

# 多デバイス接触履歴からの視聴行動モデル化と知識更新

岡崎孝太郎<sup>†1</sup> 井上克巳<sup>†2</sup>  
長島英樹<sup>†3</sup> 小木 真<sup>†3</sup> 榎屋裕三<sup>†3</sup> 河辺昌之<sup>†3</sup>

テレビ放送の世帯視聴はスマートフォン経由の個人視聴へ劇的に移行し、一斉かつ受動的な視聴からの解放が進む。本論文は、SNSを介した視聴者の内生性や多デバイスからの外因的な情報接触が創発する視聴拡散パターンを捉える技術フレームワークを呈示する。媒体クラスを跨ぐシングルソースデータの視聴履歴から、潜在視聴行動の状態空間モデルと視聴関連変数間の論理規則を抽出する。人工知能技術がテレビビジネスの新しい展開へ貢献する野心的な取り組みである。

## Modeling of trans-device contents experience and Knowledge development for TV Audience detection

KOTARO OKAZAKI<sup>†1</sup> KATSUMI INOUE<sup>†2</sup>  
HIDEKI NAGASHIMA<sup>†3</sup> MAKOTO OGI<sup>†3</sup> YUZO ENOKIYA<sup>†3</sup> MASAYUKI KAWABE<sup>†3</sup>

### 1. はじめに

視聴率調査会社が公表する平均世帯視聴率は、1962年の調査開始以来今日まで、テレビ放送事業におけるカレンシーデータであり続けている。平均世帯視聴率は、視聴率調査会社が管理するモニター世帯に置かれた受像機が、テレビ番組の放映時間内にどれだけその番組を映し続けたかを測る。視聴者による視聴履歴を番組単位で累積した数値である。しかし今、平均世帯視聴率は広告媒体指標としての再現性を疑問視され始めている。今世紀に入り、情報通信技術の革新と普及が急激にテレビ視聴の有り方を変貌させているのがその主因である。インターネットに接続したスマートフォンの普及拡大、コンテンツストリーミング事業やソーシャルネットワークサービス(以下SNSと略す)事業の戦略的な展開などが、消費者の生活生理に影響を及ぼし、視聴態度の変化を促すと考えられている。それまで世帯財として各家庭に一台はあった受像機を、家族全員が共有していた状況は一変した。スマートフォン経由で見逃し配信を視聴できる今、テレビ放送は世帯視聴媒体から個人視聴媒体へ変わりつつある。スマートフォンはテレビ視聴のための受動的なデバイスではない。SNSなどの能動的

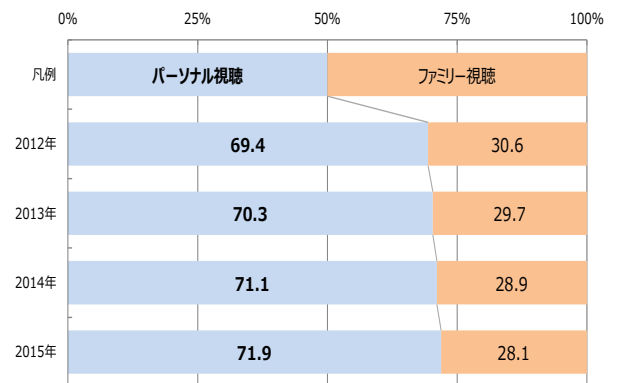


図1 6時~24時における個人視聴と世帯視聴の推移

な交信を促す機能を駆使する視聴者は、自らの視聴体験を瞬時に他者と共有できる。共有された視聴体験は、さらに視聴者の反応や創作を加えて改変され、二次的に流通して影響を拡大する。視聴デバイス同士の相互接続によって視聴者間の内生化が進むと、世帯毎の視聴の独立性を前提に成り立っていた客観的な性質は損なわれてしまう。コンテンツやそれに纏わるトピックを、随時複数の異なるデバイス経由で体験するテレビ視聴は言い換えれば、定時一斉視聴からの解放である。こうした流れにあってテレビ放送業界は、番組視聴や配信事業の成功へ向けた事業ノウハウの抜本的な見直しを迫られている。すでに取り組みは始まっており、本研究はその一環である。昨今の成功例と呼ばれる高視聴率番組では、ソーシャルネットワークや動画像共

<sup>†1</sup> 総合研究大学院大学 複合科学研究科 情報学専攻  
The Graduate University for Advanced studies  
株式会社 ソナー  
SONAR Inc.

<sup>†2</sup> 国立情報学研究所  
National Institute of Informatics  
東京工業大学  
Tokyo Institute of Technology

<sup>†3</sup> 株式会社ビデオリサーチ  
Video Research Ltd.

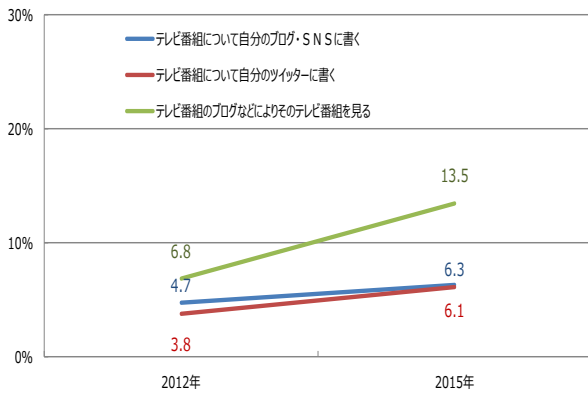


図 2 テレビ視聴と SNS の連携利用の推移

有プラットフォームを介した話題拡散が人気の起爆力に影響すると考えられているが、その現象を浮き彫りにした研究は殆どない。テレビ放送とインターネットメディア、受信デバイス間を跨いだこうした媒体視聴履歴の裏に潜む、潜在的な態度が可視化できないか。そうして視聴促進につながる外生要因の制御を可能にできないか。これが本研究の問いである。媒体やデバイスを跨いだ視聴行動の特徴をいかに抜き出すか、抽出した特徴の背後に存在する視聴態度モデルはどのようなものか、モデルを駆動させている作用や規則は何か、それらをいかに知識化できるか、得られた知識から、外生要因を捉えた未知の仮説を得られるか。本研究では、かくしてテレビ業界での実践的な技術フレームワークについて、分野の異なる人工知能技術を統合しながら取り組む。番組視聴と、スマートフォンやパソコン経由での関連情報接触といった、同一コンテンツに纏わる複合的な視聴履歴を捉えた独自の調査データに、自然言語処理、ニューラルネットワーク、自動推論分野の人工知能技術を適用する。従来捉えられなかった視聴態度を表す特徴量をクラスとする時系列データシーケンスから、状態空間モデルを推定し、これらを制御する制約や規則を知識として抽出する。実世界への適用を求められる情報処理技術にあって、放送産業という事業領域の性質を抽出することによって新たな開発技術課題が浮き彫りになる。世帯視聴からの解放がすすむ、デバイスフリー、ユビキタスな状況が進むなかで、SNS など外生的な媒体を含めてクロスメディアな状況下でのテレビ媒体の位置を改めて見極める。複合的な視聴体験やクロスメディアを前提とした、テレビ放送の意義を改めて見極め、マーケティングコミュニケーション技術の革新につなげたい。

## 2. 本研究に関連する知識

本研究の野心は、視聴者の特定コンテンツに関する関連行動履歴から時系列特徴量を抽出し、潜在する状態空間モデルを浮き彫りにすることである。特定コンテンツに対する視聴者の注目や関心が、爆発的な拡散につながるメカニ

ズムの仮説を呈示する。特定コンテンツに対する視聴者の拡散状況を予測できる推論モデルと背景知識の獲得と更新を目指す。以下、技術フレームワークを記述するにあたって必要となる、テレビ放送事業の専門的な概念や、適用する人工知能技術の背景について解説する。

### (1) 視聴率調査

日本の放送エリアは全 32 あり、視聴率調査はそれぞれの放送エリアごとに、全国 27 地区の調査エリアにおいて、調査対象世帯のテレビに測定機を設置し、機械式による調査を実施している。調査対象世帯は、統計学の理論に基づいて無作為に選ぶ、ランダムサンプリングの手法のひとつである系統抽出法で選ばれる。調査世帯数は、関東地区で 900 世帯、関西地区、名古屋地区で 600 世帯、それ以外の調査地区は 200 世帯である。病院、事務所、テレビ非所有世帯、マスコミ関係者のいる世帯などは除かれている。対象世帯は、関東地区・関西地区・名古屋地区では 2 年間、それ以外の地区は 3 年間で、すべての世帯が入れ替わるようにローテーションされる。

### (2) 世帯視聴率

世帯視聴率は、調査対象となる世帯全体の中で、何世帯がその放送局のチャンネルをつけていたかという割合をパーセント表示したものである。データの最小単位は 1 分ごとの毎分視聴率で、平均視聴率は、この毎分視聴率をもとに算出する。放送時間が 19:00-19:59 の番組 A の平均視聴率の算出方法は、19:00 から 19:59 までの 60 時点の毎分視聴率を合計し、放送分数の 60 で割ったものである。日本の放送エリアは全 32 あり、視聴率調査はそれぞれの放送エリアごとに、全国 27 地区の調査エリアにおいて、調査対象世帯のテレビに測定機を設置し、機械式による調査を実施している。

### (3) VR CUBIC

VR CUBIC は、ビデオリサーチがテレビとネットの接触を機械で測定しているシングルソースパネルである。インターネット利用者を母集団とした関東一都六県 15~69 歳男女 5,000 サンプルを対象に、同一サンプルからテレビ視聴と PC、スマートデバイスによるネット接触、アプリ利用をログベースで取得している為、デバイスを跨いだリーチや重複を把握することができる。特にテレビ視聴測定に関しては同社が視聴率調査で培った測定ノウハウを活用しているため精度が高く、別途同社が提供する広告統計データとの掛け合わせで CM 素材単位の接触状況まで把握することができる。また、ラジオ、新聞、雑誌等他メディアの接触頻度や利用時間、特定ブランドの商品関与、100 項目以上に亘る生活意識等のプロフィール項目も取得しているので実接触者の詳細なプロフィール分析が可能なデータとなっている。

今回実験に起用する行動履歴データは、視聴率調査会社が独自に開発運用しているモニター調査データだが、今後

こうしたシングルソースで多様なクラスを含むセンサーデータを大量に取り扱う事例が増えていくと考えられ、本研究はその試金石となる。

#### (4) 自己符号化器

自己符号化器[1]は、機械学習分野で入力情報の次元を縮減する、入力層、中間層、出力層の3層からなるニューラルネットワークである。入力層と出力層に同一データを与えて学習させるため、圧縮後に元のパターンへ復元できる表現能力を持つ。学習中の誤差逆伝播法が過剰適合しないような中間層の増設により、性能を劇的に向上させるアルゴリズムを、2006年にジェフリー・ヒントンらが提案した[2]。この種の技術は以降ディープラーニングと総称され、現在では、画像や音声、文字情報から特徴を抽出し識別する処理プロセスなどに幅広く活用されている。

#### (5) 隠れマルコフモデル

隠れマルコフモデル[3]は、背後に何らかの状態系列が存在して、表面の事象系列のみが観測される世界を表す有向巡回グラフ構造の確率モデルである。自然言語処理の意味解析や、生物情報学の遺伝子の制御規則、音声認識などの時系列パターンの検出に応用されている。確率変数  $x(t)$  は、時刻  $t$  における観測事象  $y(t)$  の確率分布である。矢印は、時刻  $t$  における潜在変数  $x(t)$  の条件付き確率で、潜在変数  $x(t-1)$  にも依存する。モデルのパラメータは、の二樹類。今回は観測された状態遷移列からモデルのパラメータである遷移確率と出力確率および出力確率を推定することで、潜在状態空間モデルを得る。

#### (6) 解釈遷移からの学習

解釈遷移からの学習[4]は、観測事象の時系列から、事象間の論理規則を割り出すアルゴリズムである。動的な状態空間内の時刻  $t$  における状態  $I$  を時刻  $t+1$  における状態  $J$  へ遷移させる演算  $Tp(I)$  について、空間内に検出される全ての  $Tp$  を同時に成立させる命題論理式へと帰納的に縮約していく。最終的には論理的に同値な、離散時間を引数とした一階述語論理の知識表現に変換される。特徴量の多次元配列の遷移から制御規則を知識表現として抽出できるため、自動運転やフィンテックなどの動的な大規模システムにおける意思決定プロセスへ適用できる人工知能技術として注目を集めている。

#### (7) ブーリアンネットワーク

ブーリアンネットワーク[5]は、各ノードの値が0か1のバイナリ表現をとり、エッジからノードへの入次規則とノード毎に割り当てられたブール関数によって、ネットワーク全体が同期的に遷移するグラフィカルな論理モデルである。古くは遺伝子ネットワーク制御の数理モデルとして研究されてきたが、システムバイオロジーにおいても昨今重要な研究対象である。ノードを命題変数と見做せば、ノードとエッジの組み合わせを論理包含性から命題論理式へ変換でき、状態空間はブールベクトルとして表現できる。ま

たこれらのグラフ表現によって非線形性、非対称性といった多様な論理モデルを生成できる。

こうしてテレビ放送という適用領域の特質から、映像、音声、文字等の観測値を一括したメタデータとして取り扱うため、本研究では、特徴抽出、モデル解析、知識抽出を一連のプロセスとして処理するに際し、上記のような異分野からの技術を統合しなければならず、そうした背景下での技術選択は過去に試行例がない。

### 3. 研究の方法

#### 3.1 対象番組

ソーシャルにつながった視聴者の内生性や外因的な情報接触、録画によるタイムシフト再生が、個人の視聴行動に対して動的にいかにかに作用するのか。オンエア視聴から SNS への接触まで、1週間単位での一連の行動パターンが存在すると仮定した時、これが12週間遷移しながらどのような時系列特徴を見せるのかを探っていく。2016年に放送されたテレビドラマの中で、このような新しい変数の影響を前提に製作され、放送が好評を博し、コンテンツの一部が社会現象にまでなった番組 N を今回の解析対象とする。図3は、番組 N の記録した各回視聴率の推移と、同じ時間帯に過去放送された他番組の平均値の推移との比較である。内容の質の高さの差を他としても、視聴率を急激に押し上げる現象のメカニズムを探るには最も適している。

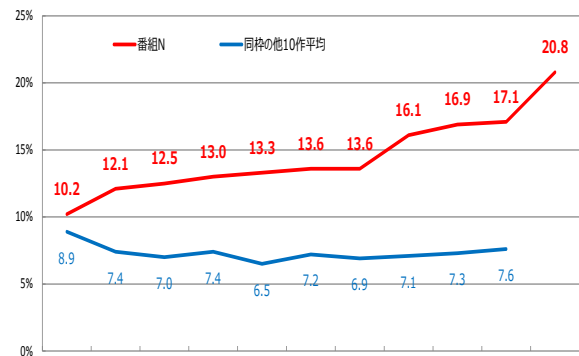


図3 番組 N の各回視聴率の時系列推移

#### 3.2 変数の定義とデータの取得

視聴者が放送時に番組を視聴したかどうかを目標変数とする。視聴者の内生性やその他の外因を示唆し、仮説の構築に寄与すると思われる観測可能な変数を定義する。表1に今回観測した変数を列挙する。目標変数すなわち視聴者の内生性や外因的な情報接触の結果としての視聴態度の変容は、その回の視聴有無と次回の視聴有無との差分比較から4象限のクラスを設定した。調査サンプルは、VR CUBICで番組 N の放送期間に行動履歴を取得できた3,256名のモニターである。期間を通じた彼らが行動履歴のうち、定義した変数に関して有無を判別し記録したデータを解析する。

x00	オンエア視聴差分	無視
x01	オンエア視聴差分	流入
x10	オンエア視聴差分	離脱
x11	オンエア視聴差分	継続
n02	前番組 (マツコの知らない世界) からの視聴	
n03	本編のダイジェスト・再放送を視聴	
n04	タイムシフト視聴	
n05	見逃し配信	
n06	予告やダイジェスト動画を見た	
n07	出演者が踊る「恋ダンス」動画接触	
n08	出演者以外の有名人・一般視聴者が踊る「恋ダンス」動画	
n09	番組TVCMへの接触	
n10	情報番組などでの紹介・ゲスト出演の視聴	
n11	Yahoo! ニュースなどのニュースサイト、まとめサイトなど	
n12	TBS公式ホームページへのインプレッション	
n13	Twitterでの行動 関連キーワードのポスト、ハッシュタグのRT等	
n14	Facebookでの行動 フィードでの投稿、関連ニュースや動画のシェア等	

表 1 今回設定した観測変数の内容

### 3.3 前処理

#### (1) 離散化

視聴に関連すると思われる複数の変数がどのように同期、または作用しているかについて被験者個人の一貫した行動履歴として情報を得られるのが、シングルソースデータの利点である。変数に割り当てられるインスタンスの時系列に対して離散化を定義する。番組  $N$  の各回放送開始時刻から遡る前週の同時刻から、当回放送開始 1 分前までの一週間を 1 期とする。これを初回前週分から最終回放送終了後一週間まで捕捉して、合計 12 期の時系列データとする。各期  $t$  において視聴者個々人の、番組  $N$  のその回の放送以降一週間に渡る番組に関連した様々な外因的な情報への接触の有無を記録する。履歴の有無を真偽値として各変数へブール値が割り当てられる。したがって個人の行動履歴は、変数の合計 17 を次元数とするブールベクトルを 12 時系列分まとめたデータである。発現可能なベクトルの全パターンは、2 の 17 乗 131,072 通りである。この各パターンを 17 桁の 2 進数と捉えて 10 進数へ変換する。この 10 進数をパターンの識別初期 ID として割り当てる。視聴者が期間  $t$  に採り得る変数を跨いだ行動パターンは、0 から 131,071 までの数値シンボルへと圧縮して表現される。

#### (2) 目標特徴のフラグ化と解析サンプル

全サンプル 3,256 名の行動履歴 12 期分ののべセル数は 39,072 である。ここに 131,072 種類の行動パターンが視聴態度を反映した形で分布していると考えられる。全セル内の識別初期 ID からヒストグラムを生成する。最頻度数を示すパターンから降順に、上位で行動パターンまでで全体をほぼ説明できるパターンの種類数を定める。同パターンのみで状態を表現できるサンプル集合へ絞り込む。番組  $N$  の放映期間中、 $t$  期の 1 週間に全視聴者がとった複合的な関連行動パターンの時系列発現  $t=1\sim 12$  を、抽出すべき目標特徴量とする。潜在ディリクレ配分法(LDA:トピックモデル) [6]を使って全行動パターンに潜在する意味をトピック

クとして割り出し、最も今回の仮説を説明できるトピック確率が高い順に行動パターンをならべ直す。トピック特性を両極とした特徴評価軸にそって行動パターンを評価し、改めて識別 ID を割り当てる。

#### (3) サンプルデータの画像化

1 期間内で発現する複数種類の行動パターンに対して、識別 ID の昇順に沿って複数諧調のグレースケールを当てはめる。行動特性が一方の極に寄れば白、他方に寄れば黒で表現される。サンプル個人の行動履歴は、グリッド数 12 のグレースケール画像シーケンスに置き換えられている。これを  $3\times 4$  の画像データとしてニューラルネットワークへの入力情報とする。

### 3.4 時系列特徴

期内行動パターンを複数種類に集約した、全 2,522 名分の 12 期を通じた行動履歴データを、2,522 枚の  $3\times 4$  グレースケール画像として自己符号化器に入力し、学習させる。学習完了後、隠れ層の全ノードに固有に発現する結合重みの複数種類の配列の集合をクラスタリングし、同一クラスターに属するノードが活性する元画像集合をそのクラスターに紐づける。各クラスター内の元画像集合が、得られた時系列特徴の可視化に相当する。クラスター数、自己符号化器の隠れ層の設定、学習エポック数等、パラメータの調整により成果の改善を図る。

### 3.5 状態空間モデル

クラスター内に紐づいている各サンプル毎の、12 期分の特徴識別 ID がシンボルとして割り振られたデータを、観測値が行動パターンの種類数分の状態数をもつ、12 期間に渡る隠れマルコフモデルの観測系列と見做す。潜在変数を仮設定して、クラスターが示す時系列特徴の個別に、潜在する状態空間モデルを推定する。クラスターの示す時系列特徴は、潜在変数の数と初期確率、変数間の遷移確率、観測状態の放出確率から、その発現メカニズムについて仮説を構築できる潜在変数状態の数を定める。

### 3.6 背景知識

時系列特徴を示すクラスター内毎に、紐づいているサンプルの行動履歴を、元の 12 期間に渡る、変数 17 次元の時系列ブールベクトルとして取得する。これを観測状態の入力として解釈遷移からの学習を行う。学習はクラスター内の全サンプルデータの時系列遷移から、クラスター毎に固有の論理規則集合を割り出すまで続けられる。得られた集合は、17 変数間のブーリアンネットワークを形成する。クラスターの時系列特徴を発現させる、17 の各変数同士の全体の因果関係がグラフィカルに明示される。このブーリアンネットワーク内のノード単位でみた入次の様相が、命題論理の整式、また一階述語論理の差分方程式型のファクトやルールへと変換される。これらの整式は、帰納論理プログラミング[7]や解集合プログラミング[8]などの高度な自動推論ソルバーにおいて、背景知識として適用できる。

#### 4. 解析結果

全サンプル 3,256 名の行動履歴 12 期分ののべセル数 39,072 に対して分布している行動パターンへのヒストグラムが図 4 である。縦軸は対数尺度の度数を表す。突出した最大度数の行動パターンは、「期中に一切番組 N 関連の情報と関わっていない」を表す視聴者以外のサンプルである。このパターンを除外した 18,694 セル内に分布した「番組 N に何らか関わった行動パターン」の首位から 53 位までの行動パターンを発現したサンプルを解析対象として絞り込

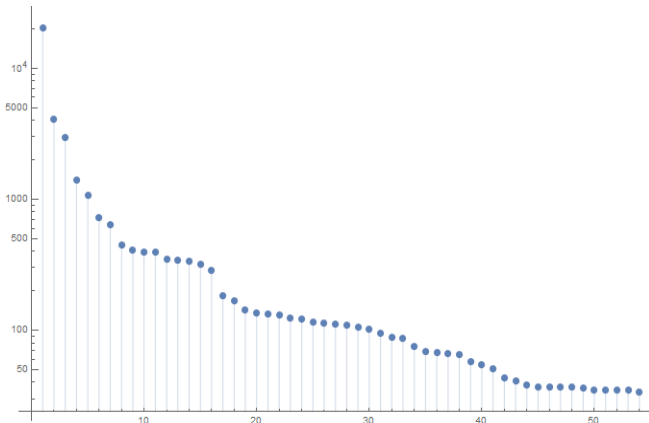


図 4 期内視聴パターンへの発現ヒストグラム

み、合計 2,522 名分のサンプルデータを解析対象とした。「番組 N に何らか関わった行動パターン」を採った視聴者行全体の約 92% について説明できる計算となる。

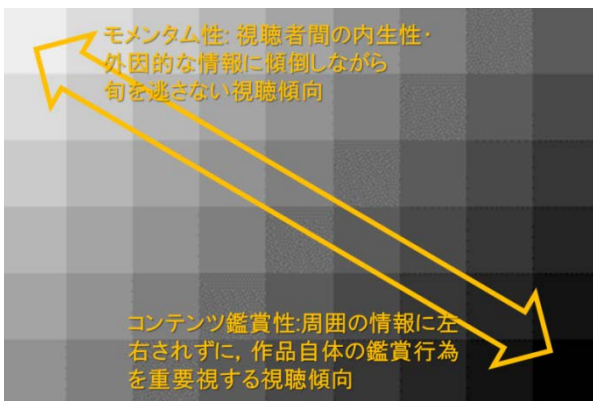


図 5 期内行動パターンの特徴評価軸と諧調の割り当て

潜在ディリクレ配分法(LDA:トピックモデル)により抽出した、全行動パターンに潜在するトピックの中で、最も今回の課題に貢献するトピックを両極に評価軸を設定した。図 5 は抽出された軸の説明である。まずモメンタム性すなわち番組 N を取り巻く時勢や旬が、行動に影響しているか、すなわち放送のオンエア時視聴に価値をおくかどうか。オンエアでの視聴かタイムシフト視聴や見逃し配信、再放送への態度がフラグとなる。一方で期内の様々な番組宣伝、

web 動画やソーシャルメディアへの接触の程度は、対極をも説明している。すなわち番組鑑賞性すなわちオンエア番組内容自体にのみ視聴意義を見出し、番組から派生した副次的なコンテンツや情報までは追いかけない態度が二つ目のフラグとなる。グレースケール諧調では、モメンタム性に寄れば白、コンテンツ鑑賞性によれば黒として可視化される。

予告週	初回週	第二回週	第三回週
第四回週	第五回週	第六回週	第七回週
第八回週	第九回週	第十回週	最終回週

図 6-1 時系列特徴諧調表現と放送回の対照

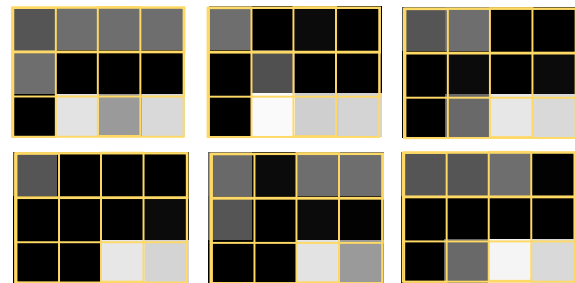


図 6-2 クラスタ No.2 に帰属するサンプルのパターン例

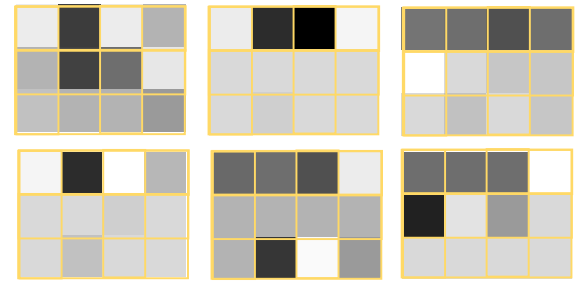


図 6-3 クラスタ No.24 に帰属するサンプルのパターン例

学習された自己符号化器の隠れ層に発現する時系列特徴を、ア priori に 32 クラスタで表現した結果のうち、モメンタム性とコンテンツ鑑賞性という二つの特徴が時系列の中で興味深く現れているクラスタ二つに、紐づいているサンプルの視聴パターン例を図 6 に示す。図 6-1 から、左上のグリッドが予告週、順次右下のグリッドへ向かって、放送回が進むにつれて視聴者の行動パターンが遷移の様子が捉えられている。図 5 に対照しながら解釈すると、クラスタ No.2 は、放送回序盤では関心外であったものの、中盤から次第にタイムシフト視聴などによって視聴習慣が定着し、終盤には話題性の盛り上がりもあって様々な関連情報に接しながらオンエア時の視聴へと変化していく行動パターンを示している。クラスタ No.24 では、番組予告時点

から期待感があり、初回や序盤はタイムシフトで視聴しながら最後まで全体としてモメンタムに乗って楽しみながら視聴している行動パターンを示している。その他のクラスターを解析してみると、視聴率の劇的な上昇は異なる行動パターンをとっている視聴者群の堆積によって生起しているのではないかという仮説が生まれる。また局所的には、新たに視聴を開始した直後の放送回については録画視聴に切り替えられる傾向が散見された。

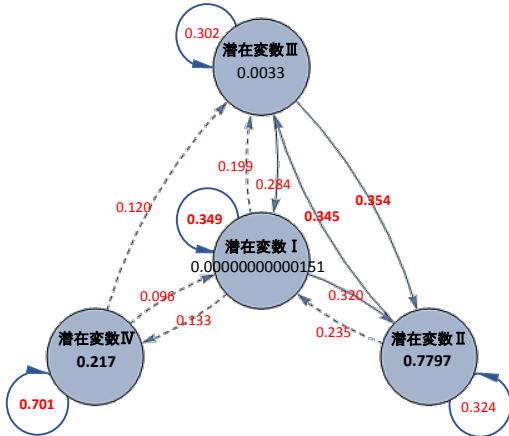


図 7-1 クラスタ No.2 の隠れマルコフモデル

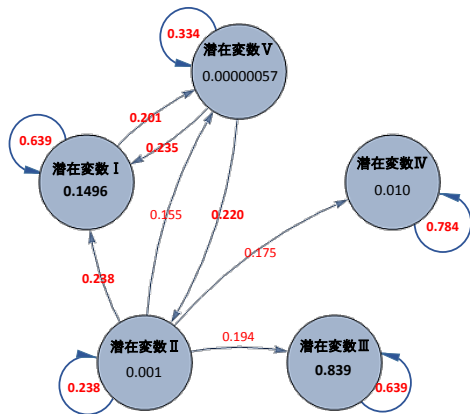


図 7-2 クラスタ No.24 の隠れマルコフモデル

前述した二つの時系列特徴クラスターについて、そこに紐づくサンプルの行動パターンから計算した二つの隠れマルコフモデルを図 7-1 と図 7-2 に示す。ノードは潜在変数を示している。No.2 で 4 状態、No.24 で 5 状態として表現している。初期確率および状態間の遷移確率は図の通り。No.2 では、潜在状態 II から次第に III に遷移する動きと IV が維持される様相が示されている。放出確率の高いパターンを照合すると、話題や宣伝に敏感に反応する状態からモメンタムにさらに乗りつつ、視聴習慣は安定しく望ましい性質が見られる。No.24 では、状態 I や III のタイムシフト絡みからの流入に宣伝や PR への高い反応が見られそれが習慣化する動きが顕著である。外因性情報から飛び込む IV も比率は少ないが手堅く安定する。図 6 での時系列特徴は、こうした潜在視聴態度の確率的な遷移から発現すると考える。

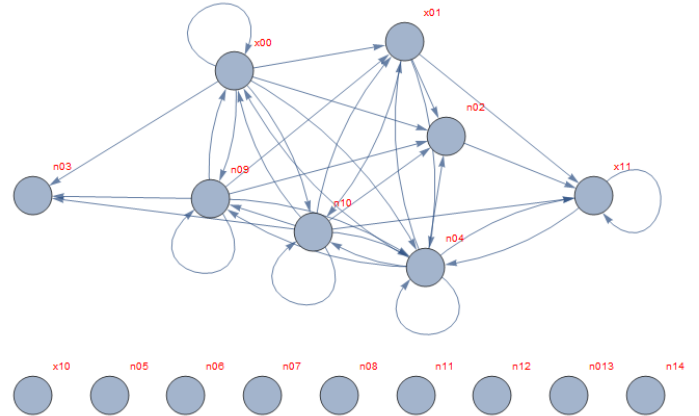


図 8-1 クラスタ No.2 から学習した論理ネットワーク

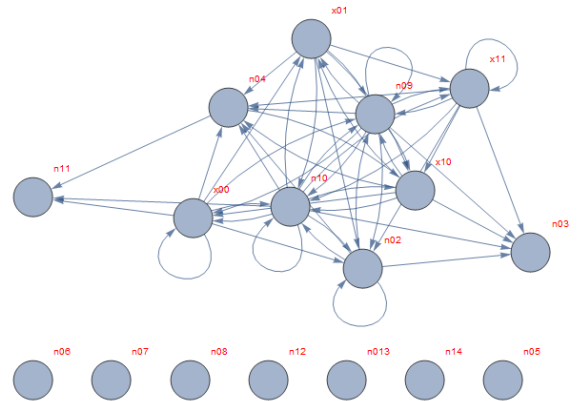


図 8-2 クラスタ No.24 から学習した論理ネットワーク

次に、この二つの時系列特徴から得られる論理規則を図示したものが図 8-1 と図 8-2 である。解釈遷移からの学習過程で生成される論理式のアトムのうち否定を除外してグラフ化し、変数同士の積極的な作用性について浮き彫りにする。各変数同士のつながりは複数の入次からなる非線形な様相を見せている。例えばノード x01 は表 1 より、オンエア視聴でその週は見なかったが、その次の回は放送時に視聴した=視聴流入の態度変容を示す変数であるが、クラスターの差なく、視聴変容を示す四つの象限 x00, x01, x10, x11 のの中では、唯一自己ループによる定常性を持たない非常に過渡的な状態であることを示している。また x01 は x00 から生起し、x11 や n02 へと視聴態度を導く。解釈すると、一旦視聴流入が起きると前番組からの流れとしての準備行動や安定した視聴習慣に繋がるという内容を示唆している。クラスター間の差としては、クラスター No.24 での x01 は n04 からの作用を受けない。No.24 の行動パターンはモメンタム性に基づいているため、視聴流入後に見逃さないようにタイムシフト視聴へ進むことはあっても、タイムシフト視聴者がこのクラスターのパターンへ変化することはないという意味になる。かくして変数同士の論理規則がブーリアンネットワークで表されることにより、さらに規則の非対称性、k 次マルコフ過程=遅延効果などの研究も視野が開ける。

番組視聴における時系列特徴を、画像化、隠れマルコフモデル、ブーリアンネットワークの三方向から同時に捉えることで、発現している特徴を駆動させる状態空間モデルと、これを制御している変数間の論理規則を組み合わせて検討することができる。外因的な世の中の話題性の盛り上がりペース、全放送回の何回目にヤマ場があったのか、特別番組でのPRなど放送局の編成努力、さらにそもそもの視聴者の生活スタイルなどが組み合わせられ、潜在変数としての視聴態度が生まれる。この潜在状態は放送回が進むにつれて、特徴的な遷移を起こす。全クラスターの潜在状態遷移と背景知識を照合すれば、さらに興味深い知見も得られると思われる。

## 5. 検討と課題

補遺として、隠れマルコフによる状態空間モデルは、マルコフ性を前提としているため、前週以前の影響を受けていない前提の解析である。昨今のドラマ内容は途中回からの視聴流入を促すため、各回毎にまとめや独立した内容になっている傾向であり、局側のマーケティング施策が各回の視聴率結果の動きに応じて施策をとるため、マルコフ性はこの領域では適していると思われる。隠れマルコフモデルの推定において情報量基準のみならず、隠れ状態数を妥当に決定する方法、自己符号化器の隠れ状態に現れる特徴量のクラスター数などの最適化は今後の課題である。今回抽出できる時系列特徴は12回通したパターンに限られている。ドラマの視聴特徴はそのコンテンツの特性上、継続すればするほど強化され、クール前半での見逃しは視聴離脱につながりやすい。そのため、時系列の視聴特徴からこうした特性を排除して検討したほうがよい。時系列特徴の抽出としては、12期間通しての特徴のみならず、期間数が異なる何らかのパターン抽出も課題となるため、LSTMなどの再帰型ニューラルネットワークを活用する方向性も考えられる。本研究で記号的推論と特徴抽出を統合した実世界へ適用する技術フレームワークについて一例を示せたとと思う。テレビ放送における新しい視聴態度の抽出と、媒体クラスを跨ぐ時系列の視聴特徴の抽出も実現した。モデル化によってシミュレーション、予測を可能になり、知識の抜き出しによって、その背後の状態空間と背景知識との関連付けから仮説構築へ、より高度な推論の可能性への道筋もついたと考える。特定コンテンツに関連した異なる媒体施策の実施シーケンスを示すトリップデータがあればさらに精緻な仮説がたてられ、プランニング精度の向上につながるだろう。

## 6. 今後へ向けて

学術上の実験データには教師ありであるため、検証を通じて研究の精度や正誤を見極められるが、実世界の履歴データは外因性や剰余変数が多く、再現性に乏しい観測値で

あり、そこからいかにして普遍的な学術的知見を抽出できるかについては、大いに議論を待つ処である。しかし素性の定義や観測の質に関する水準、センサーの検出範囲や指向性についての課題は、こうした情報学的アプローチを経て初めて浮かび上がる。いかにして剰余変数や交絡要因をモデルに取り込み続けるのかは知識発見研究の実世界適用にとって、常に肝要なテーマであり、実験的な厳密性には乏しくとも、実世界の現場課題の解決に貢献する可能性の高い研究については積極的に進めるべきと考える。今後も観測技術の向上と解析技術との両輪をバランスよく進め、計算社会科学の前進に役立っていきたい。

**謝辞** サンプルデータの準備、その他解析作業にご協力頂いた皆様に、謹んで感謝の意を表する。

## 参考文献

- 1) Hinton, Geoffrey E., and Ruslan R. Salakhutdinov. "Reducing the dimensionality of data with neural networks." *science* 313.5786 (2006): 504-507.
- 2) Bengio, Yoshua, et al. "Greedy layer-wise training of deep networks." *Advances in neural information processing systems* 19 (2007): 153.
- 3) Baum, Leonard E., and Ted Petrie. "Statistical inference for probabilistic functions of finite state Markov chains." *The annals of mathematical statistics* 37.6 (1966): 1554-1563.
- 4) Inoue, Katsumi, Tony Ribeiro, and Chiaki Sakama. "Learning from interpretation transition." *Machine Learning* 94.1 (2014): 51-79.
- 5) Kauffman, Stuart. "Homeostasis and differentiation in random genetic control networks." *Nature* 224 (1969): 177-178.
- 6) Blei, David M., Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. "Latent dirichlet allocation." *Journal of machine Learning research* 3.Jan (2003): 993-1022.
- 7) 古川康一, 尾崎知伸, and 植野研. "帰納論理プログラミング." 共立 出版 6 (2001).
- 8) 井上克巳, and 坂間千秋. "論理プログラミングから解集合プログラミングへ." *コンピュータ ソフトウェア* 25.3 (2008): 3\_20-3\_32.