

VTuber2Vec: VTuber タレントの定量的解釈に向けた 文書ベクトルの応用

徳山 儀亮^{1,a)} 吉井 健敏¹ 持橋 大地²

概要:

VTuber(バーチャル YouTuber) タレントのファン層を定量的に評価することは、インフルエンサーマーケティングにおいて有用な示唆の獲得に繋がります。本研究では、法人事務所所属の VTuber と彼らの配信ライブにおける視聴者の関係に着目し、チャット履歴から得られる両者の二分グラフに対して特異値分解を用いて VTuber ベクトルを獲得し、分析を行った。階層型クラスタリングによって VTuber ベクトルの表現性能を評価し、事前にタレントどうしによるコラボレーション動画を除外することが解釈可能性の向上につながることを示された。また、内在次元数を評価することで、法人事務所に所属する VTuber タレントのファン層は最大 6 次元程度の要素で評価可能であることが示された。

キーワード: VTuber (バーチャル YouTuber), インフルエンサーマーケティング, NPML, Word2Vec, 階層型クラスタリング, Intrinsic Dimensions

VTuber2Vec: A Quantitative Interpretation on VTubers

YOSHIKI TOKUYAMA^{1,a)} TAKETOSHI YOSHII¹ DAICHI MOCHIHASHI²

Abstract: Achieving quantitative interpretation on VTubers (i.e. Virtual YouTubers) is desirable to accelerate influencer marketing. We introduce a VTuber2Vec: an application of document vector obtained by VTuber – chatter bipartite graph via live streaming dataset. The performance of the VTuber vector representation was measured by an evaluation function with hierarchical clustering, to be found out that excluding videos collaborated by other talents leads to an improvement of talents interpretability. In addition, by evaluating the intrinsic dimensions, it was shown that the fan base of VTuber talents belonging to corporate agencies can be evaluated with up to six dimensions.

Keywords: VTuber(Virtual YouTuber / Virtual Streamer), Influencer Marketing, NPML, Word2Vec, Hierarchical Clustering, Intrinsic Dimensions

1. はじめに

VTuber (バーチャル YouTuber) とは、3D モデルやイラストレーションによって表現されたアバターを通じて活動を行う、動画投稿者や動画配信活動者のことである [1]。彼らはそれぞれが自身のファン層を形成し、YouTube のようなインターネット動画投稿サイトでファンとの交流を図りながら多岐のコンテンツを提供する。VTuber の成立

形態は主に、特定の企業が事務所として機能して複数人の VTuber をマネジメントするものと、タレント自身がセルフマネジメントするものとに大別される。とりわけ前者においては所属タレントどうしの交流や、コラボレーション配信活動などがコンテンツ価値の 1 つとして認識されている。

今日、VTuber は企業の商品宣伝活動に登用されることがあり、インフルエンサーマーケティングを論じるうえで重要な役割を担っている。しかし、企業が希望するオーディエンスにリーチするためにどのタレントを起用するべきか、

¹ 株式会社 D2C(D2C Inc.)

² 統計数理研究所 (The Institute of Statistical Mathematics)

^{a)} yoshiaki.tokuyama@d2c.co.jp

直感だけで検討するのは困難である。VTuber タレントのファン層、動画訪問者に関する情報は一般には公開されておらず、登用を検討する企業と VTuber タレント事務所との間では情報の非対称性が存在している。VTuber がマーケティング分野においてプレゼンスを拡大していくためには、彼らが持つファンの定量的な性質が十分に理解され、各ステークホルダーに共有されることが肝要である。

2. 関連研究

VTuber ないし動画投稿サイトにおけるインフルエンサーに着目した研究は近年その進展を増している。Tan ら [2] は配信動画における動画とコメントから VTuber が 5 つの基本パターンに類型化できることを示し、Liu ら [3] はライブストリーミングにおいて VTuber の類似性、親近感、好感度といった要素が VTuber の魅力を規定すると論じている。これらは主に、VTuber を複数の解釈可能な軸で要素分解し、分析フレームワークを獲得するための取り組みであるといえよう。

複数人物間の類似性を定量的に評価し検索性を向上させる仕組みとしては、研究者対論文の関係に着目した持橋 [4] の Researcher2Vec が挙げられる。これは研究者の専門性がそのアウトプットたる論文に示されていると考え、各論文の文書ベクトルから「研究者ベクトル」を作成するものである。徳山ら [5] はこれを VTuber 対チャット者の関係に応用した VTuber ベクトルを提唱し、タレントおよび動画単位での考察を行っている。

3. 提案手法

本研究では、動画投稿サイト YouTube^{*1} のライブ配信において、VTuber タレントがその視聴者すなわちファンによって代表されると捉えて分析を行う。自然言語処理分野における単語のベクトル化技術である Word2Vec が自己相互情報量の行列分解と等価であることを示した Levy らの考察 [6] を用い、「VTuber ベクトル」を作成してタレントごとのファン層の特徴について考察する。また、VTuber ベクトルの評価には集計期間中の動画企画内容やコラボレーションの有無が大きく影響を与えうることが示唆されているため [5]、チャット者が実際にチャットを送ったタレントどうしの距離を階層型クラスタリングモデルの木構造距離で評価し、VTuber ベクトルの作成条件ごとの「精度」を定量的に評価する。最後に、最も精度の高い VTuber ベクトルに対し、高次元データの本質的な次元数を評価するアプローチである内在次元 (Intrinsic Dimension) を利用し、VTuber タレントの保有するファン層が何次元の要素で評価可能であるか考察を行う。

3.1 VTuber ベクトルの獲得

Levy ら [6] は、Word2Vec [7] で獲得された単語埋め込み表現が実際には自己相互情報量を用いた行列分解と等価であることを示し、両者を同一空間内の埋め込み表現として獲得する方法を提案している。複数の文書で構成されたデータセット $C = \{c_i\}$ について、単語 w の出現回数を $n(w)$ 、文書 c における出現回数を $n(c, w)$ とし、次式の Shifted Positive PMI (PPMI)

$$\text{PPMI}(c, w) = \max \left(\log \frac{n(c, w) \cdot N}{n(c)n(w)} - \log k, 0 \right) \quad (1)$$

を計算する。行列 $M = \text{PPMI}(c, w)$ について特異値分解 $M = U\Sigma V$ を計算して得られる行列 $U\sqrt{\Sigma}$ からは Word2Vec と等価な結果が、かつ $V\sqrt{\Sigma}$ からは単語ベクトルと同一空間内に埋め込まれた文書ベクトルが得られる。この文書ベクトルは人物間の類似性評価や検索性向上等の用途で応用されており [4]、高いパフォーマンスが報告されている。

このアプローチを用いて、VTuber タレント v のライブ配信にチャットした視聴者 u のチャット回数 $n(v, u)$ を集計し $\text{PPMI}(v, u)$ を計算することから VTuber ベクトルを獲得する。この際、後述の手順で VTuber ベクトルの適切な作成条件について考察を行うべく、4.b に示されるチャットデータセットに以下 3 条件を適用し、それぞれに対して VTuber ベクトルを作成する。

- (1) データセット (b) における全動画を使用するもの
- (2)(1) に対し、集計期間内のチャット回数が 30 回以上、かつ送信先タレント数が 3 人以上であるチャット者に絞り込んだもの
- (3)(1) に対し、A.2 に示す手順でコラボレーション動画を除外したもの
- (4)(2), (3) の条件を同時に適用したもの

3.2 階層型クラスタリングを応用した VTuber ベクトルの定量評価

階層型クラスタリング (Hierarchical Clustering) とは、データを木構造上の分類をもって再帰的にクラスタリングする手法である。マーケティング上の示唆獲得を念頭に置いた際、どのような条件で作成した VTuber ベクトルが最も解釈可能性に優れているか、定量的な評価指標があることが望ましい。本研究では、アルゴリズム 1 に示す、階層型クラスタリングを応用した評価指標を提案する。本指標は、VTuber ベクトルの作成に使用したチャットデータセット X から視聴者 u を集計期間中の送信先タレント数別に層化抽出する。続いて各視聴者がチャットを送信したタレント 2 名 (v_1, v_2) の組を全て考慮し、階層型クラスタリングモデル Z における各ペアの距離を計算するものである。VTuber タレントごとのファン層を比較可能にする上で、同じファンに選好されているタレントどうしは「類似」したタレントであり、そのような定量的評価がなされることが

^{*1} <https://www.youtube.com/>

Algorithm 1 階層型クラスタリングモデルのコストを求める関数

```
1: function EVALUATE_COST( $X, Z$ )
2:    $cost\_dict \leftarrow \{\}$ 
3:   for all  $i \leftarrow array[3, 4, 5, \dots, N]$  do
4:      $X' \leftarrow sample((X \text{ for } num\_sendee\_talents = i), 100)$ 
5:      $d \leftarrow 0$ 
6:     for all  $u \leftarrow X'$  do
7:       for all  $v_1, v_2 \leftarrow u$  do
8:          $d \leftarrow d + distance(Z, v_1, v_2)$ 
9:       end for
10:    end for
11:     $cost\_dict[i] \leftarrow d$ 
12:  end for
13:  return  $cost\_dict$ 
14: end function
```

望ましいといえる。本指標を通じて2名のタレントを取った際のコストの大きさから、どのような条件でVTuberベクトルを作成することが望ましいか知見を獲得することができると思われる。

3.3 内在次元の評価

内在次元 (Intrinsic Dimension; ID) とは、高次元データの本質的な次元数を評価するために Elizaveta ら [8] によって開発された指標であり、単語ベクトルや埋め込み表現の複雑性を評価する際にも利用される ([9], [10])。

アルゴリズム 1 によって求められるコストが最も小さかった VTuber ベクトルにおいて、内在次元数を全体及び事務所ごとに計測することで、各事務所のファン層の特性の異なりを考察する。

4. 実験データ

YouTube Data API *2 を通じて得られる情報を用いて、企業事務所に所属する VTuber タレントの YouTube ライブ配信に関する2種類のデータセットを構築した。

YouTube におけるメディアの投稿形態は、動画・ショート投稿とライブ配信に大別される。後者では配信活動者が生放送を行い、視聴者はそれを視聴するだけではなくチャットを通じてエンゲージメントを行うことができる。チャットは放送終了までしか投稿できないため、その放送を通じてどのような視聴者が活発であったのかを知る有用なデータである。視聴者のデータを第三者が取得することはできないため、本研究では分析対象をチャット者に絞っている。

(a) **ライブ配信情報データセット** VTuber 事務所4団体 (にじさんじ/ANYCOLOR 株式会社*3, hololive/カバ

株式会社*4, ぶいすぽっ!/株式会社バーチャルエンターテインメント*5, ななしいんく/774 株式会社*6) に所属し、主に日本語のみで配信活動を行う VTuber タレントについて、2025 年 1 月 1 日から 6 月 30 日までになされた配信動画情報を取得した。

(b) **チャットデータセット** データセット (a) の各動画に紐づくチャットのメタ情報を取得した。これには動画投稿者 ID、動画 ID、チャット者 ID、チャットのタイムスタンプが収録されており、ID には匿名加工を施した。VTuber タレントとファンとの定常的な関係性を考察対象とするため、(1) 集計期間中にタレント活動の休止を行わず、10 回以上の配信活動を行っている VTuber タレントであること、(2) 各配信動画の放送時間が 30 分以上であることを条件に抽出を行った。抽出条件に該当した、VTuber タレント 213 名、動画約 2.1 万件、チャット者約 116.5 万人、チャット件数約 31.1 億件を本研究における分析対象とした (A.1)。

5. 評価実験

5.1 VTuber ベクトルの作成と階層型クラスタリングによる定量評価

データセット (b) に対し、3.1 に示される4条件で各40次元の VTuber ベクトルを作成し、アルゴリズム 1 によるコスト評価を行った。図 1 はその結果を示し、横軸は各チャット者の送信先タレント数、縦軸は VTuber タレント2名を取ったときの階層型クラスタリングモデルにおける平均距離すなわちコストを表す。縦軸のコストの値が小さいほど、類似したファンにチャットされているタレントどうしが階層型クラスタリングモデル上で近くに位置することを意味し、ファンの類似性を評価する VTuber ベクトルとして適切な作成がなされたことを示唆するものである。また、図中の μ は、各条件で参照した送信先タレント数 ($3 \leq t \leq 10$, 条件 (1) のみ $2 \leq t \leq 10$) について相対度数を計算し、各コストの値の加重平均値を求めたものである。

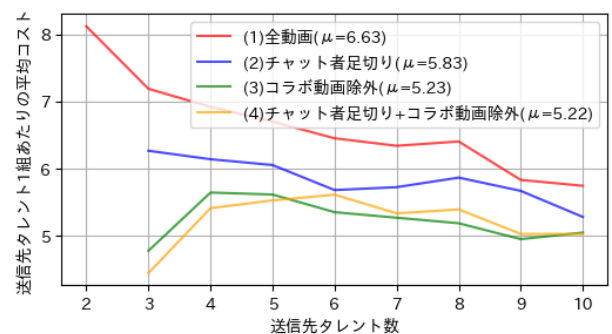


図 1 コスト関数による VTuber ベクトル作成条件の評価

*2 <https://developers.google.com/youtube/v3/getting-started?hl=ja>

*3 <https://www.nijisanji.jp/>

*4 <https://hololivepro.com/>

*5 <https://vspo.jp/>

*6 <https://www.774.ai/talents>

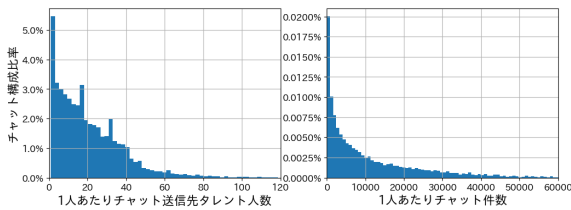


図 2 チャットに占めるチャット者の性質別割合

まず全体的な精度を見ると、VTuber ベクトルを全ての動画から作成する場合 ((1)) よりも、チャット者の「足切り」((2)) やコラボレーション動画の除外 ((3)) などを行ったほうが精度向上に寄与することが示された。条件 (2) の「足切り」について、これは単語ベクトルにおいては専門用語のような低頻度語の除外に相当する行為であり、文書すなわち VTuber タレントのファン層という全体的な性質を評価する上では一定のエンゲージメント条件が有用であったと考えられる。条件 (3) について、ある動画内でコラボレーションが発生した場合、本配信者だけではなくそこに出演する各タレントのファンも一定数チャットを行うことが考えられる。VTuber ベクトルの解釈においてはそのようなチャット者も自らのファンとして捉えられてしまうため、コラボレーションの動画を除外することが階層型クラスタリングのコストの低下に繋がったというのはそのような動画単位でのノイズの除去に成功した証だといえるだろう。徳山ら [5] の考察において、コラボレーションの有無が VTuber ベクトルの解釈性に影響を与えることが示唆されていたが、その考察と整合的な結果であるといえよう。

また、条件 (4) に示すチャット者の足切りとコラボレーション動画の除外を同時に行った場合、最も精度上は優れているが、条件 (3) との差分は僅かであった。これについて考えられる要因としては、チャット者へのチャット回数による条件づけが、送信先タレント数が増えるに従ってあまり有用でなくなっている可能性が挙げられる。多くのタレントにチャットを送っていればいるほど、チャット者 1 人あたりの平均的なチャット回数は多くなっているものと推察される。例えば送信先タレント数が 8,9,10 人の場合において、両者の条件での平均コストの間はほとんど差が生じていないことが、そのことを如実に示していると考えられる。

この現象は、送信先タレント数と 1 人あたりのチャット回数という、独立していない軸どうしを抽出条件に使用したことによって生じたものであり、VTuber ベクトルの最適な作成条件を探索する上で他の絞り込み条件の検討を今後の課題としたい。

5.2 VTuber ベクトルの可視化

前章の評価において最もコストが小さかった条件 (4) による VTuber ベクトルを本実験における最良の条件とみ

なし、可視化および後続の解釈を行った。図 3 は、3.1 条件 (4) において得られた VTuber ベクトルを、 t -SNE 及び ICA^{*7}によって 2 次元空間に圧縮・可視化したものである。

t -SNE、及び ICA による 2 次元散布図それぞれで、VTuber タレントの分布が所属事務所によって分離できることから、タレントに対するファンの嗜好性は事務所によって大きく規定されていることが示された。これはにじさんじ及び hololive の 2 団体での分析を行った徳山ら [5] の先行研究とも整合的である。また、ICA による散布図 (図 3 右) では事務所によって所属 VTuber タレントの散らばり方が異なることがよく確認できる。これは事務所によってどのような VTuber タレントを獲得・養成しているか、異なった戦略性を持っていることを示唆している。例えばななしんくは他事務所に対し、より共通したファンに選好される VTuber タレントを抱えていることが推察される。

VTuber タレント間のファンの類似性をより理解するため、本条件における階層型クラスタリングによって得られた樹形図を図 A.2 に示す。紙面の都合上、樹形図を 3 段組みで示している。また、事務所の散らばりを視覚的に把握するため、VTuber タレント名の末尾に括弧書きで所属事務所の 1 文字目を付している (例えば、にじさんじであれば「[に]」と記載する)。樹形図上のほぼすべての部分において、同一の事務所にタレントどうしが隣接して分布している。このことから、2 次元散布図で確認したように、VTuber タレントがどの事務所に所属しているかがファン層を規定していることが改めて確認できる。

5.3 内在次元数の評価

ここまでの実験により、VTuber タレントの所属事務所がファンの特性を規定していること、及びコラボレーション動画を除外する有用性が明らかになったため、条件 (4) ので作成した VTuber ベクトルに対して全体及び事務所ごとの内在次元数を評価した。表 1 の 1,2 列目はその評価結果であり、企業所属 VTuber タレントのファン層を規定するのは最大 6 次元程度の軸であることが確認される。これを受け、同表 3 列目以降には独立成分分析によって 6 次元に次元圧縮した場合の各軸に対する分散を計測し、図 4 にはバプロットを示している。

表によって、事務所ごとに内在次元数に開きがあることと、6 次元に次元圧縮した際にどの軸で分散が大きいのか事務所によって異なることができる。これは、事務所ごとにファンの獲得に対して異なった戦略を取っている表れだと考えられる。例えば独立主成分の第 6 次元目において、ぶいすぽっ！の分散は 1.520 であるが、他 3 事務所の分散

^{*7} 独立成分分析 (Independent Component Analysis; ICA) はデータを線形変換し、可能な限り統計的に独立な軸を探索する手法である [11]。ICA は t -SNE とは異なり各軸に対する線形的な意味付けを行うことができ、かつ代表的な次元圧縮方法である PCA よりも各軸に対して解釈性を担保できるため採択した。

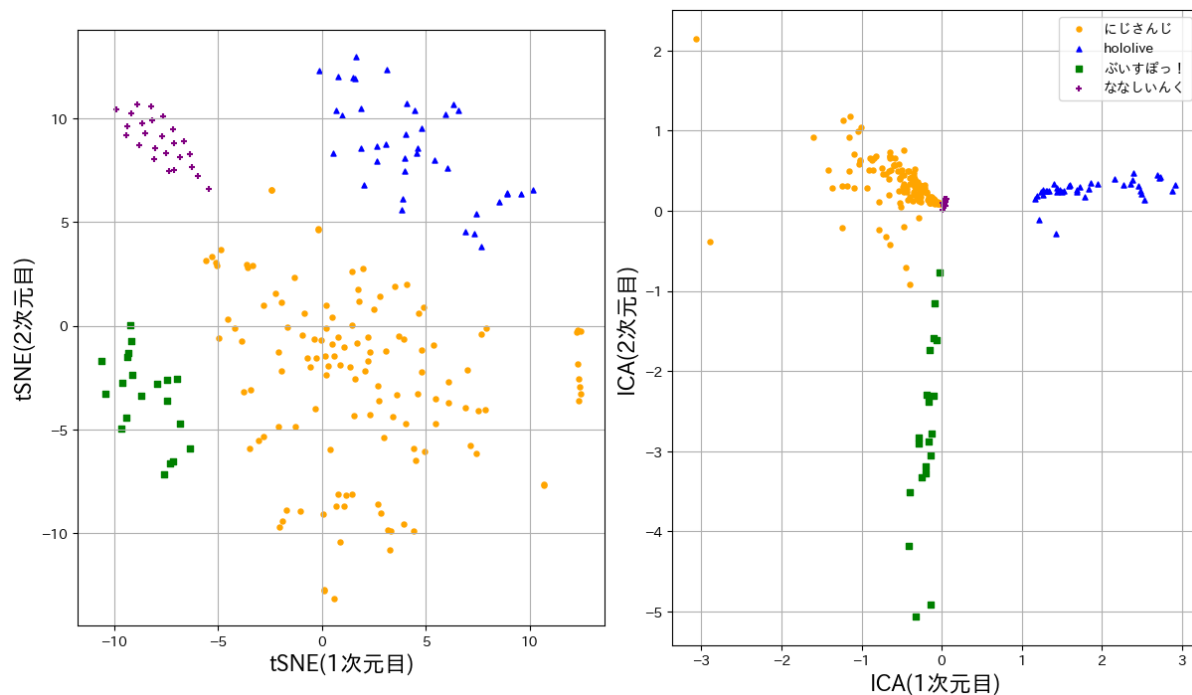


図 3 VTuber ベクトルの 2 次元散布図
(左: t-SNE, 右: ICA)

は 0.01 0.03 程度である。ペアプロットからも、6 次元目に対して彼ら (図中緑色) のばらつきが大きいことが確認できる。このことから、ぶいすぽっ! は他事務所とは異なった多様性を所属タレント内に担保し、ファンの獲得を行っているものと考えられる。

6. まとめ

本稿では VTuber タレントのファン層を定量的に評価することを目的に、VTuber 対チャット者の二部グラフから文書ベクトルを獲得し分析を行った。

VTuber ベクトルの作成及び階層型クラスタリングを用いた評価によって、所属事務所が VTuber タレントのファン層を規定していること、及びコラボレーション動画を除外することがその解釈可能性の向上に寄与することが示された。また、VTuber ベクトルの内在次元数は事務所によって最大 6 次元程度のばらけた値をとり、各事務所によるタレント養成やファン獲得戦略の差異が読み取れる可能性が示唆された。

今後は、VTuber ベクトルの作成条件の更なる改善や、本研究で判明した企業事務所所属の VTuber タレントを規定する 6 次元の要素の定量・定性的な解釈を試みたい。また、VTuber ベクトルに対して獲得した示唆を応用し、VTuber タレントどうしの比較を可能にするための定量指標の作成・検討が求められる。

付 録

A.1 チャットデータセットの基礎集計

図 A.1 はデータセット (b) における、1 人あたりの送信先タレント数及びチャット件数ごとの構成割合である。どちらも右裾の分布であり、送信先タレント者数やチャット回数が多くなるに従ってレコード数は限定されることを示している。

A.2 コラボレーション動画の除外

本研究で集計対象としている動画約 2 万件に対し、コラボレーションの有無を手動でラベル付けすることは非常に困難である。そこで、データセット (a) で取得した動画タイトルに対して VTuber 事務所ごとに 3% 計 600 件の層化サンプリングを行い、これらに手動でのアノテーションの上で動画タイトルからコラボレーション有無を予測するロジスティック回帰モデルを構築した。動画タイトルに前処理を施した上で、文字 N グラム、単語 N グラム (N は各 1, 2, 3) を特徴量として使用した結果、単語ユニグラムモデルの汎化性能が最も優れており、テストデータに対して ROC-AUC 0.695, PR-AUC 0.553 であった。獲得した単語ユニグラムモデルを全動画に適用し、サンプル内でのコラボレーション確率であった約 35% を閾値とし、モデルによる予測確率が閾値未満のものを非コラボレーション動画とみなした。

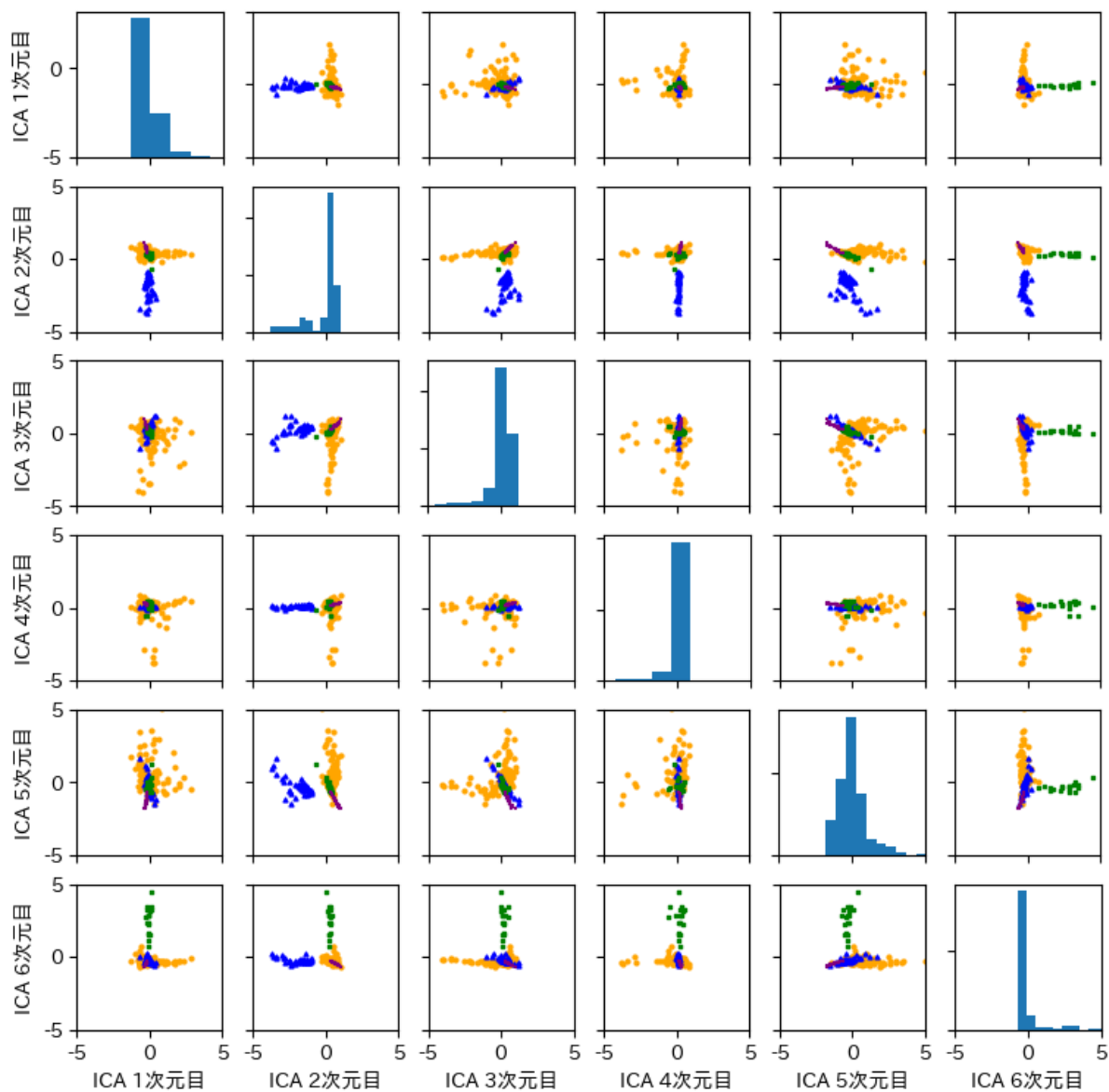


図 4 独立主成分のペアプロット

表 1 VTuber ベクトル (d=40) における内在次元数と独立成分分析を適用した際の各軸の分散

評価項目	内在次元数	分散 (ICA1)	分散 (ICA2)	分散 (ICA3)	分散 (ICA4)	分散 (ICA5)	分散 (ICA6)
全体	4.450	1.005	1.005	1.005	1.005	1.005	1.005
にじさんじ	5.391	1.627	0.045	1.473	1.620	1.012	0.034
hololive	6.212	0.035	0.624	0.178	0.004	0.388	0.029
ぶいすぽっ！	4.152	0.012	0.058	0.025	0.080	0.187	1.520
ななしいんく	2.355	0.003	0.031	0.029	0.002	0.098	0.012

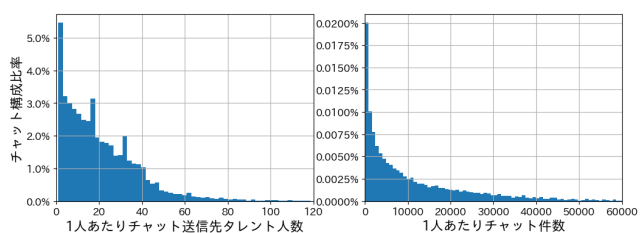


図 A.1 チャットに占めるチャット者の性質別割合

参考文献

- [1] 武田太一, 濱崎雅弘, 後藤真孝. Vtuber におけるソーシャルネットワークに関する分析. Web インテリジェンスとインタラクショナル研究会 予稿集 第 15 回研究会, pp. 9–12. Web インテリジェンスとインタラクショナル研究会, 2019.
- [2] Yee Heng Tan and Barbara R. Greene. Can a 2d shark girl be an influencer? uncovering prevailing archetypes in the virtual entertainer industry. *Journal of Business Research*, Vol. 186, p. 114951, 2025.
- [3] Hongyan Liu and Jichang Zhao. Vtuber attractiveness and its effect on viewer gifting. *International Journal of Human-Computer Interaction*, Vol. 0, No. 0, pp. 1–16, 2025.
- [4] 持橋大地. Researcher2vec: ニューラル線形モデルによる自然言語処理研究者の可視化と推薦. 言語処理学会第 27 回年次大会, Vol. NLP2021, pp. B2–2, 2021.
- [5] 徳山儀亮, 吉井健敏, 持橋大地. メタ情報を考慮した vtuber のファン層の異なりの評価. 第 4 回計算社会科学大会, Vol. CSSJ2025, pp. P2–11, 2025.
- [6] Omer Levy and Yoav Goldberg. Neural word embedding as implicit matrix factorization. *Advances in neural information processing systems*, Vol. 27, , 2014.
- [7] Tomas Mikolov, Ilya Sutskever, Kai Chen, Greg S Corrado, and Jeff Dean. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *Advances in neural information processing systems*, 2013.
- [8] Elizaveta Levina and Peter Bickel. Maximum likelihood estimation of intrinsic dimension. In L. Saul, Y. Weiss, and L. Bottou, editors, *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 17. MIT Press, 2004.
- [9] 上田亮, 横井祥. 言語の固有次元を測る. 言語処理学会第 30 回年次大会 発表論文集, Vol. NLP2021, pp. 1605–1609, 2021.
- [10] 片岩拓也, 趙羽風, 大木哲史. トークン埋め込みの内在次元を測る. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI2025, pp. 3S4GS202–3S4GS202, 2025.
- [11] 持橋大地. 統計的テキストモデル: 言語へのベイズ的アプローチ. 確率と情報の科学 / 甘利俊一, 麻生英樹, 伊庭幸人編. 岩波書店, 2025.

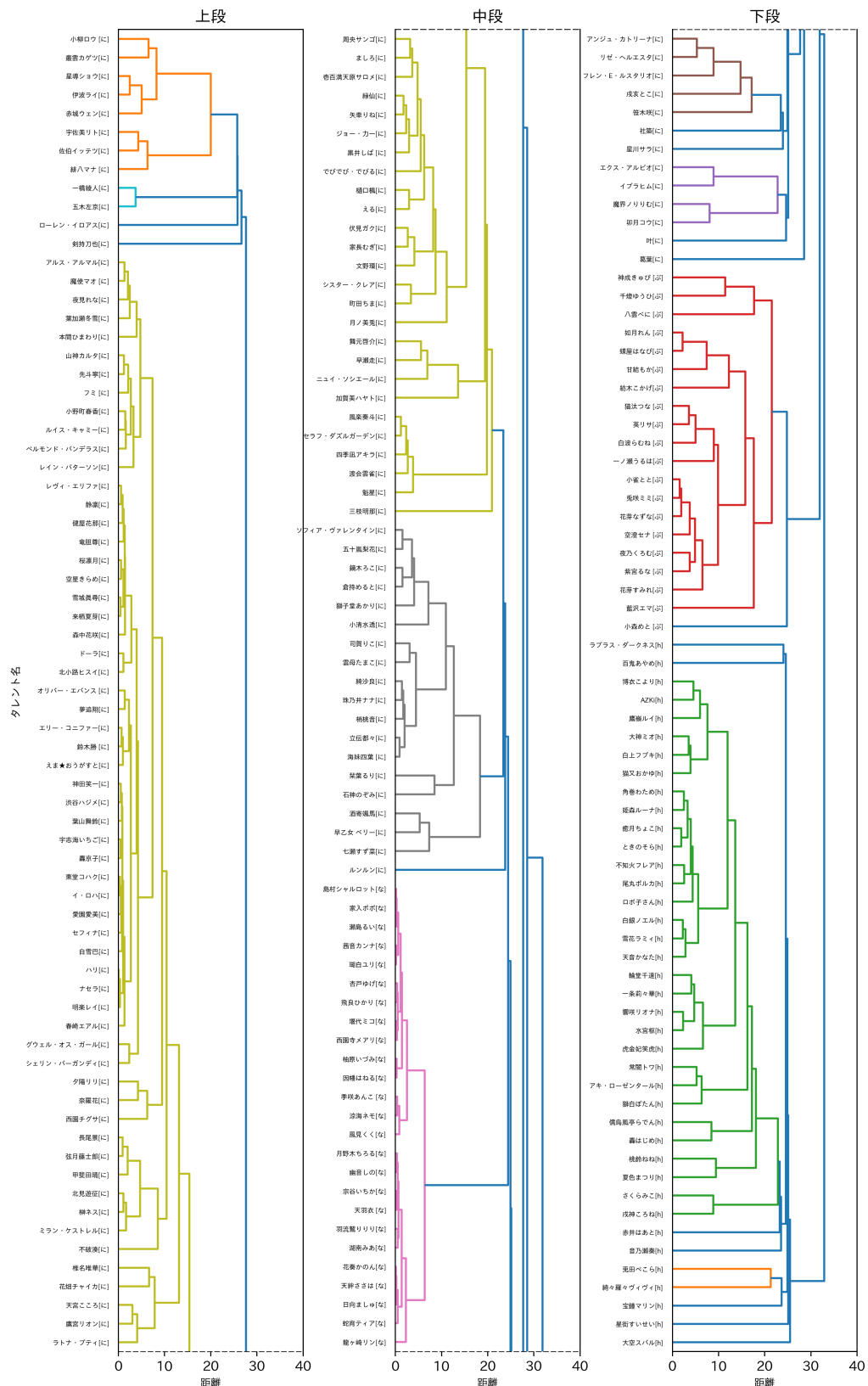


図 A.2 階層型クラスターリングの樹形図
(紙面の都合上、樹形図を3分割して示す。
タレント名の末尾には所属事務所の1文字目を付している.)