

eスポーツ推薦のためのTwitter分析に基づく 知名度と満足度算出手法の提案

山口 祐也[†] 王 元元[†]

[†] 山口大学工学部知能情報工学科 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1

E-mail: †{b081ff, y.wang}@yamaguchi-u.ac.jp

あらまし 近年、インターネット環境の普及によってeスポーツ文化が拡大しており、さまざまなeスポーツをプレイするプレイヤーが爆増しつつある。その要因には動画投稿配信サービスの向上があげられるが、実際に各eスポーツにどれだけの人気があり、プレイヤー人口がいるのかは図り知ることができない。そこで本研究では、Twitterを用いて各eスポーツにおけるツイートを収集し、プレイヤーが多い人気eスポーツとプレイヤーが少ないニッチeスポーツを推薦する手法を提案する。本論文では、Twitterデータのメタデータ（ユーザID、エンゲージメント率、インプレッション数など）を用いて、各eスポーツの知名度および満足度を算出することで、人気eスポーツとニッチeスポーツの2種類のランキングをユーザに推薦する。最後に、知名度と満足度により抽出されたeスポーツの妥当性および2種類のeスポーツランキングの有効性を検証する。

キーワード eスポーツ, Twitterデータ, 知名度算出, 満足度算出, ランキング

1 はじめに

近年、インターネット環境の普及により、エレクトロニック・スポーツ（以降、eスポーツと記す）文化が拡大してきた。たとえば、Newzoo¹におけるGlobal Esports Market Reportによると、2014年はゲーム関連視聴者数が200万人に対し、2022年では視聴者が5億3200万人に上るというデータが示されている[1]。これはYoutube²やTwitch³等での動画投稿配信サービスの向上によりeスポーツ視聴者数の増加に深く関係している。またeスポーツプレイヤーにおいて、年々eスポーツ数も増加しており、日本でも2022年時点でeスポーツプレイヤーは360万人程に増えている。eスポーツの発展・拡大に伴い動画投稿配信サービスと共に密接にeスポーツは成長していったが、近年ではその助力にソーシャルネットワークサービス（以降、SNSと記す）が関わっていると予想される。理由にはSNSにはゲーム機器各種やパーソナルコンピュータ内のeスポーツからTwitter⁴に投稿できる手段が多くあり、日本のeスポーツプレイヤーは多くのeスポーツに関するタグ付きツイートを投稿する傾向がある。そこで本研究ではこれらの傾向を活かし、SNS上に投稿されたタグ付きツイートを利用して、eスポーツプレイヤーにおける各eスポーツの興味や関心を深められることを目指す。

そこで本研究では、指定した各eスポーツにおいてSNS上に投稿されているツイートのメタデータ（投稿者ID、フォロワー数、フォロワー数、いいね数、RT数、エンゲージメント率、イ

ンプレッション数）を用いて、eスポーツの知名度と満足度をそれぞれに算出する。知名度とは、どの程度多くの人々がそのeスポーツを知っているかを表す度合いである。知名度が高い場合、多くの人々がそのeスポーツについて知っていることになり、知名度が低い場合、多くの人々がそのeスポーツについてあまり知らないということになる。そのため、短い投稿間隔で、多くのプレイヤーがプレイし、多くのツイートが投稿されたeスポーツの知名度が高くなる。また、満足度とは、eスポーツをプレイしたプレイヤーがそのeスポーツに対してどの程度満足できるかを表した指標である。満足度が高い場合、そのeスポーツをプレイしたプレイヤーが満足できる可能性が高く、低い場合は満足する可能性が低いということになる。ツイートの投稿に反応した人が多い、つまり、エンゲージメント率が高く、インプレッション数が少ないと値が高くなる。



図1 2種類のeスポーツ

本研究では、Twitterに投稿されたeスポーツに関するツイートのメタデータを用いて、各eスポーツの知名度・満足度の算出を行い、また、図1のように算出した知名度と満足度に基づき2種類のeスポーツランキングを生成を目指す。人気eスポーツとは、知名度が高く、満足度が高いeスポーツであり、eスポーツの中でも相対的にプレイヤー人口が多いeスポーツを対象としている。ニッチeスポーツとは、知名度の低く、満足度が高いeスポーツであり、eスポーツの中でも相対的にプ

1: <https://newzoo.com/>

2: <https://www.youtube.com/>

3: <https://www.twitch.tv/>

4: <https://twitter.com/>

レイヤー人口が少ないeスポーツを対象としている。

本論文の構成は以下のとおりである。2章では、ランキングの生成や比較に関する研究やeスポーツを扱った研究などを紹介する。3章では、Twitter分析に基づく知名度と満足度算出について説明する。4章では、知名度と満足度を用いたeスポーツ推薦から述べる。5章では、生成した2種類のランキングの有用性を図るための評価実験について述べる。最後に、6章でまとめと今後の課題について述べる。

2 関連研究

Twitter上に投稿されたツイートから抽出したメタデータを用いて、ランキング生成や情報提供、およびその分析に関するさまざまな研究やシステムの開発が盛んである。

奥ら[2]は、ユーザの価値判断基準モデルに基づいたコンテキストに依存するランキング手法を提案している。また、倉島ら[3]は、掲示板やBlogなどに投稿された商品に対する口コミによつてコンテキスト情報を基に評価対象と比較対象を用いたランキング手法を提案している。これらの研究では大量のテキストデータから比較評価要素を抽出し、それを基に対象集合の中から価値のあるものを発見し評価値によるランキング手法を提案している。本研究では、抽出対象にツイートをを用いたランキング手法を提案する。

知名度を扱う研究では、Kozakiら[4]は、ジオタグ付き写真のview数、位置情報および投稿日時を用いて、ホットスポットにおける知名度・満足度をそれぞれ算出する。また、王ら[5]もジオタグ付き写真のユーザID、や写真のview数、位置情報および投稿日時を用いて、ホットスポットにおける知名度・満足度をそれぞれ算出する。これらの研究では算出された知名度・満足度を用いて2種類のピクトリアルマップを生成する手法を提案している。本研究では、データセットをツイートのメタデータだけに絞り、ツイートのエンゲージメント率やインプレッション数などを用いて、任意のeスポーツに関する知名度と満足度を算出し、それに基づき2種類のランキングを生成することを旨とする。

さらに、本研究で扱うeスポーツについて関係のある研究も盛んに行われている[6][7][8]。伊藤と藪谷[9]は、プレイヤーの専門志向化要因とスポーツ歴およびテレビゲーム歴の関連性を明らかにした。これらの研究では、レクリエーション専門志向化の概念に基づきマーケティングやプロモーションといった視点からeスポーツプレイヤーのスポーツ歴およびテレビゲーム歴の関連性を明確にし調査フォーラムアンケートを用いて重回帰分析を行い、eスポーツプレイヤーの専門志向化と過去のスポーツ歴の関連性を調査した。また、Jennyら[10]や、Williamsら[11]はeスポーツに携わる人の属性についての調査を行った。Himmelsteinら[13]は、League of Legendに焦点を当て、プレイヤーのメンタルが与えるeスポーツへの影響についての調査を行った。また、eスポーツ化についての現状と将来性に関する研究も盛んに行われている[14]。Nyleら[15]は大学でのeスポーツの取り組みについての調査を行った。ま

たそれに伴い、萩原悟一ら[17]は集中や認知に関するスキルに着目したポジティブな効果について、Burroughsら[18]らはTwitch等のストリーミング配信とeスポーツの将来の発展について調査した。本研究では、eスポーツプレイヤーの特徴や視聴者側の属性には触れないが、今後の研究内容の着眼点を得るものとして課題とする。

また、Karolら[19]は、eスポーツの興味分野での多基準決定分析(MCDA)メソッドを使用し、eスポーツプレイヤーを評価するための意思決定支援システムエンジンを構築を試みた。これらの研究では、Characteristic Objects METhod (COMET)を使用し、人気eスポーツ内でのプレイヤーのランキングを生成するモデルを作成した。

3 Twitter分析に基づく知名度と満足度算出

本章では、eスポーツの投稿者ID、フォロワー数、フォロワー数、いいね数、RT数、エンゲージメント率、インプレッション数などのメタデータを用いて知名度と満足度を算出する方法について説明する。本研究では、eスポーツ28種類に関するツイートを2022年10月6日から2022年11月30日まで、約10万件収集する。ここで収集するツイートの基準はそれぞれのアプリケーションから直接eスポーツの画面を共有する時に付けられる公式が設定しているハッシュタグを中心に収集する。またここで収集するツイートは日本語版のツイートのみを対象としている。

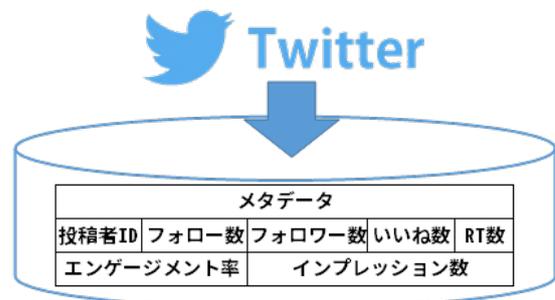


図2 収集したツイートのメタデータ

3.1 eスポーツの知名度算出

知名度とは、どの程度多くの人々がそのeスポーツを知っているかを表す指標である。知名度 R は以下の式により算出する。

$$R = \frac{N}{T} \times \frac{\text{フォロワー数}}{\text{フォロワー数}} \quad (1)$$

3.2 eスポーツの満足度算出

満足度とは、eスポーツプレイヤーがそのeスポーツに対してどの程度多くの人々が満足できたかを表した指標である。満足度 S は以下の式により算出する。

$$S = \frac{E}{I} \times 100 \quad (2)$$

I はインプレッション数を表している。 E はエンゲージメント率を表しており、SNSの投稿に対する反応をしたユーザの割

合であり、これをインプレッション数 I で割ることにより、eスポーツプレイヤーの満足度割合を求めることができる。そして、式 2) の値が高いほど満足度 S が高いことになる。つまり、複数回ツイートを投稿する人は、そのeスポーツに対して満足できたと考えられる。そのため、より少ない反応でより多くの人に見られるeスポーツは、多くのプレイヤーが満足できたことになる。

4 知名度と満足度を用いた e スポーツ推薦

4.1 e スポーツ抽出

提案手法に基づいて算出された知名度と満足度を用いて、人気eスポーツとニッチeスポーツをそれぞれ抽出する。28種類のeスポーツの知名度と満足度の平均値をそれぞれ閾値とし、まず満足度が閾値よりも高いeスポーツを抽出する。次に、抽出された満足度の高いeスポーツから、知名度が閾値よりも高いeスポーツを人気eスポーツとして抽出する。また、知名度が閾値よりも低いeスポーツをニッチeスポーツとして抽出する。今回は、提案手法に基づいて算出された知名度 R の閾値は 0.21、満足度 S の閾値は 0.22 であった。

4.2 e スポーツランキング

本研究では、抽出した人気eスポーツおよびニッチeスポーツを用いて2種類のeスポーツランキングを生成する。具体的には、図 1 で示したように知名度が閾値より高く、満足度が閾値より高いeスポーツを人気eスポーツとし、知名度を基準にランキングする。また、同様に知名度が閾値より低く、満足度が閾値より高いeスポーツをニッチeスポーツとし、知名度を基準にランキングする。その結果より表 1 および 2 のランキングをそれぞれ生成した。

表 1 提案手法により抽出された人気 e スポーツ

順位	人気 e スポーツ	知名度	満足度
1	League of Legends	1.00	0.44
2	FIFA ワールドカップ	0.87	0.51
3	Shadowverse	0.62	0.51
4	Rocket League	0.41	0.23
5	Apex Legends	0.36	0.98
6	太鼓の達人	0.32	0.82
7	ぶよぶよ	0.31	0.45
8	OVERWATCH	0.25	0.63
9	Fortnite	0.23	0.42
10	VALORANT	0.23	0.31
閾値		0.21	0.22

eスポーツによっても各々総データ数に大きな差異が見られたが、算出の都合上満足度に大きく反映される結果となった。また人気eスポーツにはPCを用いるeスポーツが、ニッチeスポーツにはコンシューマー機器を用いるeスポーツが多くピックアップされる結果となった。

表 2 提案手法により抽出されたニッチ e スポーツ

順位	ニッチ e スポーツ	知名度	満足度
1	パズル&ドラゴンズ	0.15	0.99
2	ストリートファイター	0.10	0.41
3	テトリス	0.09	0.62
4	大乱闘スマッシュブラザーズ	0.08	0.68
5	スプラトゥーン	0.05	0.94
6	NBA	0.05	1.00
7	Battlefield	0.03	0.83
8	Minecraft	0.03	0.62
9	Zwift	0.00	0.61
閾値		0.21	0.22

5 評価実験

5.1 データセット作成

提案手法で利用する「人気eスポーツランキング、ニッチeスポーツランキング」は海外ゲーム市場調査会社 Newzoo が所持するeスポーツ競技者人口データセットを Newzoo によって提供されたものがある。これは 2022 年 6 月 1 日から 2022 年 11 月 30 日において、全世界のeスポーツプレイヤーデータ約 1 億件が含まれる。本研究では Newzoo データセットを用いて、各eスポーツにおけるトップゲームランキング、プレイヤーのシェア%率、生涯プレイヤー総数を利用する。

人気eスポーツ、ニッチeスポーツの抽出対象は Newzoo より示されたトップゲームランキングに記載されているゲームの内、eスポーツに分類されているものを抽出対象とする。また人気eスポーツ、ニッチeスポーツの分類には以下の式を用いて算出する。

$$\text{閾値} = \frac{\text{プレイヤーのシェア率}}{\text{生涯プレイヤー総数}}$$

ここで算出された各eスポーツの閾値を基に平均を算出し、平均より高い閾値を持つeスポーツを人気eスポーツ、平均より低い閾値を持つeスポーツをニッチeスポーツとして抽出した。

本節では、提案手法に基づいて生成された2種類のeスポーツランキングの例を示し、Newzoo から各eスポーツにおけるトップゲームランキングを基調とした2種類のeスポーツランキングと比較する。

5.2 実験 1：人気 e スポーツ・ニッチ e スポーツ抽出精度の検証

実験 1 では、提案した人気eスポーツとニッチeスポーツの抽出精度を評価するために、比較手法を既存の各eスポーツ競技者人口順とした上位のeスポーツを使用し、評価実験を行った。あらかじめ 5.1 節で作成した人気eスポーツリスト (表 3) とニッチeスポーツリスト (表 4) を正解データとする。これらの正解データと、知名度と満足度により抽出された人気eスポーツとニッチeスポーツとの比較を行って、下記の式を用いてそれぞれの正解率を算出する。

$$\text{正解率} = \frac{|\text{正解データ} \cap \text{人気・ニッチ e スポーツ}|}{|\text{人気・ニッチ e スポーツ}|}$$

表 3 人気 e スポーツリスト

人気 e スポーツ
League of Legends
CS:Go
Fortnite
Call of Duty Modern Warfare
PLAYERUNKNOWN ' S BATTLEGROUNDS
VALORANT
Rocket League
DOTA2
Apex Legends
鉄拳
World of Warcraft
チームファイトタクティクス
ウイニングイレブン
HADO

表 4 ニッチ e スポーツリスト

ニッチ e スポーツ
ストリートファイター
FIFA ワールドカップ
Hearthstone
Minecraft
Zwift
NBA
クラッシュ・ロワイヤル
大乱闘スマッシュブラザーズ
グランブルーファンタジーヴァーサス
サムライスピリッツ
Destiny
スプラトゥーン
モンスターストライク

抽出された人気 e スポーツの正解率は、50.0%、抽出されたニッチ e スポーツの正解率は、66.7%となった。

また、実験結果より満足度は、ユニークユーザのエンゲージメント率に大きく依存していることがわかった。これはユニークユーザのツイート投稿がエンゲージメント率を底上げしそれに伴い満足度の数値も高くなり、エンゲージメント率が低いと満足度が低い数値となる。その結果 Newzoo が所持する e スポーツ競技者人口データセットと比較した場合において正解データとなる e スポーツの半分がランキングにピックアップされない結果となった。

5.3 実験 2 : e スポーツランキング有効性の検証

実験 2 では、提案手法に基づき生成した 2 種類の e スポーツランキングの有効性を検証するために、Newzoo より提供された正解データと提案ランキングを nDCG@5 と nDCG@10 を用いてそれぞれ比較する。Newzoo より提供された正解データ

表 5 正解データとなる人気 e スポーツランキング (上位 10 件)

順位	人気 e スポーツ
1	League of Legends
2	CS:Go
3	Fortnite
4	Call of Duty Modern Warfare
5	PLAYERUNKNOWN ' S BATTLEGROUNDS
6	VALORANT
7	Rocket League
8	DOTA2
9	Apex Legends
10	World of Warcraft

表 6 正解データとなるニッチ e スポーツランキング (上位 10 件)

順位	ニッチ e スポーツ
1	ストリートファイター
2	FIFA ワールドカップ
3	Hearthstone
4	Minecraft
5	Zwift
6	NBA
7	クラッシュ・ロワイヤル
8	大乱闘スマッシュブラザーズ
9	Destiny
10	スプラトゥーン

表 7 提案ランキングの評価結果

ランキング	nDCG@5	nDCG@10
人気 e スポーツ	0.72	0.46
ニッチ e スポーツ	0.87	0.75

となる e スポーツランキングをそれぞれ表 5 および 6 に示す。

提案ランキングの評価結果を表 7 に示す。nDCG@5 と nDCG@10 を用いて提案手法によるランキングの評価を行った結果、nDCG@5 のほうが人気 e スポーツおよびニッチ e スポーツともに nDCG@10 よりも高い結果となった。

6 おわりに

本研究では、Twitter に投稿された e スポーツに関するツイートのメタデータを抽出し知名度と満足度の要素を算出し、e スポーツプレイヤーがどの e スポーツに人がいるのか、またどの程度人気があり e スポーツとしての満足度が高くプレイヤーに推薦する手法を提案した。評価実験では、知名度と満足度により抽出された e スポーツの妥当性および 2 種類の e スポーツランキングの有効性を検証した。

今後の課題として、まず、知名度と満足度に関する e スポーツの要素抽出方法を改善し、ツイートの内容をコンテキスト分析による感情の要素の値の算出方法について検討する必要がある。また本研究の提案手法で生成されたランキングについての知名度と満足度のアンケートによる提案手法についても行う予定である。また、今回の評価実験では、知名度と満足度の e スポーツランキングを考慮したものではあるが、そのほかの要素

についても追加で算出を行い、より多面的に評価することで、提案手法の有用性が正しく判断できる。また、各都道府県などで開催されているオフイベントや大会をマッピング表記できるように連携させ、位置情報とeスポーツを関連付けるシステムの作成と評価を行う予定である。

文 献

- [1] Newzoo International B.V.: Newzoo's Global Esports & Live Streaming Market Report 2022 Free Version, <https://newzoo.com/insights/trend-reports/newzoo-global-esports-live-streaming-market-report-2022-free-version>, April 19, 2022 (参照: 2022年12月28日).
- [2] 奥健太, 中島伸介, 宮崎純, 植村俊亮, 加藤博一: 情報推薦におけるユーザの価値判断基準モデルに基づくコンテキスト依存型ランキング方式, 情報処理学会論文誌データベース (TOD), Vol. 2, No. 1, pp. 57-80, 2009年3月.
- [3] 倉島健, 別所克人, 内山俊郎, 片岡良治: 比較評価情報の抽出とそれに基づくランキング手法の提案, 第19回データ工学ワークショップ (DEWS 2007), L1-5, 2007年3月.
- [4] Yamato Kozaki, Yuanyuan Wang, and Yukiko Kawai: Generating Pictorial Maps for Tourists Using Flickr Photo Data, in Proceedings of the 7th IEEE Global Conference on Consumer Electronics (GCCE 2018), pp. 375-379, October 2018.
- [5] 王元元, 岳五一: SNS投稿写真から算出した観光スポットの知名度と満足度に基づくピクトリアルマップの生成手法の提案と評価, パーソナルコンピュータ利用技術学会論文誌, Vol. 16, No. 1, pp. 1-10, 2021年9月.
- [6] Devin Anderson, Kevin Sweeney, Erica Pasquini, Brent Estes, and Ryan Zapalac: An Exploration of Esports Consumer Consumption Patterns, Fandom, and Motives, International Journal of eSports Research (IJER), Vol. 1, No. 1, pp. 1-18, 2021.
- [7] Daniel Kane and Brandon D. Spradley: Recognizing Esports as a Sport, The Sport Journal, Vol. 9, No. 5, pp. 1-9, May 2017.
- [8] 渡辺知晴: 『esports』の現状と今後について, パテント 2020 特集《eスポーツと知財》, Vol. 73, No. 9, pp. 16-27, 2020年.
- [9] 伊藤央二, 藪谷諒真: eスポーツプレイヤーの専門志向化要因とスポーツ歴およびテレビゲーム歴の関連性, スポーツ産業学研究, Vol. 31, No. 4, pp. 457-464, 2021年.
- [10] Seth E. Jenny, Margaret C. Keiper, Blake J. Taylor, Dylan P. Williams, Joey Gawrysiak, R. Douglas Manning, and Patrick M. Tutka: eSports Venues: A New Sport Business Opportunity, Journal of Applied Sport Management, Vol. 10, No. 1, pp. 34-49, 2018.
- [11] Dmitri Williams, Nick Yee, and Scott E. Caplan: Who Plays, How Much, and Why? Debunking the Stereotypical Gamer Profile, Journal of Computer-Mediated Communication, Vol. 13, No. 4, pp. 993-1018, July 1, 2008.
- [12] 菅野雄太: eスポーツ視聴者の視聴動機測定尺度の開発と継続視聴意図に影響を及ぼす動機要因の研究: FPS(First Person Shooter)のオンライン視聴に注目して, 大阪体育大学修士学位論文, 第478号, 2022年3月17日.
- [13] Daniel Himmelstein, Yitong Liu, Jamie L. Shapiro: An Exploration of Mental Skills among Competitive League of Legend Players, International Journal of Gaming and Computer-Mediated Simulations, Vol. 9, No. 2, pp. 1-21, 2017.
- [14] Liuhong Zang, Jie Wu, and Yanbing Li: Research on Current Situation of E-sports in Urumqi, Xinjiang, International Journal of Sports Science and Engineering, Vol. 02, No. 01, pp. 57-61, 2008.
- [15] Nyle Sky Kauwelo and Jenifer Sunrise Winter: Taking College Esports Seriously, The Journal of the Canadian Game Studies Association, Vol. 12, No. 20, pp. 35-50, 2019.
- [16] 田中彰吾: 身体性哲学からみるeスポーツ, 日本体育学会大会予稿集, Vol. 70, No. 0, pp. 10.2-10.2, 2019年.
- [17] 萩原悟一, 川原伊織里, 木原沙織: eスポーツに関するポジティブ効果検証の試み: 集中度と認知的スキルに着目して, スポーツ産業学研究, Vol. 30, No. 3, pp. 239-246, 2020年.
- [18] Benjamin Burroughs and Paul Rama: The eSports Trojan Horse: Twitch and Streaming Futures. Journal of Virtual Worlds Research, Vol. 8, No. 2, pp. 1-5, 2015.
- [19] Karol Urbaniak, Jarosław Watróbski, and Wojciech Sałabun: Identification of Players Ranking in E-Sport, Applied Sciences, Vol. 10, No. 19, 6768, pp. 1-35, 2020.