

潜在表現モデルに基づくテレビ番組の魅力度要因分析モデル

Causal Analysis Model of TV Show Attractiveness using Latent Representation Models

西村祐樹* 金澤真平 楊添翔 後藤正幸
Yuki Nishimura Shimpei Kanazawa Tianxiang Yang Masayuki Goto

早稲田大学理工学術院
Faculty of Science and Engineering, Waseda University

Over the past 20 years, TV show viewing rates have been declining due to the increase in the types of media and entertainment. Due to this phenomenon, TV broadcasting companies have higher demands to create more attractive TV shows in order to increase TV show viewing rates. To support TV broadcasting companies create more attractive shows, modeling the relationship between TV show viewing rates, celebrities, and content can be strongly effective. In this paper, we model this complex relationship through the utilization of a neural network and latent representation models such as a stacked autoencoder and latent Dirichlet allocation. We demonstrate that measures to increase TV show viewing rates could be devised by conducting experiments with this model.

1. はじめに

近年、テレビ業界において、情報収集や娯楽のためにテレビ番組を選択する人が相対的に減少する“テレビ離れ”が問題視されている。テレビ離れによる視聴率の低下は各放送局の収入の減少に繋がるため、各放送局では、視聴者にとって魅力的な番組を制作し、テレビ視聴を促進することが極めて重要となっている。これに伴い、各放送局は魅力的な番組制作を考える必要がある。一般には、テレビ番組の魅力度は、その視聴率によって測ることができる。しかし、各局が視聴率の向上を目指して魅力的な番組を作る努力をしている中で、対象となる番組の内容だけでなく、裏番組のラインナップやそれぞれの出演者など、様々な要因が視聴率に影響を与えると考えられる。そこで、魅力的なテレビ番組を制作するために、出演者、番組内容、裏番組（対象番組と同日同時刻に放送されている番組）といった要因が視聴率に与えるインパクトを評価できるモデルがあると大変有用である。そして、このモデルを有効活用し、様々な魅力度要因の影響を分析することで、新たな番組制作に役立てることが期待できる。

そこで本研究では、インターネット上で取得可能な各番組の「出演者情報」と「番組情報」のテキストデータ、並びに同時刻における全番組の「視聴率」データを用い、これらの関係性を表現する分析モデルを提案する。その際、これらの要因間の非線形な関係性をモデルに取り込みつつ、過学習を防ぐため、高次元の「出演者情報」は積層自己符号化器 (Stacked Autoencoder, 以下, SAE) [Hinton 06] を適用した次元圧縮を、テキストデータである「番組情報」は単語ベクトル化の後に潜在的ディリクレ配分法 (Latent Dirichlet Allocation, 以下, LDA) [Blei 03] を適用して低次元トピックベクトル化を行う。そして、全局の番組に対するこれらの情報を入力、視聴率を基準化した視聴割合を出力として順伝播型ニューラルネットワーク (Feed-Forward Neural Network, 以下, FNN) [Rumelhart 86] モデルを学習させ、テレビ番組の魅力度要因分析モデルを構築する。

本研究では、実データを用いてモデルを構築し、提案モデルの予測性能について正当性を検証する。また、得られた FNN モデルを用い、「出演者情報」、「番組情報」を様々な変化させた

場合のインパクトを評価することで、より適切な出演者や番組内容の決定といった、魅力度向上のための施策考案が可能であることを示す。

2. 提案モデル

本研究では、非線形な関係性を表現できる FNN をベースとして、テレビ番組の魅力度と番組構成要素・裏番組などの影響要因間の複雑な関係性をモデル化する。そして、得られたモデルを用いて、魅力度を向上させる施策を検討する。

(1) 対象データ

提案モデルでは、各番組の出演者情報、番組情報、視聴率情報を扱う。まず、各番組の出演者情報は、出演者の出演の有無を 1,0 のダミー変数で表しているベクトルである。また、番組情報は、インターネット上に公開されているテレビ番組内容を記述したテキストデータである。これらの番組情報は、形態素解析によって得られた単語を用いて、出現頻度でベクトル化した単語頻度ベクトルに変換して用いる。さらに、各番組の視聴率情報は、各番組の 1 分ごとの視聴率からなるデータである。

(2) 目的変数

テレビ番組の魅力度を表す指標として、一般的な視聴率が広く受け入れられやすいと考えられる。しかし、各番組の視聴率は、裏番組に多大な影響を受けるため、各番組の視聴率をその番組の特徴量のみから予測するモデルの構築は困難である。そこで、同日同時刻に放送されている全番組の特徴量からこれらの番組の視聴率を同時に予測することで、裏番組を考慮したモデルの構築を行う。さらに本研究では、曜日や時間帯などの、全番組に共通する要因の影響を除去するため、同日同時刻の各番組の視聴率をこれらの番組の視聴率の和で除した“視聴割合”を目的変数として用いる。これにより、各番組の固有な構成要素が与える魅力度への影響に着目することができる。すなわち、各番組の視聴割合を魅力度と定義し、同日同時刻に放送されている番組の視聴割合を連結させたベクトルを FNN の目的変数として用いる。

(3) 説明変数

本研究では、出演者情報と番組情報が各番組固有のテレビ番組の魅力度に影響する要因であると考えられる。しかし、出演者情報や単語頻度ベクトルは高次元でスパースなデータである。故に、そのまま FNN の入力とする、過学習によりモデル化が上手く行えない可能性がある。この点を考慮し、本研究では

これらのデータに対し、予め次元圧縮を行うことを考える。

出演者情報に対しては、非線形次元圧縮手法を適用する。代表的な手法としてカーネル主成分分析があるが、カーネル主成分分析ではグラム行列の固有値計算を行うため、計算コストがかかってしまう。そこで、本研究では出演者情報に対し、非線形データの効率的な圧縮が可能な SAE を適用し、 N_C 次元の圧縮表現（以下、出演者ベクトル）を獲得する。イメージを図 1 に示す。

一方、単語頻度ベクトルに対しても SAE を適用することが考えられる。しかし、テキストデータに対しては、単語の生起が確率的な揺らぎを持っていると仮定する統計モデルの方が当てはまりが良いことが様々な研究 [Lieberman 91] より明らかになっている。そこで、本研究では単語頻度ベクトルに対し、統計モデルとして広く用いられる LDA を適用し、 N_T 次元の圧縮表現（以下、トピックベクトル）を獲得する。LDA による次元圧縮のイメージを図 2 に示す。

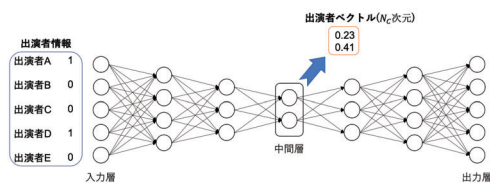


図 1: SAE による圧縮表現獲得のイメージ

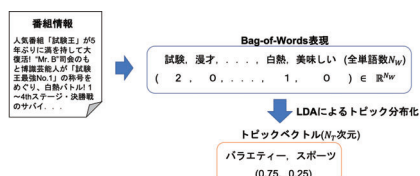


図 2: LDA による圧縮表現獲得のイメージ

(4) FNN モデルの構築

前述の説明変数と目的変数を用いて FNN の学習を行う。ただし、出演者ベクトルとトピックベクトルは、FNN の学習でどちらかの影響要因だけが重視されないよう、同じ次元数 ($N_C = N_T$) に圧縮する。そして、各番組に関する出演者ベクトルとトピックベクトルを連結した ($N_C + N_T$) 次元のベクトルを各番組固有の特徴を表す番組表現ベクトルと定義する。さらに、同日同時刻に放送された各番組の番組表現ベクトルを連結させた ($N_C + N_T$) × (放送局数) 次元のベクトルを FNN の説明変数として用いる。これにより、裏番組を考慮した魅力度要因分析モデルを実現する。

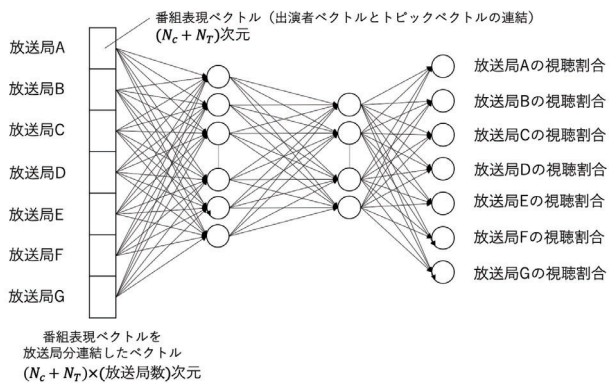


図 3: FNN モデルの構成

(5) 魅力度要因分析

学習済み FNN モデルを用いることで魅力度要因分析を行う。具体的には、番組表現ベクトルや出演者ベクトルなどの説明変数を様々な変化させ、視聴割合への影響を観察する。

[提案モデルの構築手順]

STEP1: SAE を用いた出演者情報の次元圧縮

各テレビ番組の出演者情報を入力とした SAE の学習を行う。学習済みの SAE に対象の出演者情報を入力することで、圧縮された出演者ベクトルを獲得する。

STEP2: LDA を用いた番組情報の次元圧縮

各テレビ番組の番組情報 (テキストデータ) から単語頻度ベクトルを作成し、それらを LDA の入力とすることで、テレビ番組内容を考慮したトピックベクトルを獲得する。

STEP3: FNN の学習

STEP1~2 で獲得した圧縮表現を入力、視聴割合を出力として、FNN を学習する。

3. 実データ分析

3.1 分析条件

経営科学系研究部会連合協議会主催、平成 30 年度データ解析コンペティションで提供された関東 1 都 6 県のインターネット利用者約 5,000 人を対象としたテレビ視聴データ (株式会社ビデオリサーチの VR CUBIC データ) 及び、Web 上より入手した出演者データと番組情報データを提案モデルに適用する。対象データの期間は 2017 年 4 月 3 日から 2018 年 4 月 1 日、データ件数は 524,160 件 (対象データ期間の分数と一致)、出演者数は 9,562 名、分析対象のテレビ番組は主要放送局 7 社 (日本テレビ, TBS, フジテレビ, テレビ朝日, テレビ東京, NHK 総合, NHK E テレ) が放送している番組とする。また、事前実験により、SAE は 7 層、ユニット数は入力層から順に 9,562, 3,000, 500, 30, 500, 3,000, 9,562 とし、LDA のトピック数は 30 とする。FNN のユニット数は入力層から順に 420, 300, 100, 7 とする。この時、SAE より獲得する 30 次元の出演者ベクトル及び LDA より獲得する 30 次元のトピックベクトルを連結させた 60 次元の番組表現ベクトルを 7 社分連結させた 420 次元のベクトルが FNN の入力となる。また、出演者情報や番組情報が存在しない番組に対しては、その番組表現ベクトルを $\mathbf{0}$ ベクトルとする。さらに、SAE と FNN の学習率の調整に Adam [Kingma 14] を適用した。

3.2 分析結果と考察

(1) 提案モデルの正当性

まず、学習データ: テストデータをランダムに 8 : 2 に分割して学習を行った。SAE, LDA, FNN それぞれの性能を示す評価指標とその値を表 1 に示す。

表 1: 各モデルの学習後の性能評価値

モデル	学習データ	テストデータ	評価指標
SAE	0.0099	0.0042	交差エントロピー
LDA	0.4713	1.0155	perplexity ($\times 10^3$)
FNN	0.00122	0.00124	平均二乗誤差

表 1 の結果より、提案モデルにおいてテストデータに対しても頑健な予測モデルが構築されていることがわかる。

(2) LDA で推定された潜在的なトピックの解釈

LDA で推定した番組トピックへの解釈を表 2 に示す。

表 2: LDA により推定したトピックの解釈

番号	トピック	番号	トピック
1	散歩	16	世界観光
2	時代劇	17	バラエティール (お笑い)
3	料理	18	政治
4	バラエティール (情報)	19	出演者
5	教育	20	アイドル・男性タレント
6	芸術	21	レジャー
7	小学生向け	22	母親向け
8	犯罪・サスペンス	23	製作者
9	ニュース (天気)	24	生物
10	ニュース (総合)	25	歌・大学
11	バラエティール (クイズ)	26	国内観光
12	アイドル・女性タレント	27	ニュース (社会)
13	自然	28	バラエティール (ドキュメンタリー)
14	挑戦・オリンピック	29	乳幼児向け
15	医療	30	道徳・24 時間テレビ

表2のように、各テレビ番組の潜在的なトピックに対し、それぞれ異なる解釈を与えることができる。また、一般的な番組のジャンルよりも詳細なカテゴリを推定できていることがわかる。

(3) 提案モデルを用いた分析

学習済みモデルを用いて、出演者の追加とテレビ番組を変化させた時の視聴割合の変動を分析する。ここでは、事例としてテレビ朝日で2017年4月9日(日曜日)の7時45分に放送されていた「宇宙戦隊キュウレンジャー」(以下、対象番組1)とフジテレビで2017年6月8日の21時15分に放送されていた「とんねるずのみなさんのおかげでした」(以下、対象番組2)を取り上げる。まず、対象番組1の分析結果について述べる。

[対象番組1「宇宙戦隊キュウレンジャー」の分析]

対象番組1における出演者を表3に、上位5つの所属トピックを表4に示す。

表3: 出演者一覧

出演者
小野友樹
山崎大輝
岐洲匠
木村昂
榊原徹士
毛利亘宏
福沢博文
M・A・O

表4: 対象番組1の上位5所属トピック

順位	トピック
1	出演者
2	挑戦・オリンピック
3	バラエティー(ドキュメンタリー)
4	犯罪・サスペンス
5	医療

まず、学習後のFNNを用いて、対象番組1に出演者を1人追加した際のインパクトを評価したところ、表5に示す出演者を追加した場合に対象番組の予測視聴割合が上昇するという推定結果が得られた。ただし、対象時刻に7放送局が放送した番組の視聴率の総和に、予測視聴割合を乗じた値を予測視聴率とする。

表5: 対象番組1の予測視聴割合を増加させる追加出演者上位5名

出演者	予測視聴割合	増加視聴率
長谷川初範	12.73%	+0.08%
鈴木翼	12.73%	+0.08%
深浦加奈子	12.73%	+0.08%
白石隼也	12.73%	+0.08%
市川勇	12.73%	+0.08%
追加なし	12.14%	-

対象番組1の予測視聴割合を増加させる出演者(表5)には、同じヒーローものである「ウルトラマン80」で主人公を演じた「長谷川初範」や、「仮面ライダーウィザード」で主人公を演じた「白石隼也」が現れた。このことから、提案モデルは出演者と番組トピックの相性を考慮できていると考えられる。

一方、対象番組1を同放送局の他番組と置き換えたところ、表6に示す番組で予測視聴割合が上昇する結果となった。予測視聴割合を上昇させた上位5つの番組の代表的なトピックを表7、裏番組とそれらの代表的なトピックを表8に示す。

表6: 対象番組1の予測視聴割合を増加させる入れ替え番組上位5件

番組	予測視聴割合	増加視聴率
「報道ステーション」	29.23%	+3.85%
「くりいむクイズミラクル9」	28.06%	+3.70%
「相棒」	27.80%	+3.66%
「路線バスで寄り道の旅」	27.22%	+3.59%
「帰れまサンデー」	27.21%	+3.59%

表7: 対象番組1の入れ替え番組に含まれる上位5所属トピック

番組名	「報道ステーション」
トピック1	バラエティ(情報)
トピック2	政治
トピック3	ニュース(社会)
トピック4	犯罪・サスペンス
トピック5	ニュース(総合)

番組名	「くりいむクイズミラクル9」
トピック1	バラエティー(クイズ)
トピック2	犯罪・サスペンス
トピック3	ニュース(社会)
トピック4	ニュース(総合)
トピック5	バラエティー(お笑い)

番組名	「相棒」
トピック1	犯罪・サスペンス
トピック2	母親向け
トピック3	散歩
トピック4	教育
トピック5	挑戦・オリンピック

番組名	「路線バスで寄り道の旅」
トピック1	国内観光
トピック2	レジャー
トピック3	散歩
トピック4	教育
トピック5	バラエティー(クイズ)

番組名	「帰れまサンデー」
トピック1	国内観光
トピック2	犯罪・サスペンス
トピック3	バラエティー(クイズ)
トピック4	散歩
トピック5	バラエティー(ドキュメンタリー)

表8: 対象番組1の裏番組とそれらに含まれる上位5トピック

放送局 番組名	日本テレビ 「シューイチ」	TBS 取得不可
トピック1	バラエティー(お笑い)	-
トピック2	バラエティー(クイズ)	-
トピック3	挑戦・オリンピック	-
トピック4	国内観光	-
トピック5	小学生向け	-

放送局 番組名	フジテレビ 「新報道2001」	テレビ東京 「ディズニー・サンデーアパロのプリンセスエレナ」
トピック1	政治	生物
トピック2	挑戦・オリンピック	挑戦・オリンピック
トピック3	犯罪・サスペンス	犯罪・サスペンス
トピック4	自然	医療
トピック5	ニュース(社会)	芸術

放送局 番組名	NHK 総合 「ニュース・気象情報」	NHK E テレ みいつけた!さん
トピック1	-	小学生向け
トピック2	-	乳幼児向け
トピック3	-	バラエティー(クイズ)
トピック4	-	バラエティー(情報)
トピック5	-	医療

対象番組1の予測視聴割合を増加させる入れ替え番組(表6)には、国内観光、母親向け、バラエティー(クイズ)、レジャー、政治といったトピックが含まれている。また、裏番組(表8)には、バラエティー(クイズ)、小学生向け、挑戦・オリンピック、犯罪サスペンスといったトピックが含まれている。そのため、入れ替え番組と裏番組に共に含まれているトピックであるバラエティー(クイズ)は対象時間帯において人気なトピックであると考えられる。一方、入れ替え番組に含まれているものの、裏番組に含まれていないトピックである国内観光、母親向け、レジャー、政治は視聴者の潜在的なニーズを捉えた新たな可能性を持つトピックであると考えられる。

次に、対象番組2「とんねるずのみなさんのおかげでした」に関する分析を行う。

[対象番組2「とんねるずのみなさんのおかげでした」の分析]

対象番組2における出演者を表9に、上位5つの所属トピックを表10に示す。

表9: 出演者一覧

出演者
とんねるず
カミナリ
マッコイ斉藤
小倉優子
小木博明

表10: 対象番組2の上位5所属トピック

順位	トピック
1	挑戦・オリンピック
2	世界観光
3	バラエティー(ドキュメント)
4	バラエティー(お笑い)
5	道徳・24時間テレビ

学習後のFNNを用いて、対象番組2に出演者を1人追加した際のインパクトを評価したところ、表11に示す出演者を追加した場合に対象番組の予測視聴割合が上昇するという推定結果が得られた。

表11: 対象番組2の予測視聴割合を増加させる追加出演者上位5名

出演者	予測視聴割合	増加視聴率
国分太一	18.01%	0.06%
渡部建	17.94%	0.05%
阿部渉	17.93%	0.05%
船越英一郎	17.92%	0.04%
森富美	17.88%	0.04%
追加なし	17.69%	-

予測視聴割合を増加させる追加出演者(表11)には、対象番組のようなバラエティー番組に出演している「国分太一」や「渡部建」といったタレントが含まれており、先の事例に対す

る分析と同様に、提案モデルは出演者と番組トピックの相性を考慮できていると考えられる。

一方、対象番組を同放送局の他番組と置き換えたところ、表 12 に示す番組で予測視聴割合が上昇する結果となった。予測視聴割合を上昇させた上位 5 番組の代表的なトピックを表 13、裏番組とそれらの代表的なトピックを表 14 に示す。

表 12: 対象番組 2 の予測視聴割合を増加させる入れ替え番組上位 5 件

番組	予測視聴割合	増加視聴率
「村上信五とスポーツの神様たち」	28.50%	2.07%
「ROAD TO EDEN」	28.02%	1.97%
「めっちゃ 2 イケてるッ! 記録より記憶に残る名作ベスト 10」	26.72%	1.73%
「ワイドナショー」	26.61%	1.70%
「文書改ざんキーマン佐川前長官を証人喚問みんなのニュース SP」	26.11%	1.61%

表 13: 対象番組 2 の入れ替え番組に含まれる上位 5 所属トピック

番組名	「村上信五とスポーツの神様たち」
トピック 1	時代劇
トピック 2	バラエティー (クイズ)
トピック 3	国内観光
トピック 4	芸術
トピック 5	挑戦・オリンピック
番組名	「ROAD TO EDEN」
トピック 1	時代劇
トピック 2	犯罪・サスペンス
トピック 3	バラエティー (クイズ)
トピック 4	料理
トピック 5	医療
番組名	「めっちゃ 2 イケてるッ! 記録より記憶に残る名作ベスト 10」(2017-03-31 放送)
トピック 1	バラエティー (お笑い)
トピック 2	バラエティー (クイズ)
トピック 3	自然
トピック 4	ニュース (天気)
トピック 5	バラエティー (情報)
番組名	「ワイドナショー」
トピック 1	ニュース (天気)
トピック 2	犯罪・サスペンス
トピック 3	挑戦・オリンピック
トピック 4	バラエティー (クイズ)
トピック 5	ニュース (総合)
番組名	「文書改ざんキーマン佐川前長官を証人喚問みんなのニュース SP」
トピック 1	自然
トピック 2	小学生向け
トピック 3	国内観光
トピック 4	医療
トピック 5	ニュース (総合)

表 14: 対象番組 2 の裏番組とそれらに含まれる上位 5 トピック

放送局 番組名	日本テレビ 「秘密のケンミンSHOW」	TBS 「ニゲン観察バラエティモニタリング」
トピック 1	国内観光	挑戦・オリンピック
トピック 2	バラエティー (お笑い)	バラエティー (お笑い)
トピック 3	バラエティー (クイズ)	小学生向け
トピック 4	アイドル・女性タレント	母親向け
トピック 5	バラエティー (ドキュメンタリー)	道徳・24 時間テレビ
放送局 番組名	テレビ朝日 「水曜ドラマ・緊急取調室」	テレビ東京 「和風総本家」
トピック 1	犯罪・サスペンス	料理
トピック 2	挑戦・オリンピック	国内観光
トピック 3	散歩	散歩
トピック 4	自然	挑戦・オリンピック
トピック 5	道徳・24 時間テレビ	ニュース (社会)
放送局 番組名	NHK 総合 「ニュースウオッチ9」	NHK E テレ -
トピック 1	バラエティー (情報)	-
トピック 2	犯罪・サスペンス	-
トピック 3	母親向け	-
トピック 4	ニュース (天気)	-
トピック 5	ニュース (社会)	-

対象番組 2 の視聴割合を増加させる入れ替え番組 (表 12) には、バラエティー (クイズ)、バラエティー (お笑い)、挑戦・オリンピック、犯罪・サスペンスといったように、裏番組に現れるトピック (表 14) が含まれている。一方、時代劇、芸術、医療、料理といった、裏番組に現れないトピックが視聴割合を増加させる番組に含まれている。このように、入れ替え番組のトピックには、裏番組に含まれているトピックと裏番組に含まれていないトピックが混在している。裏番組の内容との相性や出演者の制約を考慮し、制作現場のノウハウと合わせて、様々な可能性を検討することができる。提案モデルは、対象時間帯において視聴者に支持されているトピックや、新しい可能性を持つトピックの発見に活用できると考えられる。

[対象番組 1 と 2 の分析結果まとめ]

提案モデルを活用して、対象番組に対し、出演者の追加と番組の入れ替えのシミュレーションを行った。これにより、出演

者と番組との相性や、入れ替え番組と裏番組との相性の分析が可能になり、対象番組 1 と 2 それぞれに対し番組の魅力度を増加させる施策を考案することができた。さらに、裏番組と入れ替え番組の関係を分析することで、対象時間帯での人気・不人気トピックを把握し、対象番組の魅力度を向上させるようなトピックの把握、及び番組編成の施策を考案した。

このように、提案モデルを活用することで様々な視点からテレビ番組の魅力度を向上させるための施策を検討可能である。以上のように、提案モデルは、テレビ番組の編成や改善を検討するための分析モデルとして有効である。

4. まとめと今後の課題

本研究では、出演者情報を SAE で、番組内容のテキストデータを LDA で圧縮して低次元表現し、それらを用いて裏番組を考慮した視聴割合を予測する FNN モデルを提案した。また、提案モデルを用いて、実際に 2 つの番組に対し、出演者の追加や番組入れ替えを行なった際の効果を分析した。これにより、各番組に対し、出演者の追加、及び裏番組を考慮した上で視聴率を増加させる放送番組の選択など、魅力的な番組制作に繋がるような施策を考案することができた。さらに、出演者の入れ替えや削減、トピックベクトルの変化、裏番組の入れ替えなどを行なった分析も行えるため、様々な観点から魅力的な番組制作を行うための施策を考案することが可能であると考えられる。

一方、提案モデルの実応用を考えた場合、本研究で考案した施策の効果を実際に検証する必要がある。しかし、本研究の分析結果より、追加出演者や入れ替え番組に、番組の内容と相性が良い人気タレントや、人気ジャンルが含まれており、直感的な解釈とのずれは小さいと考えられる。つまり、提案モデルは視聴率とその影響要因の関係を上手く捉えており、魅力的な番組制作に活用できると考えられる。

今後の課題として、別条件での視聴割合の変動分析、視聴割合を最大化させる出演者ベクトルとトピックベクトルの組み合わせの探索、流行要因の取り入れ、対象放送局数の追加、ハイパーパラメータの適切な調整などが挙げられる。

参考文献

- [Hinton 06] Hinton, G., Salakhutdinov, R.: Reducing the dimensionality of data with neural networks, *Science*, vol. 313, no. 5786, pp. 504 - 507 (2006)
- [Blei 03] Blei, D., Ng, A., Jordan, M.: Latent Dirichlet Allocation, *The Journal of Machine Learning Research*, vol.3, pp.993-1022 (2003)
- [Rumelhart 86] Rumelhart, D., Hinton, G., Williams, R.: Learning internal representations by error propagation, *Parallel Distributed Processing*, vol.1, ch.8, pp.318-362 (1986)
- [Lieberman 91] Liberman, M.: The Trend towards Statistical Models in Natural Language Processing, *Natural Language and Speech, ESPRIT Basic Research Series*, pp. 1-7 (1991)
- [Kingma 14] Kingma, D.P., Ba, J.: Adam: A Method for Stochastic Optimization, arXiv:1412.6980 [cs.LG] (2014)
- [Agarap 18] Agarap, A.F.: Deep Learning using Rectified Linear Units(ReLU), arXiv:1803.08375 [cs.NE] (2018)