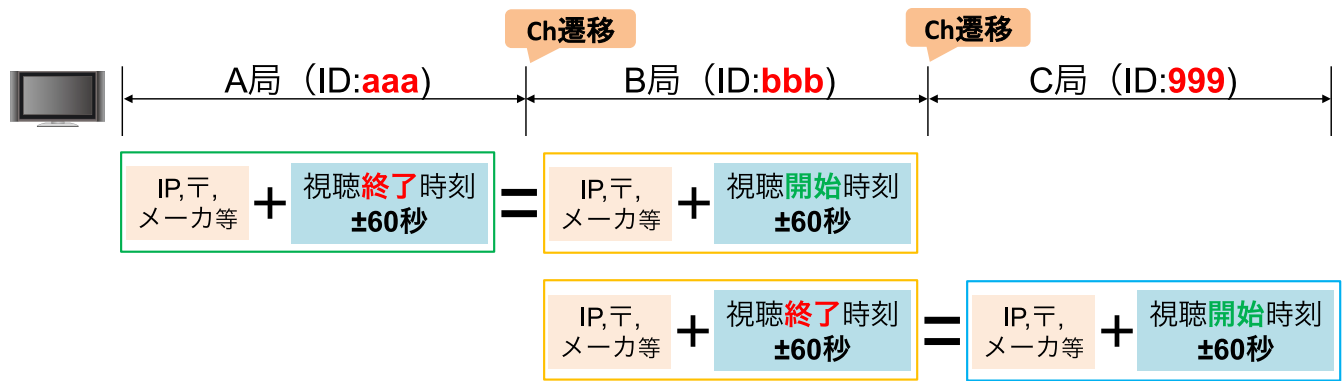


図 2 あるテレビにおけるマッチングイメージ
Fig. 2 An example of matching in one TV.

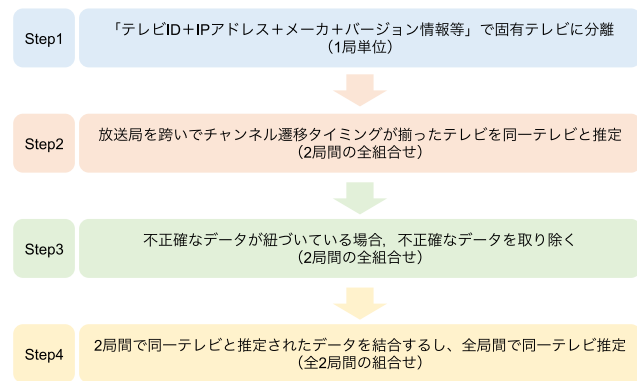


図 3 NNTM アルゴリズムの手順

Fig. 3 Steps of Non-NVRAM Time Matching (NNTM) algorithm.

受像機を起動させているブラウザ*2のメジャーバージョン情報、マイナーバージョン情報を使ってテレビの分離を行う。この処理を行うことで、A局の1台に対して、B局で2台以上が紐づかず、1対1に分離できるテレビがIPアドレスのみの場合では放送局4局の平均で35.3%に対して、IPアドレスほか4項目を使った場合では放送局4局の平均で96.6%となることが実データを用いて確認されている [12].

4.2.2 Step2: 放送局をまたいだテレビ端末の同一推定

Step2として、各放送局のテレビIDをIPアドレスや郵便番号等で分離した後にマッチングさせていくが、マッチング精度を高めるためにさらに「視聴時刻」をマッチング条件に使うこととする。具体的には、図2で示すとおり、ある1台のテレビがA局・B局・C局とチャンネル遷移をしながら継続視聴している場合を想定する。A局・B局・C局は同一テレビに対して、それぞれ独自のテレビIDを付与している。これらのデータを持ち寄り、前述のとおり「IPアドレス+郵便番号+メーカーID+ブラウザメジャーバージョン+ブラウザマイナーバージョン」がすべて一致するテレビのうち、さらに視聴終了時刻と視聴開始時刻に

*2 テレビ端末がデータ放送を起動する場合、専用のブラウザを利用している。メーカーやテレビ型番により利用されているブラウザは異なる。

表 2 各放送局の取得方式と時刻データ正確性

Table 2 Acquisition method and time data accuracy of each broadcaster.

放送局	A局	B局	C局	D局
方式	ビーコン	ビーコン	From-To	From-To
ビーコン間隔	60秒	15秒	-	-
開始時刻の正確性	正確	正確	正確	正確
終了時刻の正確性	60秒以内の誤差	15秒以内の誤差	正確	正確

一定の猶予を見た時刻が一致したものを同一テレビと推定する。猶予時間は、理論的にはマッチングにおける視聴終了時刻と視聴開始時刻は、まったく同一時刻であることが望ましい。しかし、実際はチャンネル遷移後にデータ放送プログラムが起動してデータ収集を開始するタイムラグやデータの正確性に差が存在する。そこで猶予時間を設定することで、より正確なマッチングを目指す。ただし、この猶予時間を取り過ぎると、同じ集合住宅に住んでいる同一メーカー同一機種を所有している世帯間において、偶然チャンネル遷移のタイミングが一致する可能性がある。一致した場合、1対1マッチング数が減少し、1対多のマッチング数が増加する。そこで、各局の視聴履歴データ特性から最適な猶予時間を設定する必要がある。この最適な猶予時間については、表2にあるとおり、視聴時刻は放送局の仕様により正確性に差があるため、そこから導くことができる。本アルゴリズムでは、誤差が最も大きいA局ともマッチングすることを目指し、猶予時間を±60秒に設定する。

4.2.3 Step3: 不正確データの処理

Step3として、Step2でも誤マッチングするテレビを完全に除去することは難しいため、不正確なデータが同一テレビと推定されている場合の処理を行う。具体的には、明らかに誤ったテレビが紐づいている場合にそのマッチングを除去する処理を実施する。4.2.2項に記載のとおり、偶然チャンネル遷移のタイミングが一致すると、1台のテレビに複数台のテレビが多数紐づくことが想定される。また、使用するデータ期間を増やせば増やすほど、たとえば100回は同じテレビが1対1で紐づいているが、1回だけ偶然別テレビが紐づいている等のデータが増えていってし

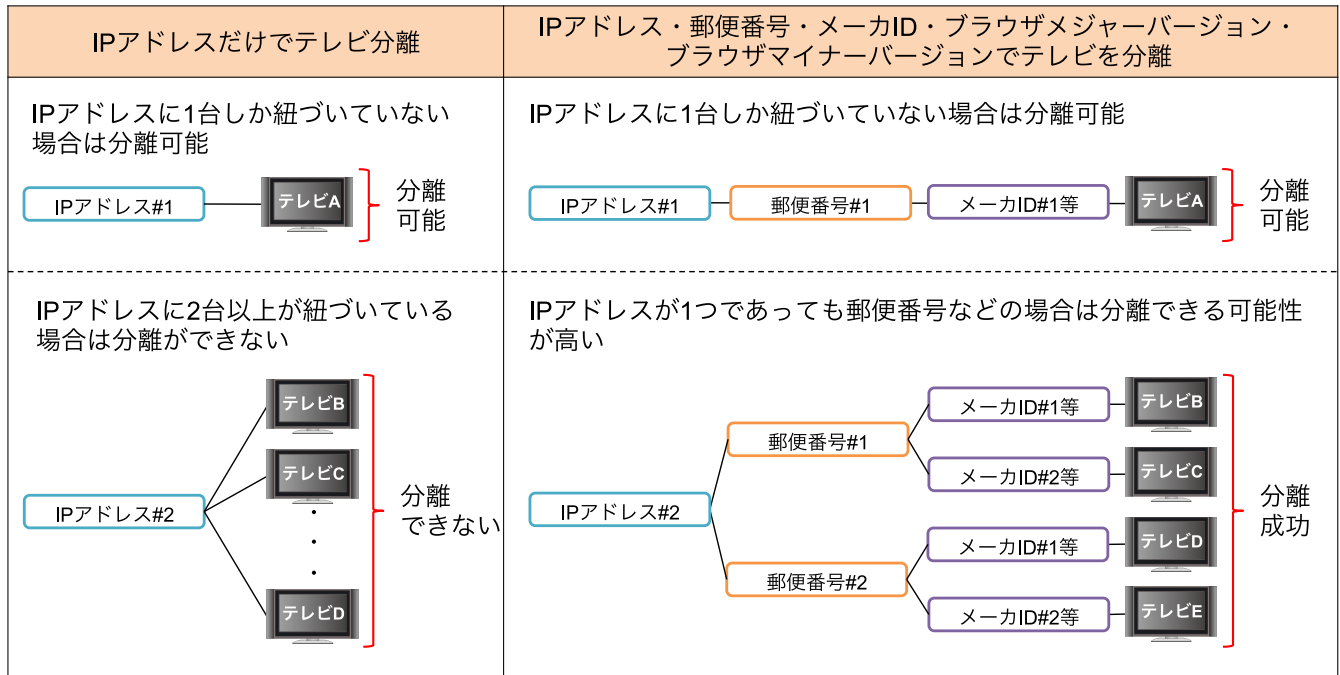


図 4 テレビ分離のイメージ
Fig. 4 Example of TV separation.

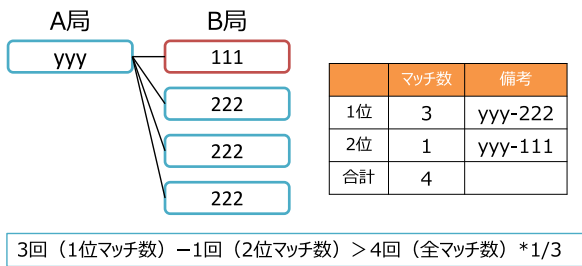


図 5 一意特定処理の適用例
Fig. 5 Example of application of unique identification process.

まう. このように複数台がマッチングしたデータをすべて捨ててしまうと使用するデータ期間を増やせば増やすほどマッチング数が減少することが想定される. そこで, 1台のテレビに複数台のテレビが紐づいているものに対して, 式 (1) に示す条件によるフィルタリングを行うことで, 明らかに不正確な紐づきが生じていると考えられるデータを除外し, マッチングデータが 1 対 1 となるように処理する (以降, 一意特定と呼称する). この条件式では, 2 局間のテレビ ID の組合せのマッチング数が最も多いものに対し, 次に多いマッチング数が半分未満となる場合を一意特定の閾値として設定している.

$$1 \text{ 位のマッチング数} - 2 \text{ 位のマッチング数} > \text{全マッチング数} \times \frac{1}{3} \quad (1)$$

具体的な適用イメージを図 5 に示す. 適用例では, A 局と B 局の間で A 局のテレビ 1 台に対して, B 局のテレビ ID が複数マッチングした場合を想定している. このとき, A 局と B 局での総マッチング数は 4 となり, 1 番マッ

グが多かった ID の組合せである「yyy と 222」のマッチング数は 3 となる. また, チャンネル遷移タイミングが一致することで誤マッチングした組合せが 1 回あったとする. この場合は条件式 (1) を満たしているため, 「yyy と 222」の組合せを一意特定とし, それ以外のマッチングデータを消去する. 松田ら [12] の研究において, 本条件で約 20~30% の一意特定に成功している.

なお, IP アドレスは時間と共に変化するが, 本方式では個社が独自で割り振っているテレビ ID をキーとして使い, さらに同一時間帯のチャンネル遷移タイミングでマッチングしているため, 同じテレビ ID に対して紐づく IP アドレスが途中で変更になったとしてもマッチング数への影響は少ないと想定される.

4.2.4 Step4: 全 2 局間における同一テレビ推定処理

最後に Step4 として, 2 局間で同一テレビ推定されたデータどうしを結合することで全 2 局間における同一テレビ推定処理を実施する. 先行研究 [12] で使用している非特定テレビ視聴履歴データは, 関西地方の放送局データを使用しており, 関西 2 府 4 県を放送エリアにしている民間放送事業者が 4 局となるため, 本論文でも 4 局での同一テレビ推定としている. Step4 の適用イメージを図 6 に示す. この例では, A 局と B 局, B 局と C 局, A 局と D 局で同一テレビと推定されたデータに基づいて 4 局すべての同一テレビ推定を行っている様子を示している. なお, 適用放送局が増えた場合には, 2 局間の組合せ増加にともない, ある特定の局に対する 2 局間同一テレビ推定の期待値が高まるため, 結果として NNTM アルゴリズムの性能向上が見込める.

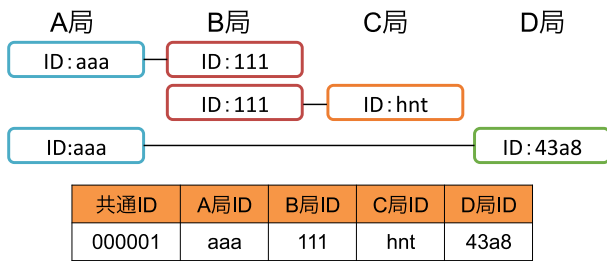


図 6 4局推定処理の適用例

Fig. 6 Example of application of process to estimate 4 stations.

4.3 本アルゴリズムの実践

本章の最後に、松田ら [12] によって在阪視聴データ連携技術実験で交換した 2021 年 10 月 4 日～2022 年 1 月 5 日までのすべての実データに対して、NNTM アルゴリズムを適用した結果を示す。94 日分のデータを突合することで、約 159 万台の 4 局特定、約 267 万台の 2 局以上のマッチングに成功した。特に 2 局以上の特定に成功した約 267 万台は、近畿 2 府 4 県の約 922 万世帯 (R2 国勢調査) と 2 人以上世帯の平均テレビ保有台数 2,076 台から推定される近畿に存在する約 1,915 万台の約 13.9% に該当する。次章以降で、本アルゴリズムの性能評価を実施する。

5. テレビ視聴行動シミュレータ

NNTM アルゴリズムの性能評価を実施するため、本章ではテレビ視聴行動を再現し視聴履歴データを合成するための「テレビ視聴行動シミュレータ」を設計・実装する。なお、本シミュレータは、著者らによって示されたコンセプト [13] を元として設計・実装した。

5.1 シミュレータの全体構成

著者らが提案したシミュレータ [13] のコンセプトに基づいて、本性能評価を実施するためのシミュレータを構築する。シミュレータの全体構成を図 7 に示す。エージェントモデルは、視聴者モデルとテレビ受像機モデルから構成される。視聴者モデルは、非特定視聴履歴データと国や地方自治体による住宅等の調査結果から設計し、テレビ受像機モデルは非特定視聴履歴データから設計する。シミュレータはエージェント生成後、視聴履歴データによって設計されている視聴状態の遷移確率に沿って視聴行動を生成する。次に各エージェントの視聴行動から、オブザーバモデルが視聴放送局の特性に応じた視聴履歴データを合成する。

5.1.1 視聴者モデルの設計

視聴者モデルを設計するにあたり、テレビ受信機の状態遷移確率と住宅等の調査結果を用いた。

■ 居住実態に基づく IP アドレスの割当

テレビ視聴履歴データは、インターネット結線されたテレビ受像機を対象にデータを収集している。一般的にテレビ受像機は家庭のインターネット回線を経由して結線され

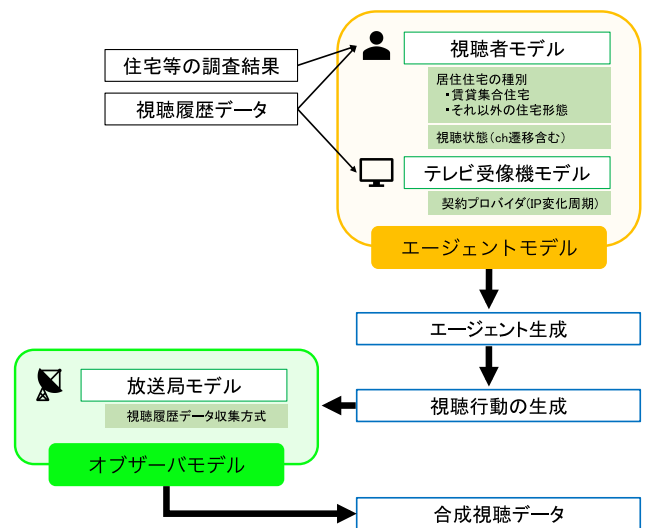


図 7 シミュレータ処理の流れ

Fig. 7 Simulator processing flow.

表 3 共同住宅別の IP アドレス共用数 (アンケート)

Table 3 Number of shared IP addresses by apartment building (online survey).

	個別契約	大家・住宅会社等による契約
共同住宅 (分譲)	700	300
共同住宅 (賃貸)	682	318

ており、テレビ視聴履歴データではグローバル IP アドレスを取得している。グローバル IP アドレスは、定期的に変更されていき、そして集合住宅では 1 つのグローバル IP アドレスを複数の住居で共用していることが多い。そこでエージェント生成時に、各エージェントが賃貸集合住宅に居住しているのか、もしくは戸建住宅や分譲集合住宅等に居住しているのか割り振る。また、共同住宅 (分譲) と共同住宅 (賃貸) でそれぞれどの程度の割合で IP アドレス共用しているのかを調査するため、Yahoo クラウドソーシング*3を用いて、分譲・賃貸住宅に居住している各 1,000 名を対象としたアンケート調査を実施した。調査結果を表 3 に示す。

次にエージェントを割り振るにあたり、総務省統計局による住宅・土地統計調査 [14] から共同住宅の割合、東京都都市整備局によるマンション実態調査 [15] から共同住宅における分譲と賃貸の割合を表 4、表 5 のとおり算出した。

表 4 の共同住宅を表 5 の割合で割り振り、さらに表 3 の結果を各共同住宅に適用することで簡易的に一戸建、長屋建、分譲共同住宅、賃貸共同住宅のうち、IP アドレス共用世帯の割合を表 6 のとおり算出した。その結果、分譲共同住宅と賃貸共同住宅の IP アドレス共用世帯合計である 13.5% は IP アドレスを共用している集合住宅と推計できるため、エージェント生成時はこの割合に準じて住居区分を割り振ることとする。

*3 <https://crowdsourcing.yahoo.co.jp/>

表 4 2018 年住宅の建て方別住宅数 (全国)

Table 4 Number of Houses by Construction Method, Japan, 2018.

	一戸建	長屋建	共同住宅	計
戸数 (万)	2,876	141	2,334	5,351
割合	53.8%	2.6%	43.6%	100%

表 5 2013 年マンション総数 (東京)

Table 5 Total number of condominiums in 2013 (Tokyo).

	分譲マンション	賃貸マンション	計
棟数	53,213	79,975	133,188
割合	40.0%	60.0%	100%

表 6 住宅種類別の割合

Table 6 Percentage by housing type.

	戸数 (万)	割合
一戸建	2,876	53.7%
長屋建	141	2.6%
分譲共同住宅 IP 非共用	652.4	12.2%
分譲共同住宅 IP 共用	279.6	5.2%
賃貸共同住宅 IP 非共用	956.2	17.9%
賃貸共同住宅 IP 共用	445.8	8.3%
合計	5351	100%

次に、集合住宅が IP アドレスをどの程度の戸数で共用しているのかを推計する。東京都都市整備局によるマンション実態調査 [15] から分譲と賃貸集合住宅それぞれの戸数分布が公表されており、図 8、図 9 のとおりとなっている。IP アドレスの共用も図 8、図 9 の分布に従って、ランダムに割り振りを実施した。ただし、4 戸未満の共同住宅はほとんど存在しないことを考慮し、1~20 戸では 5 戸以上を条件にしている。また、IP アドレスの共用も視聴履歴データから 100 戸を超えることが稀であることから、100 戸以上についてはすべて 100 戸として計算した。

■ テレビ受信機の状態遷移確率

在阪 4 局のテレビ視聴履歴データを分析することで各テレビ受信機が次の状態にどのような確率で遷移するのか分析を行った。本分析では、2022 年 11 月 7 日~2022 年 12 月 4 日までの 4 週間分のテレビ視聴履歴データから毎時 00 分~29 分と毎時 30 分~59 分までの 30 分単位に区切り、各 30 分から次の 30 分間にそれぞれのテレビ受信機がどの状態に遷移しているのか分析し、それを確率として算出した。その 4 週間分のデータを平日と土日それぞれ平均化した。また、その分析を 4 局のそれぞれにおいて実施した。

図 10 は、平日 18 時 30 分~59 分 (30 分間) に視聴していたテレビがその後 4 時間の間でどのように状態遷移し

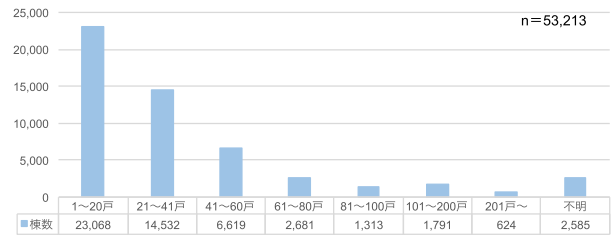


図 8 分譲集合住宅の戸数分布 (東京都) [15]

Fig. 8 Distribution of condominium units for sale (Tokyo).

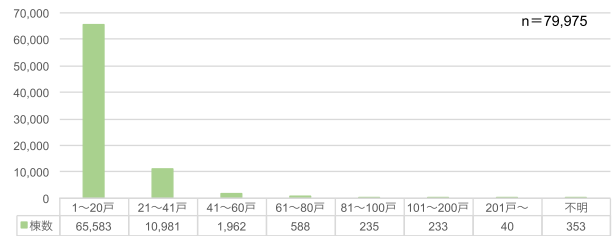


図 9 賃貸集合住宅の戸数分布 (東京都) [15]

Fig. 9 Distribution of rental housing units (Tokyo).

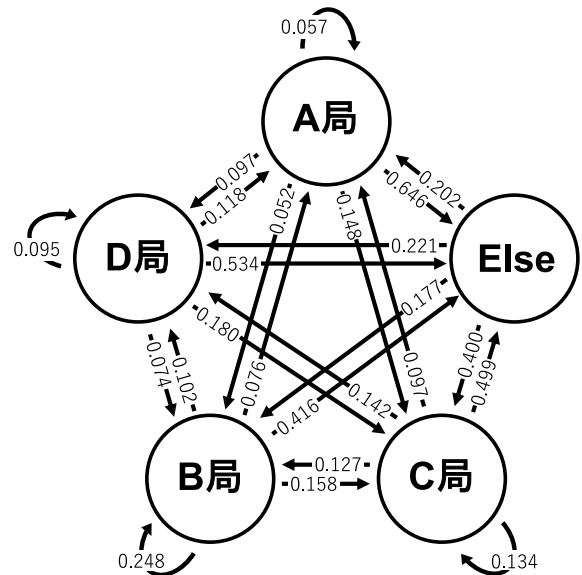


図 10 各放送局の状態遷移図 (平日 18 時 30 分~59 分平均)

Fig. 10 State transition diagram for each broadcast station (average of weekdays from 18:30 to 18:59).

たかの状態遷移図をそれぞれの状態を起点にして 1 つの図に示したものである*4。A 局からの状態遷移は、4 時間間に A 局を見続けている割合は 5.7% であり、4 局以外の視聴であったり電源 OFF 状態である Else へ遷移するテレビが 64.6% となっているということが分かる。各局からの遷移を比較すると、各局の状態遷移の傾向は類似しているが、差異が存在している。たとえば、B 局については視聴継続が多く、A 局と D 局は視聴継続が少ないことが分かる。シミュレータには、4 週間分のデータから平日と土日でそれぞれ平均化した 30 分単位の状態遷移確率を使う。

*4 Else は放送局からの離脱先・流入元を示す状態であるため、自己ループするデータは存在しない。

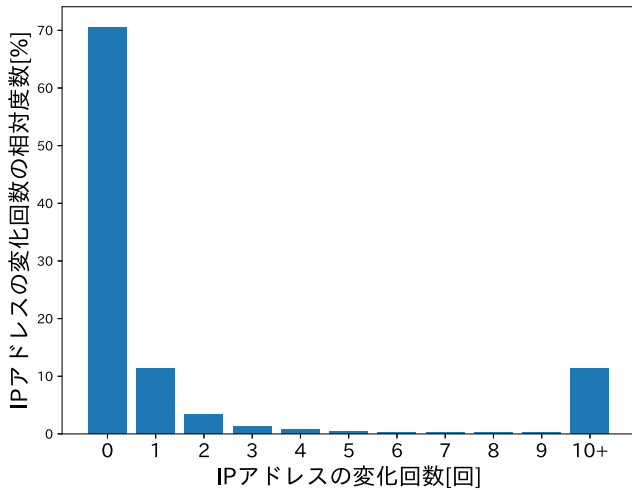


図 11 IP アドレス変化回数の相対度数分布

Fig. 11 Relative frequency distribution of IP address change frequency.

5.1.2 テレビ受信機モデルの設計

前述のとおり、グローバル IP アドレスは定期的に変更されていく。実際の視聴履歴データを分析した結果でも、同一テレビ受信機の IP アドレスは一定ではないことが分かっている。これは視聴者の契約しているプロバイダ等の諸条件により、様々な周期で変化している。

テレビ受信機モデルでは、IP アドレスの変化周期を実際のテレビ視聴履歴データから調査分析した結果を実装する。分析データは、在阪 4 局のテレビ視聴履歴データから 12,000 台を無作為抽出したものを利用し、調査期間は 4 週間とする。

まず、4 週間の IP アドレス変化回数の相対度数分布を図 11 に示す。全体の約 70%のテレビ受信機において IP アドレスは変わっていないことが分かる。

次に IP アドレスが変わらなかった端末と 10 回以上変化した端末を除いたグラフを図 12 に示す。また、図 12 には変化回数別の変化までの IP アドレス継続時間の平均値と中央値も示している。

テレビ受信機モデルでは、本分析によって得られた IP アドレス変化回数の分布に沿ってテレビエージェントを生成し、各 IP アドレス変化回数ごとの平均継続時間で IP アドレスを変化させていく。

このテレビ受信機特有の特徴を再現するテレビ受信機モデルを構築し、前述の視聴者モデルと組み合わせることでエージェントモデルを構築することで、エージェント生成を行うことが可能となる。

5.1.3 放送局モデルの設計

本項では生成された視聴者行動から精緻な視聴履歴データを合成するために、放送局モデルの検討を実施する。放送局が収集する視聴履歴データは、データ放送プログラムを利用して収集しており、ビーコン方式と From-To 方式に分類され、表 2 のようになっている。ビーコン方式では、

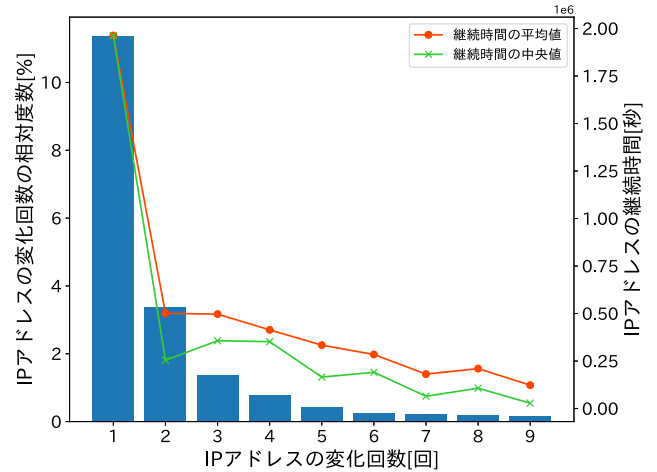


図 12 IP アドレス変化回数の相対度数分布と変化時間（1 回以上を抜粋）

Fig. 12 Relative frequency distribution of the number of IP address changes and the time of change (one or more times is selected).

実際の視聴行動とそこから生成される視聴履歴データが一致しない場合がある。ビーコン方式は、視聴開始からビーコン間隔までの秒間のうち、ランダムでビーコン送信が開始される。これは、番組開始タイミングでサーバへの負荷を減らすために行っているが、ビーコン送信が開始されるまでにチャンネル遷移が行われると視聴履歴データが生成されないことになる。このような放送局ごとの特徴を考慮したモデルを構築することで、精緻な視聴履歴データを合成する。

6. テレビ視聴行動シミュレータを用いた NNTM アルゴリズムの評価・考察

前章で設計・構築したテレビ視聴行動シミュレータから合成された視聴履歴データを用いて、本アルゴリズムの性能検証を実施する。

6.1 評価手法と結果

まず、テレビ視聴行動シミュレータを用いて 28 日分、つまり 4 週間の 250 万台分データを合成する。そして、その合成された視聴履歴データに対して、提案手法である NNTM アルゴリズムを適用し、4 局すべてのテレビ ID がマッチングした数を計上し、250 万台に対して特定できた割合を算出し、アルゴリズムを評価する。合成したデータは表 7 のとおりとなっている。

評価指標は、4 局すべてのテレビ ID 特定に成功した割合を再現率として用いる。具体的には、マッチング可能上限数である 250 万台に対して、本アルゴリズムで特定したマッチング数の割合を示している。まずは、28 日分、つまり 4 週間分のデータに対し NNTM アルゴリズムを適用し、再現率を調査する。また、図 3 の Step3 が ID 特定にどの

表 7 テレビ視聴行動シミュレータを用いて合成した阪4局の合成視聴履歴データの概要

Table 7 Overview of synthetic viewing history data for four stations in Osaka synthesized using a TV viewing behavior simulator.

放送局	行数
A局	153,382,209行
B局	185,946,694行
C局	277,956,299行
D局	186,268,032行

表 8 期間別のマッチング数と再現率

Table 8 Number of matches and recall rate by time period.

期間	Step2 のみの場合		Step3 (提案手法)	
	マッチング数*1	再現率	マッチング数	再現率
Day1	792,397	31.7%	798,506	31.9%
Day2	1,620,850	64.8%	1,643,101	65.7%
Day3	1,980,176	79.2%	2,029,090	81.2%
Day4	2,103,395	84.1%	2,187,874	87.5%
Day5	2,142,410	85.7%	2,264,447	90.6%
Day6	2,154,163	86.2%	2,309,515	92.4%
Day7	2,157,772	86.3%	2,338,442	93.5%
Day14	2,159,041	86.4%	2,396,111	93.5%
Day21	2,159,024	86.4%	2,406,955	96.3%
Day28	2,159,022	86.4%	2,412,918	96.5%

*1 Step2 を適用後に、1対1で紐づいているもののみを抽出した場合

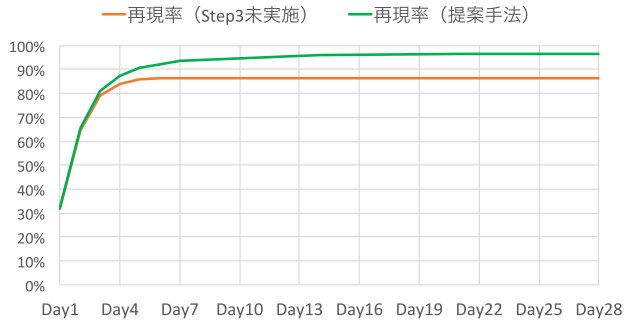


図 13 期間別の再現率 (Step 別)

Fig. 13 Recall rate by time period (by Step).

程度寄与しているのか把握するために、Step2 終了時点のデータのうち、1対1にIDが紐づいているデータのみを抽出して NNTM アルゴリズムを適用させ、再現率を調べる。その結果を表 8、図 13 に示す。

表 8 のとおり、再現率は 4 週間分データで Step2 まで実施した場合に 86.4%、Step3 まで実施した場合に 96.5% を達成しており、図 3 の Step3 が再現率向上に大きく寄与している。また、図 13 のグラフより再現率の伸び率が減少し、伸び率が一定に近づくためには 7 日程度のデータ突合が必要であることが分かる。

6.2 議論と考察

本方式で実施している図 3 の Step のうち、Step3 の効

果を計測するために Step3 を実施しなかった場合の影響を分析する。

Step3 を実施せずに、1対多に紐づいた状態で NNTM アルゴリズムを適用すると、組合せが非常に多くなるので、4 週間分のデータでは 4 局マッチング数は 19,360,441,222 台となり、適合率は 0.01%、再現率 100%となる。つまり、実際には正しい組合せではない多数のテレビ ID どうしがマッチすることとなるため、実用性がきわめて低いといえる。

そのため、1対多に紐づいた ID はすべて利用せず、1対1に紐づいた ID のみを利用する条件を設定することも考えられる (=Step2 のみの場合)。この場合、表 8 のとおり、4 週間分のデータでの 4 局マッチング数は、2,159,022 台となり、適合率 100%となるものの、再現率は 86.4%まで減少する。

これに対し、Step3 を適用することによって、Day28 における 4 局マッチング数の適合率 100%を維持しつつも、再現率 96.5% (Step2 のみと比較し 10.1 ポイント増加) を達成できることを確認した。このように本方式では、Step3 の処理を追加することでマッチング確度を維持した状態でのマッチング数の向上に成功している。

6.3 提案シミュレータの制限

提案シミュレータでは、エージェントの住居区分割当において、東京都が公開している住宅等に関する調査結果を利用しているため、都市圏を想定したシミュレータとなっている。都市圏以外の地域にも適用するためには、その地域の住宅区分データが必要となる。

また、シミュレータに実装する放送局数を 4 局としている。この放送局数は、シミュレータの入力データであるテレビ受信機の状態遷移確率データに依存する。局数が増える場合は、Else 状態への遷移確率が減少し、局数が減る場合には増加することが想定される。しかし、Else 状態への状態遷移確率が増減したとしても、残された放送局間での状態遷移確率は算出可能なため、シミュレータの構築には問題はない。

最後に、現在のシミュレータでは 1 世帯に付き、インターネットに結線されたテレビが 1 台という想定となっている。インターネット結線率の向上とともに 1 世帯での複数台結線も増加することが考えられるので、今後のシミュレータでは、複数台結線を導入することを検討する。

7. おわりに

本論文では、放送局が取得する非特定視聴履歴データに対する利活用ニーズと、利活用ニーズに応じていくための課題、その課題に対する従来アプローチとは異なる解決手法を提案した。また、提案手法を評価するためにテレビ視聴行動を再現するシミュレータを実装し、提案手法を評価

した。その結果として、提案手法が放送局間の非特定視聴履歴データを統合するために十分な性能を保持していることを確認できた。また、4週間分のデータで評価することで、最低限必要なデータ期間が7日間程度であることも示した。今後、本手法を用いて在阪放送局でデータ交換を行い、編成・営業利用を進めていきたい。

謝辞 NNTM アルゴリズムの検証・評価にあたって多大なご協力をいただきました株式会社毎日放送、朝日放送テレビ株式会社、関西テレビ放送株式会社の皆様に、この場を借りて深く感謝申し上げます。

参考文献

[1] 株式会社ビデオリサーチ:「コネクテッド TV (CTV) とは?」今さら聞けない! 基本の『キ』(2023), 入手先 (<https://www.video.co.jp/digestplus/market/2023/06/44927.html>).

[2] 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, デジタルプラクティス, Vol.7, No.4, pp.352-360 (2016).

[3] 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, 人工知能学会全国大会論文集, pp.1P203-1P203 (2018).

[4] 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 (ver2.3) (2024), 入手先 (https://www.sarc.or.jp/documents/www/NEWS/hogo/2024/optout_practice_ver2.3.pdf).

[5] 株式会社電通:2023 年日本の広告費 (2023), 入手先 (https://www.dentsu.co.jp/knowledge/ad_cost/2023/).

[6] 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」について (2021), 入手先 (<https://www.ytv.co.jp/privacy/experiments/index.html>).

[7] 松田裕貴, 榎原太一, 木俣雄太, 鳥羽聖海, 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), 日本データベース学会, pp.1-6 (2022).

[8] 吉村 啓, 水本旭洋, 榎原太一, 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, No.439, pp.43-48 (2022).

[9] Boda, K., Földes, A.M., Gulyás, G.G. and Imre, S.: User Tracking on the Web via Cross-Browser Fingerprinting, Proc. 16th Nordic Conference on Information Security Technology for Applications (NordSec'11), Springer Verlag (2012).

[10] 齋藤祐太, 細谷竜平, 齋藤孝道, 森 達哉: クロスアプリケーションフィンガープリンティング—同一端末上のアプリケーション間の紐付け, コンピュータセキュリティシンポジウム 2018 論文集, Vol.2, pp.1251-1258, 情報処理学会 (2018).

[11] 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」について (2021), 入手先 (<https://www.ytv.co.jp/privacy/experiments/index.html>).

[12] 松田裕貴, 榎原太一, 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, Vol.4, No.1, pp.34-44, 情報処理学会 (2023).

[13] 松田裕貴, 榎原太一, 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), 日本データベ-

ス学会 (2023).

[14] 総務省統計局:平成 30 年住宅・土地統計調査 (2019), 入手先 (https://www.stat.go.jp/data/jyutaku/2018/pdf/g_gaiyou.pdf).

[15] 東京都都市整備局:マンション実態調査結果 (2013), 入手先 (<https://www.mansion-tokyo.metro.tokyo.lg.jp/pdf/03jittai-chousa/03jittai-chousa-01.pdf>).



松田 裕貴

2011 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士前期課程修了。2021 年同博士後期課程入学, 2024 年修了。博士 (工学)。2019 年から読売テレビ放送株式会社コンテンツ戦略局。主に視聴履歴データを含むデータ分析業務

に従事。



榎原 太一

読売テレビ放送株式会社 DX 推進局。2020 年京都大学博士前期課程修了。同年より読売テレビ放送株式会社で、視聴履歴データを含むデータ分析業務に従事。



真弓 大輝

2023 年奈良先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科博士前期課程修了。同年より同大学院博士後期課程在学。ユビキタスコンピューティングに関する研究に従事。



松田 裕貴 (正会員)

岡山大学学術研究院環境生命自然科学学域講師。奈良先端科学技術大学院大学客員准教授。2019 年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了。博士 (工学)。ユビキタスコンピューティングに関する研究に

従事。



水本 旭洋 (正会員)

千葉工業大学情報科学部准教授。大阪大学大学院情報科学研究科招へい准教授。2014年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了。博士(工学)。サイバーフィジカルシステムに関する研究に従事。



安本 慶一 (正会員)

奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科教授。1991年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。1995年同大学大学院博士後期課程退学。博士(工学)。ユビキタスコンピューティングに関する研究に従事。