

CE-006

# LE SSERAFIM ファンのリテンション予測と要因解析：日・韓・英の比較 Retention Prediction and Interpretation of LE SSERAFIM Fans: Comparing Japan, Korea, and English-speaking Countries

立花 れい菜<sup>1</sup>  
Reina Tachibana

深澤 佑介<sup>1</sup>  
Yusuke Fukazawa

## 1 背景

LE SSERAFIM は 2022 年 5 月に韓国でデビューし、同年 12 月には日本デビュー前にも関わらず第 73 回 NHK 紅白歌合戦に出場。さらに 2024 年には MTV VMA (アメリカ) で PUSH Performance of the Year、MTV EMA (ヨーロッパ) で Best PUSH を受賞し、韓国のみならず世界中で注目を集めている。LE SSERAFIM は韓国人 2 人、日本人 2 人、韓国系アメリカ人 1 人からなる多国籍グループであり、その特性を活かし、韓国語、日本語、英語で楽曲をリリースしている。

近年、YouTube をはじめとする動画プラットフォームはグローバルなファンとアーティストを結ぶ重要なチャネルとなっている。そのため、動画へのコメントはファンの関心や感情、潜在的なニーズやネガティブ要素を把握するための貴重なデータとなっている。LE SSERAFIM の投稿動画に対するコメント数の推移を図 1 に示す。楽曲リリースのタイミングでコメント数が急増しその後急減する傾向にあることが分かる。一方でリリース以外のタイミングでも一定数のコメントが継続しており、長期にわたって関与するファンの存在が示唆される。このようなリテンション (継続的関与) の背景要因を把握することは、将来的なマーケティング戦略の策定に役立つと考えられる。

従来の K-POP ファンに関する研究は、S. Jin ら (2025) による X (旧 Twitter) のメンションネットワークを用いたクラスタ分析 [1] や、S. Riyadi ら (2024) によるインドネシア語 BERT を用いた BLACKPINK の YouTube コメントの感情分析 [2] など、SNS やコメントのマクロの分析にとどまっており、ユーザ単位での行動の変化を追跡し、リテンションとの関連を分析した研究は存在しない。また、異なる文化背景のもとでリテンション要因の違いを比較分析をした研究も存在しない。そこで本研究では、LE SSERAFIM の YouTube コメントに着目し、ユーザ単位のコメント履歴をもとにリテンション有無を分類・予測するモデルを構築する。日本語・韓国語・英語の 3 言語に分けて比較分析を行い言語ごとに異なるリテンション要因の特定を目指す。

## 2 手法

図 2 に本研究におけるデータ収集から分析・解釈に至る一連のプロセスを示す。

### 2.1 問題設定

本問題は、 $N - 1$  月のコメントから  $N$  月のコメントの有無を予測する分類タスクとして定式化される。予測対象は  $N$  月のコメントの有無であり、有の場合が 1、無の場合が 0 の二値カテゴリ変数である。

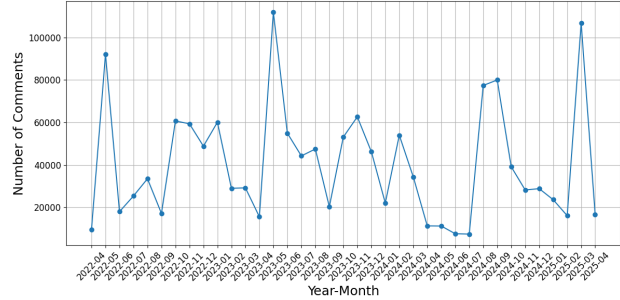


図 1 年月別のコメント数の推移

$$T_i^{(N)} = \begin{cases} 1, & \text{if Comment} = \textit{Present} \\ 0, & \text{if Comment} = \textit{Absent} \end{cases}$$

変数  $F_i^{(N-1)}$  は、参加者  $i$  の  $N - 1$  月のコメント内容である。

### 2.2 データ収集

本研究では、Google 社が提供する YouTube Data API を使用し、LE SSERAFIM が出演する動画のコメントを取得した。対象とした動画は LE SSERAFIM 公式チャンネル内の全動画、所属レーベルである SOURCE MUSIC の公式チャンネル内の LE SSERAFIM のミュージックビデオ、韓国の各テレビ局の公式チャンネル内の LE SSERAFIM が出演した音楽番組の動画である。データ取得期間は 2022 年 5 月から 2025 年 4 月であり、対象動画数は 2,717 本、取得したコメント数は 1,503,268 件である。また、 $F_i^{(N-1)} = 0$  であるレコードは 528,629 件、 $F_i^{(N-1)} = 1$  は 301,488 件であった。

### 2.3 BERT による予測モデル構築

本研究では、目的変数を翌月 ( $N$  月) のコメントの有無、特徴量を当月 ( $N - 1$  月) のコメント内容とした BERT を用いた分類モデルを構築した。使用した事前学習済みモデルは、各言語に対して以下のとおりである。

- 日本語: cl-tohoku/bert-base-japanese-whole-word-masking (東北大学 乾研究室)
- 韓国語: snunlp/KR-Medium (ソウル大学 計算言語学研究室)
- 英語: bert-base-uncased (Google)

本タスクでは、ユーザが  $N - 1$  月に投稿したコメントを一つの文として入力し、翌月 ( $N$  月) のコメントの有無 (1 or 0) を出力とする二値分類問題として定式化した。入力文の先頭に特殊トークン [CLS] を付加し、トークン化を行った後、BERT に入力して各トークンの埋め込み表現  $\mathbf{E}$  を得る。中でも [CLS] トークンに対応する表現  $\mathbf{E}_{[\text{CLS}]}$  は文全体の意味を抽象化する特徴量として用いられ、これを全結合層に入力して最終的な予測を行う。学習時には、クロスエントロピー損失を用い、分

<sup>1</sup> 上智大学大学院応用データサイエンス学位プログラム Sophia University Graduate School

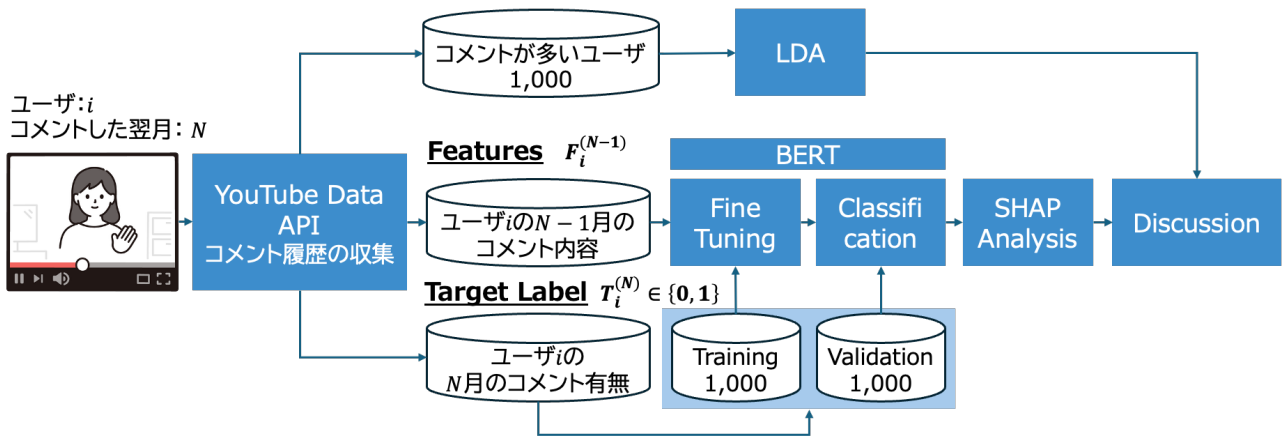


図2 提案手法の概要図

類精度が最大となるよう BERT 本体のパラメータを含めてエポック数は5回としファインチューニングを行った。また、学習と検証にはラベルの偏りを抑えるため、ランダムに抽出した2,000件のデータを使用し、0と1のラベル比率が均等になるよう1,000件ずつに分割してモデルの訓練・評価を行った。各言語ごとに個別のモデルを学習させ、最も性能の良かったモデルを採用した。

#### 2.4 SHAP

BERTによる予測モデルにおいて、どのトークンが予測結果と関連しているのかを調べるため、SHAP解析[3, 4]を行った。SHAP (Shapley Additive exPlanations) は、協力ゲーム理論に基づき、各トークンが推定結果に与える影響を定量的に評価する手法である。具体的には、提案手法において SHAP 値の平均値の絶対値が大きいトークンを抽出し、そのトークンが元の文章でどのような文脈で表れているかを調べた。

#### 2.5 LDA

BERT および SHAP での調査と合わせて言語ごとにファンの違いを調査するために、LDA (Latent Dirichlet Allocation) を使い、コメントユーザのクラスタリングを行った。LDA は確率的生成モデルの一種であり、各文書は複数のトピックの混合分布として表現され、各トピックは語彙の確率分布として定義される。このモデルにより、大規模なテキストデータから、意味的に類似した語が集約されたトピックを自動的に抽出することが可能となる。本研究では、言語別にコメント数の多いユーザ上位1,000人を抽出し、各ユーザが投稿したコメントを1つの文書として統合した上で LDA を適用した。

### 3 結果

#### 3.1 評価方法

モデルの性能評価には、以下の評価指標を用いた。まず、「Accuracy (正解率)」は、全予測のうち正しく予測された割合を示す指標である。すなわち、真陽性 (TP) と真陰性 (TN) の合計が、全体の予測件数 (TP, TN, 偽陽性 (FP)、偽陰性 (FN) の合計) に占める割合として定義される。次に、「Precision (適合率)」は、モデルが陽性と予測したデータのうち、実際に陽性であったものの割合を示す。これは、陽性と判断された件数の中でどれだけ正確だったかを表す指標である。最後に、「Recall (再現率)」は、実際に陽性であったデータのうち、モデルが正しく陽性と予測できた割合を示す。これは、見逃しが少ないかどうかを評価する指標である。

#### 3.2 評価結果

表1に示すように、各モデルの評価結果を言語ごとに比較した。BERT、Random Forest、XGBoost、Light-

GBM を用いた予測モデルの性能を Accuracy、Precision、Recall の各指標で評価した。Random Forest、XGBoost は TF-IDF を用いて特徴量化を行っている。結果として、どの言語においても BERT が Accuracy、Precision、Recall の全ての指標において最も高い結果を示した。なお、日本語の精度が他言語に比べて低いのは、コメント数が少なく学習に用いるトークン情報が相対的に少ないためと考えられる。また、全体的に Accuracy が0.6前後にとどまっているのは、肯定的なコメントが多くラベル間の言語的な違いが少ないため、分類が難しい傾向にあるためである。

表1 モデル評価結果

言語	手法	Accuracy	Precision	Recall
日本語	BERT	<b>0.580</b>	<b>0.581</b>	<b>0.580</b>
日本語	RF	0.551	0.552	0.551
日本語	XGB	0.556	0.556	0.556
日本語	LGB	0.573	0.573	0.537
韓国語	BERT	<b>0.623</b>	<b>0.625</b>	<b>0.623</b>
韓国語	RF	0.561	0.569	0.561
韓国語	XGB	0.584	0.587	0.584
韓国語	LGB	0.563	0.570	0.463
英語	BERT	<b>0.619</b>	<b>0.636</b>	<b>0.619</b>
英語	RF	0.590	0.599	0.590
英語	XGB	0.587	0.587	0.587
英語	LGB	0.580	0.582	0.580

#### 3.3 LDA

トピック数を10に設定し、言語ごとに LDA を実施した。表2、3、4に特に特徴がみられたトピックと、所属確率の高い単語を示す。

日本語コメントでは、日本出身メンバーであるサクラを支持するクラスタ (表2の Topic1,3) が多数を占めており、日本での知名度が強い支持の背景にあると考えられる。また、ダンスやビジュアルに注目するクラスタ (表2の Topic8) も一定数ありパフォーマンス面への評価も存在する。さらに、ミュージックビデオの再生回数の増加に対し「おめでとう」と祝意を表すクラスタ (表2の Topic2) も見られ、日本語コメントでは比較的ライトな応援スタイルが多い傾向がうかがえた。

韓国語コメントでは、すでに韓国国内での活動歴を有するチェウォンとサクラへの支持が強く (表3の Topic2,4)、IZ\*ONE 時代からのファン層の継続的な存在が示唆された。また、YouTube コンテンツ等で見られるオフショットや自然体の姿に幸せを感じるといった温かい応援を行うクラスタ (表3の Topic5) が多い一

方で、パフォーマンスに対する注目も高く、特に振り付け、表情、衣装などに焦点を当てたクラスタが確認された(表 3 の Topic9)。さらに、音楽番組での 1 位獲得を目標とし積極的に再生や応援行動を行うような熱心な層も存在していた(表 3 の Topic3)。

英語コメントにおいては、アメリカ出身のユンジンが高い人気を集めており(表 4 の Topic3,6)、ウンチェを推しクラスタもある(表 4 の Topic6)。また、パフォーマンスや歌声を重視するクラスタ(表 4 の Topic3)が多く実力の評価が中心であることが特徴的であった。韓国語コメントと同様に、音楽番組での 1 位獲得を目指すような熱意の高い層(表 4 の Topic10)も見られた一方で、過去に脱退したメンバーに関する話題に触れるなどネガティブなコメントを含むクラスタ(表 4 の Topic4)も存在していた。

表 2 日本語の各トピックにおける上位単語

Topic1 (n=141)	Topic2 (n=25)	Topic3 (n=438)	Topic8 (n=127)
さく	めでとう	さくら	咲良
ルセラフィム	再生	日本	かっこ
本当	セラ	ウォン	かわいい
サクラ	楽しみ	セラ	ウォン
セラ	ござい	本当	ダンス
めでとう	上昇	ウンチェ	過ぎる
カッコ	やばい	サクラ	チェウォン
楽しみ	MV	くれ	ほんと
かっこ	今日	かっこ	ビジュ
ウォン	かっこ	良い	セラ

表 3 韓国語の各トピックにおける上位単語 (和訳)

Topic3 (n=23)	Topic4 (n=79)	Topic5 (n=230)	Topic9 (n=219)
キムチェウォン	サクラ	ビムドゥンイ	www
1 位	マンチェ	幸せ	かっこいい
サクラ	ガラム	ルニバース	振り付け
ファイティン	美しい	(泣)	かっこいい
BLACKPINK	クラ	ありがとう	レジェンド
チェウォン様	かっこいい	マンチェ	マンチェ
アイドル	完全	活動	衣装
i-dle	アイドル	かっこいい	表情
韓国	HYBE	待ってる	ドキドキ
グループ	ファイティン	姿	チックム
マンチェ	チェウォン姉	RedVelvet	これ

表 4 英語の各トピックにおける上位単語

Topic3 (n=328)	Topic4 (n=120)	Topic6 (n=206)	Topic10 (n=88)
stage	hope	eunghae	fearnot
fun	think	lesserafim	let
fimmie	people	yunjin	stream
yunjin	victim	fimmie	sserafim
pretty	feel	manchae	congratulation
proud	video	kazuha	fight
great	fun	great	year
perfect	bully	episode	win
sserafim	world	content	view
voice	episode	way	reach

## 4 考察

### 4.1 日本語コメントの SHAP 解析結果

SHAP 解析では、各言語モデルにおける予測に寄与したトークンを可視化するため、30 回以上出現したトークンから SHAP 値の上位 20 語を抽出した。ただし、日本語コメントでは条件を満たす語が少なく、図には 13 語のみが表示されている。日本語の SHAP 結果では、「さくら」などのメンバー名や「かわいい」「大好き」「ありがとう」など肯定的な語が、翌月のコメント継続(リテンション)に正の影響を与えていた。一方、「みたい」「すぎる」などは「(衣装が)アイドルよりショーガールみたい」「メイクが不自然すぎる」といったスタイリング

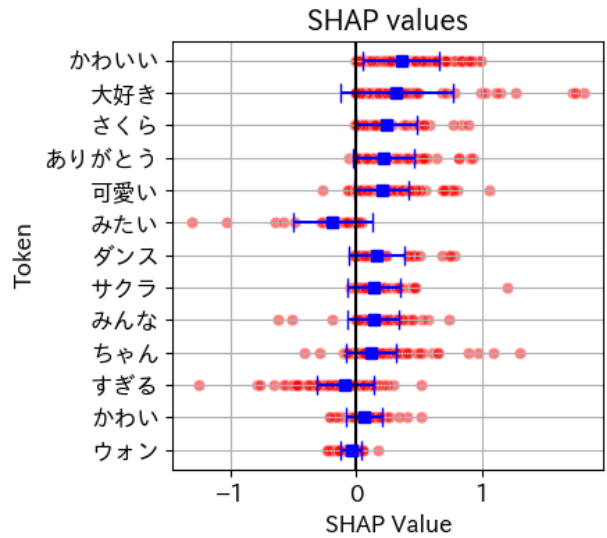


図 3 日本語コメントの SHAP 解析結果

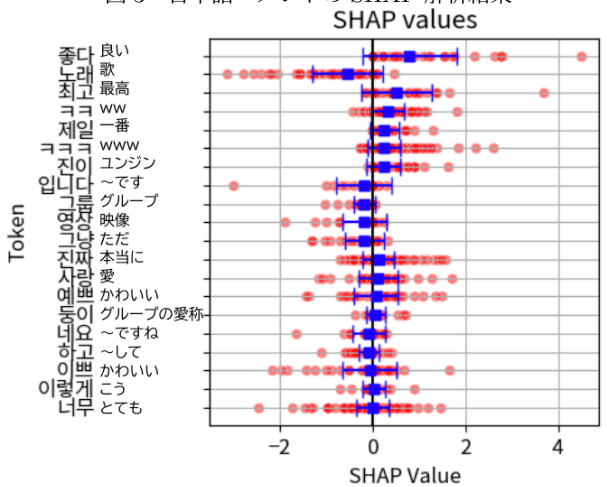


図 4 韓国語コメントの SHAP 解析結果

への不満と共に現れることが多く、離脱に結びつく傾向が見られた。LDA 分析では、サクラを応援する層(表 2 の Topic1,3)、MV 再生数を祝う層(表 2 の Topic2)、ビジュアルやダンスを評価する層(表 2 の Topic8)が確認され、SHAP で抽出されたポジティブな語と整合していた。一方、ネガティブコメントは少数でクラスタとしては現れていない。

### 4.2 韓国語コメントの SHAP 解析結果

韓国語コメントの SHAP 分析では、「良い」「最高」「www」「一番」などのポジティブな語や、特にユンジンといったメンバー名の言及が、翌月のコメント継続と正の相関を示した。これらは、コンテンツへの好意的な反応や特定メンバーへの愛着がリテンションを高める要因であることを示唆している。一方、「歌」「映像」「ただ」などを含むコメントは SHAP 値が負で、翌月のコメント数が減少する傾向が見られた。「歌が物足りない」「～の映像を見たい」「ただ悪質コメントするだけのやつ」など、歌唱力や演出に対する不満、アンチへの苛立ちといったネガティブな感情が、離脱と関連していると考えられる。LDA によるクラスタ分析では、パフォーマンス(振付・表情・衣装など)を肯定的に評価する層(表 3 の Topic9)や、音楽番組での 1 位獲得を願う熱心な層(表 3 の Topic3)が確認され、SHAP で高い正の影響を持つ語彙と整合しており、肯定的な感情表現や主体的な

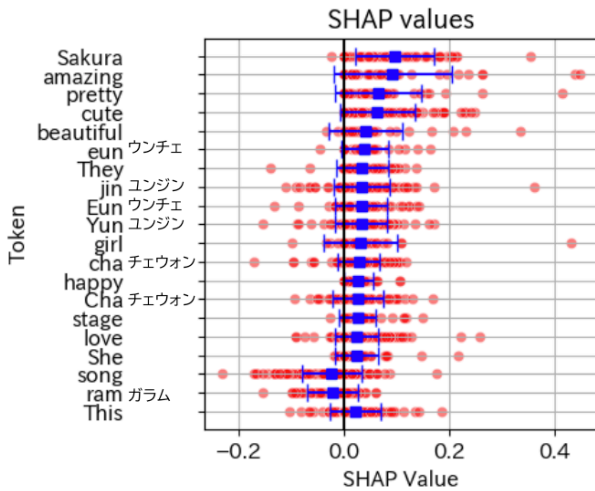


図5 英語コメントのSHAP解析結果

応援行動が継続的関与と結びつく傾向が確認された。

#### 4.3 英語コメントのSHAP解析結果

英語コメントにおけるSHAP分析では、「Sakura」「Eunchae」などのメンバー名や、「amazing」「pretty」「cute」といった称賛表現が、翌月のコメント継続に正の影響を与えていた。個人メンバーへの関心やポジティブな感情表現が、リテンションを促す要因となっていると考えられる。一方で、「song」「(Ga)ram」といった語はSHAP値が負であり、離脱傾向にあることが示され、不満や過去の議論がコメント継続を妨げる要因となりうる可能性がある。LDAでは、ステージや歌声を評価する層(表4のTopic3)や、ネガティブなコメントを含む層(表4のTopic4)が存在し、SHAPで抽出された語彙との整合性が確認された。

#### 4.4 日韓英の比較

SHAP解析とLDAの結果を統合的に検討したところ、いずれの言語においても、個人メンバー名やグループを肯定的に評価する語彙(例:「かわいい」「最高」「amazing」など)が、翌月のコメント継続(リテンション)に寄与する傾向が一貫して見られた。これは、メンバーへの愛着やポジティブな感情表現がファンの関与維持において重要な役割を果たすことを示している。

一方で、離脱に関係する語彙や話題には言語間で違いが見られた。韓国語・英語では「歌」が負のSHAP値を示し、パフォーマンスや歌唱力に対する期待の高さがうかがえる。さらに、韓国語では「映像」も離脱要因となっており、コンテンツの完成度に対する要求が高い傾向が見られた。英語コメントでは「いじめ」など過去のネガティブな話題に対する反応が離脱に結びついており、倫理的・社会的側面への敏感さが反映されていると考えられる。一方、日本語コメントでは「みたい」「すぎる」などを含むスタイリングへの不満が主な離脱要因であり、他言語に比べて評価対象がビジュアル面に偏っている傾向があった。

さらに、SHAPとLDAにおけるメンバー名の出現傾向にも差異が見られた。韓国語・英語では、SHAPでリテンションに特に寄与するメンバー名がLDA上には現れておらず人気メンバー以外への言及が見られるが、日本語ではサクラへの言及がSHAP・LDAの両方で顕著であり、特定メンバーへの支持が集中していた。これは、韓国語・英語話者が複数のメンバーへの関心を通じてグループ全体への愛着を形成しているのに対し、日本語では特定メンバーに重きを置く傾向が強く、その結果ライトな応援スタイルになっている可能性がある。

#### 4.5 マーケティングへの応用

本研究の結果を踏まえると、メンバー間の関係性を見せるコンテンツは言語や文化を問わず共通して有効な戦略であると考えられる。日本語圏では、特定のメンバーに強く依存した関与スタイルを維持しつつも関係性を通じて他メンバーへの関心とグループへの愛着を広げるきっかけとなり、韓国語圏ではコンテンツ消費意欲が高く、関係性のある動画フォーマット(2人企画やカジュアルなトーク映像など)との親和性が高いためファンが自然とメンバー同士のつながりに触れる機会を得やすい。英語圏では、メンバーの信頼性や誠実さに関心が向けられやすく関係性の中で見える人格やストーリーがファンの信頼を高める要素となりうる。加えて、言語圏ごとの関心の焦点に応じた補完的な戦略も重要である。日本語圏ではスタイリングやビジュアルへの関心が強いいため、日本活動では日本人の感性に合った衣装・演出が効果的である。韓国語圏では、パフォーマンスや映像演出への関心が高く、1位獲得時のリアクション映像や舞台裏のクオリティ重視コンテンツが支持されやすい。英語圏では過去の出来事への敏感さや倫理意識の高さを考慮し、メンバーの人間性を誠実に伝えるドキュメンタリー的な内容がリテンションに寄与すると思われる。

### 5 結論

本研究では、YouTube上のコメントデータに対してLDAによるトピック分析およびSHAPによるリテンション予測要因の分析を行い、言語ごとのファン層の特徴と翌月のコメント継続・離脱要因を明らかにした。分析の結果、どの言語においてもメンバー個人への言及や肯定的な感情表現はリテンションに寄与する一方で、スタイリングやパフォーマンスへの不満、過去のネガティブな話題への言及は離脱と関連していることが確認された。また、言語ごとに注目されるメンバーや評価軸が異なることも示され、ファン層の文化的背景による傾向の違いが明確となった。

今後の課題としては、まずコメント数や内容の時系列的なトレンドを考慮したモデル構築により、予測精度の向上を図ることが挙げられる。また、YouTubeコメント以外のSNS投稿、動画視聴履歴、ユーザー行動ログなど他モダリティのデータを組み合わせることで、より包括的かつ高精度なファン行動の理解が可能になると考えられる。

#### 参考文献

- [1] Soyeon Jin, Saerom Lee, and Hakyeon Lee. How do fandom types differ? a taxonomy of k-pop fandom with network embedding. *Entertainment Computing*, 52:100767, 2025.
- [2] Riyadi Slamet, Lathifah Khansa Salsabila, Cahya Damarjati, and Rohana Abdul Karim. Sentiment analysis of youtube users on blackpink kpop group using indobert. *INTENSIF: Jurnal Ilmiah Penelitian dan Penerapan Teknologi Sistem Informasi*, 8(2):233–245, 2024.
- [3] Scott M Lundberg and Su-In Lee. A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in neural information processing systems*, 30, 2017.
- [4] Katsuya Futagami, Yusuke Fukazawa, Nakul Kapoor, and Tomomi Kito. Pairwise acquisition prediction with shap value interpretation. *The Journal of Finance and Data Science*, 7:22–44, 2021.