

法政大学学術機関リポジトリ

HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2025-01-15

ゲーム内統計情報に基づいた性格とスキルの可視化によるオンラインゲームプレイ支援

Ide, Tatsuro / 井出, 達郎

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院情報科学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 情報科学研究科編

(巻 / Volume)

18

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

6

(発行年 / Year)

2023-03-24

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00026281>

ゲーム内統計情報に基づいた性格とスキルの可視化による オンラインゲームプレイヤー支援

Supporting Online Game Players by the Visualization of Personalities and Skills Based on In-Game Statistics

井出 達郎

Tatsuro Ide

法政大学情報科学研究科

E-mail: tatsuro.ide.2f@stu.hosei.ac.jp

Abstract

Although the COVID-19 pandemic has increased people demanding to play online cooperative games with others, in-game random team matching has not fully supported it. Furthermore, toxic behaviors such as verbal abuse and trolling by randomly gathered team members adversely affect user experience. Public Discord servers and game-specific team matching services are often used to support this problem from outside the game. However, in both services, players can obtain only a few lines of other players' self-introductions before playing together, and therefore their anxiety about possible mismatches is a major obstacle to the use of these services. In this paper, we aim to support team matching in an online cooperative game from both aspects of players' personalities and skills. We perform team member recommendation based on the visualization of in-game statistical information by computing players' personalities and skills from their game masteries and character preferences in a typical game called VALORANT. In our experiment, we applied the proposed method to a public Discord server as a bot application, and evaluated our method by the subjective evaluation of clustering results. The results show that the distances between character preferences are close to users' subjective evaluation, and that there is a potential demand for visualization of users' personalities and skills.

1. はじめに

今日のビデオゲームでは、他のプレイヤーと協力して共通の Non-Player Character (NPC) を倒す Player versus Environment (PvE) や、他のプレイヤーと競い合う Player versus Player (PvP) が採用されたオンライン協力ゲームが広く浸透している。どちらも 1 人でプレイするよりも複数人でプレイすることが推奨されている、もしくはその前提で作られていることが多い。PvE では、効率よく敵 NPC を倒すために複数人で協力する必要があったり、

PvP では、そもそも複数のプレイヤーから成るチームで対戦する仕様になっていたりする。

これらでは、ゲーム内で他のユーザを検索するシステムが用意され、ユーザ名を検索すると、フレンドとして登録し一緒にプレイできるようになっていることが多い。また、一緒にプレイする人を事前に用意できない場合は不足分をランダムマッチングによって埋める仕様が主流である。しかし、ランダムマッチングでは、ある程度技術の近いプレイヤーをマッチングさせることに概ね成功している [1] が、プレイヤー同士の相性については十分に考慮されていると言えない。むしろランダムに集められたユーザ同士では、一度切りの関係との割り切りや匿名性 [2] によって、暴言や味方の妨害を故意に行うトロール行為 [3] などが頻発し、ユーザの体験に悪影響を与えている [4]。続けて一緒にプレイする機能を実装しているようなゲームタイトルもあるが、前述した経験や、相手の素性の未知さによって利用されることは少ない。今日における世界的な新型コロナウイルスの流行の中でゲームや SNS 空間上での人との関わりが求められている [5] 一方で、ゲーム内でそれを十分にサポートする仕組みは実現できていないと言える。

この問題をゲーム外からサポートする仕組みとして、Discord¹ の公開サーバや GameMate² のようなマッチングサービスなどが利用されている。Discord は PC、スマートフォン上で主に音声通話をするためのソフトウェアであり、公開されたサーバに参加している人同士と一緒にプレイするユーザを探し、サーバ内の各チャンネルや個別通話で意思疎通しながら協力してゲームに取り組む。GameMate は簡単な自分の属性とよくプレイするゲームと自己紹介文を登録することで、一緒にプレイするユーザを探すことができる。しかし、どちらのサービスも、一緒にプレイし始めるまでは相手の情報がたった数行の自己紹介しかなく、ミスマッチや不安によって利用するハードルが高くなっている。

本研究では、プレイヤー同士のマッチングにおいてメカニクス(ゲームのスキル)と人間性(性格と目的)の 2 軸からの支援を目指す。代表的なオンライン協力ゲームである VALORANT におけるゲーム内の統計情報をもとにゲームのスキルとキャラクターの好みから現れるユーザの性格

¹ <https://discord.com/>

² <https://gamemate.page>

をユーザ推薦に活用する。提案手法は Discord の Bot アプリケーションとして実際の公開サーバ上に実装する。統計情報は Riot Games のアプリケーションプログラミングインターフェース(API)を使用して取得する。プレイヤーを識別するゲーム内 ID を渡すことでそのプレイヤーのマッチデータを取得し、その中からゲームのスキルとして所属しているコンペティティブランクを、キャラクターの好みとしてどのキャラクターを選択したかを抽出する。これらの統計情報を入力データとして出力されたデンドログラムによる可視化によってユーザの交流を支援する。

提案手法の評価のために、被験者実験と、追加データを用いたクラスタ分析を行った。被験者実験では、提案手法を利用した後に 2 回に分けてアンケートに回答してもらった。クラスタ分析では、入力データ数を増やしてクラスタごとの特徴を分析し、最適なクラスタ数を検討する。実験の結果、キャラクターの好みの距離はユーザの主観評価に近く、ユーザの性格やスキルを可視化することに潜在的な需要があることを示した。

2. 背景

2.1. 協力ゲームとしての VALORANT

VALORANT はキャラクターベースで 5 対 5 の協力対戦ゲームで Riot Games によって開発・運営されている。主なゲームモードはアンレートとコンペティティブで、敵の殲滅か所定エリアに対する爆弾の設置または解除が目標である。他のゲームと VALORANT の違いは、各プレイヤーが操るキャラクター(エージェント)にそれぞれ固有の特徴があることである。これらのエージェントは大きく分けて 4 つの役職に分類できる。プレイヤーはマッチが始まる前にフレンドと共にチームを構成し、基本的に役割を分担して共闘する。そうでない場合は、プレイヤーはそのゲームのスキルレベルの近いプレイヤー達とランダムにチームとして割り当てられる。ここで注意しなければならないことは、コンペティティブモードで 2 から 3 人チームを編成する場合、プレイヤー同士のランク差が ±1 程度でないとマッチのキューに並べないことである。4 人チームの場合は、ソロプレイヤーと編成させないゲームの仕様によってプレイできないが、5 人チーム(フルブリメイドチーム)の場合は、ランク差に関係なくマッチのキューに並ぶことができる。ただし、敵チームもフルブリメイドチームとなる。

2.2. プラットフォームとしての Discord

Discord における集団・コミュニティはサーバと呼ばれる。この用語を本論文では中心的な役割を果たすコンピュータという本来の意味ではなくコミュニティを表す用語として扱う。サーバは身近な人同士で構成されるような小規模なものから、数千人以上から成る巨大なコミュニティを形成することまでである。本研究の実験にも協力してもらった中規模のサーバを例に挙げると、サーバにはさらにチャンネルという単位の区分けが用意されていてリスト表示される。テキストチャンネルでは自己紹介、雑談や意見交換が活発に行われている。ボイスチャンネルではサーバ内のユーザが自由に出入りし音声による直

接のやり取りが行われる。サーバの参加者リストの中には第三者によって作成された Bot アプリケーションも含まれる。Discord サーバ上で 50 万を超える Bot がサーバのカスタマイズ、ゲームプレイやコミュニティの安全の助けになっている。本研究では提案手法を Bot として実装した。

3. 関連研究

Delhove ら [6] はビデオゲーム上のキャラクターの好みと攻撃性や向社会的のような性格特性に相関があると示した。Overwatch という 6 対 6 のプレイヤー同士で競う FPS ゲームに焦点を当て、実験ではゲームプレイヤーの大規模なサンプル($N = 2323$)を使用して、プレイヤーのゲーム内の役割の好みと性格特性との関係性を評価した。攻撃的な役割であるアタッカーの好みは、攻撃的で向社会的でないタイプの性格に関連していた。一方でこれは自己報告測定でのみ観察され、客観的なプレイ時間測定による小規模なサンプルでは観察されなかった。

Corem ら [1] はスキルベースのゲームプラットフォーム上でのプレイヤーのエンゲージメント、習熟度と内在的な動機付けの関係を示した。独自のレーティングシステムによって、習熟度の近いプレイヤー同士をマッチングさせる。技術のレベルが近いプレイヤーと競争することでプレイヤーの技術は向上し、それによってユーザの満足度は上昇した。これは自身のプレイングが改善していると感じられると、エンゲージメントが高まることを示す。また、ゲームのシステム側としての視点では、プレイヤー同士のマッチングの速さと実力の近いプレイヤーを待つ時間はトレードオフの関係にあると述べている。

4. 提案手法

本論文では、ゲーム内統計情報に基づいた性格とゲームのスキルを分析し、オンライン協力ゲームの 1 つである VALORANT のプレイヤーのチームマッチングの支援をする。関連研究 [6] と同様に、性格分析のための効果的な統計情報としてゲーム内でのキャラクターを選ぶ偏りを用いる。VALORANT には現在 20 のキャラクターが実装され、4 つの役職に分類される。これに基づいてユーザをクラスタリング分析によって 4 つに分ける。また、各ユーザはコンペティティブモードで認定されたランクも追加で用いる。提案手法は Discord の Bot アプリケーションとして実装する。ユーザがアプリケーションにゲーム内 ID を渡すと、ユーザが他のユーザと比べてどのように位置するかを可視化する。可視化情報によって、ユーザは他のユーザの性格やランクを考慮して交流する。

4.1. ゲーム内統計情報

ゲーム内統計は、Riot Games の API を使用して取得される。性格の特徴としてキャラクターに焦点を当て、プレイヤーのゲームスキルの特徴としてコンペティティブランクに焦点を当てた。提案方法で使用される Bot アプリケーションは、これらのパラメータを可視化に適用する。アプリケーションは、取得した統計をデータベースに記録し、後の分析に利用する。

4.2. プレイヤーデータ収集

Bot アプリケーションのユーザに関する情報はデータベースに記録され、ユーザの可視化に使用される。最初のユーザに情報を提示するために、数人にゲーム内 ID を事前に登録した、可視化のために VALORANT API と Discord API を使用して、キャラクタの好み(キャラクタが選択された回数のリスト)、コンペティティブモードのランク、VALORANT ID、Discord ID を収集する。

4.3. キャラクタの好みによるクラスタリング

キャラクタを選択した回数に基づいて、ユーザを階層的にクラスタリングする。クラスタ間の距離を測定するために Ward 法を使用し、ユーザ間の距離を測定するためにユークリッド距離を使用する。ゲーム内の 20 のキャラクタに基づいて、各ユーザをベクトル $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_{20})$ として表す。各成分はユーザがキャラクタを選択した回数である。

4.4. デンドログラムによる可視化

クラスタリング結果とユーザのコンペティティブランクをもとに、性格とスキルを表すデンドログラムを生成し、ユーザのチーム編成をサポートする。図 1 は、デンドログラムによる可視化である。クラスタは閾値によってクラスタの最大数が 4 になるように色付けされる。関連研究 [6] に基づいて、デンドログラムの近さはユーザの性格を表すという仮説を立てた。ユーザは近くに位置するユーザが似たような性格を持つことを確認できる。遠くのユーザはキャラクタの好み異なるため、互いの役割を補完することでパートナーとなることができる。また、ユーザ名ラベルの色はコンペティティブランクに基づき、コンペティティブモードをプレイしているユーザはゲームのスキルを視覚的に理解できる。

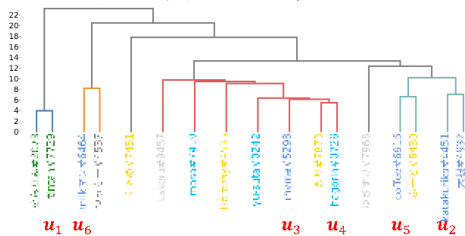


図 1 デンドログラムによる性格とスキルの可視化

5. 実装

ユーザ向けのスラッシュコマンドを使用してユーザが他のユーザと交流できるように、提案手法を Discord の Bot アプリケーションとして実装した。本 Bot は常に Heroku サーバ上で稼働し、実験に協力した 400 人規模の公開 Discord サーバで利用できる。サーバの管理者が本 Bot の使用を許可しているチャンネルで、スラッシュコマンドの引数として VALORANT のゲーム内 ID を渡すことで、サーバのすべてのメンバが本 Bot を使用できる。

システムがゲーム内 ID を受け取ると、Riot Games の製品向け API によって検索することで、ユーザの最新の 86 試合を取得する。デスマッチを除く最大 20 試合のデータ

を使用する。アプリケーションは、ユーザが選択したキャラクタとコンペティティブランクをデータから抽出する。データはユーザ ID と紐づけられ、Firebase の Firestore データベースに保存される。最後に、記録されたキャラクタの好みを表すリストとコンペティティブランクに基づくデンドログラムが生成され、図 2 の左に示すように、Discord 埋め込みメッセージとして送信される。デンドログラムは D3.js を使用してリアルタイムに生成される。埋め込まれたメッセージには、可視化の説明とユーザのプロフィールへのリンクのリストが含まれる。リンク先のページビューは PC とスマートフォンで異なり、PC では図 2 の右上のようにリンク先のユーザのプロフィールがブラウザ上に表示され、スマートフォンでは、連携したユーザのプロフィールがアプリ内に図 2 の右下のように表示される。どちらの場合も、ユーザはダイレクトメッセージや友達リクエストを他のユーザに送信できる。



図 2 左：ユーザに送信されたデンドログラムと説明、右：PC またはスマートフォンでリンクを開いたときの Bot アプリケーションの様々なオプション

6. 評価

6.1. 被験者実験

提案手法の評価を被験者実験によって行った。まず、既存の公開 Discord サーバの管理者に Bot アプリケーションのインストールを依頼した。次に、リッカート尺度を用いた 2 回のアンケートを実施した。Discord サーバのユーザに、Bot を使用した直後に 1 回目のアンケートに回答してもらい、2~3 週間後に 2 回目のアンケートに回答してもらった。分析はユーザの記録されたデータの統計とアンケートの結果に基づく。

6.1.1. 参加者

実験の参加者は公開 Discord サーバで VALORANT のフレンドを探しているプレイヤー(18 歳以上)である。実験では「VALORANT Party」という公開サーバに協力してもらった。合計 16 人の参加者(このサーバからの 11 人の参加者と、既知のグループの 5 人の参加者)が Bot アプリケーションを使用した。1 回目のアンケートは 11 人の参加者から、2 回目は 8 人から回答が得られた。

6.1.2. 手続き

参加者は Bot アプリケーションを使用して、2~3 週間の間隔で 2 回のアンケートに回答した。実験はサーバ管理者によって承認された Bot 専用のチャンネルで、スラッシュコマンドによって開始された。テキストチャットのボックスにスラッシュ文字を入力すると、サジェスションからスラッシュコマンドを開始できる。ユーザがゲーム内 ID を名前とタグに分けて入力すると、Riot API を使用した VALORANT 統計検索が開始される。検索の進行状況を示す編集済みの返信が随時送信され、1 分後には可視化結果が埋め込まれたメッセージが送信される。メッセージ内のリンクから他のユーザにアクションを起こすかどうかは、ユーザに任される。結果が確認されるとすぐに、ユーザは最初のアンケートに回答するように求められる。実験初日から 2~3 週間後に、ユーザに 2 回目のアンケートに回答してもらい、可視化に基づいた変化の有無を確認した。さらに、既存のチームのメンバに相互評価を依頼し、その統計を調査した。

6.1.3. アンケート結果

1 回目のアンケートでは、Bot アプリケーションを利用したデバイスや公開 Discord サーバの使用経験などの基本的な情報を収集した。参加者の 29% が、サーバ内の他のユーザとプレイしたことがあると回答した。ユーザの 70% がサーバに参加したが、サーバ利用には至らなかった。利用敬遠の理由としては「サーバの使い方がまだ分からない」「一緒にゲームをする相手が見つかった」などがあつた。サーバに参加したもの他のユーザと話すのを躊躇したり、何らかの理由で一緒にゲームをする相手を見つける必要がなくなったりするケースが多々あつた。また、図 3 に示すように参加者の 36.4% がデンドログラムによる可視化を理解できなかったと回答した。

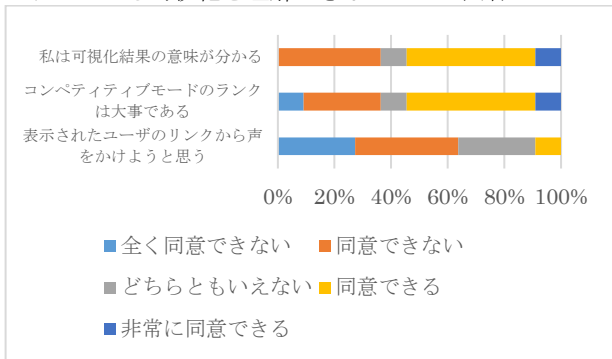


図 3 1 回目のアンケート結果

2 回目のアンケートでは、参加者が性格やスキルに対する考えを収集した。図 4 に示すように参加者の 25% が可視化結果によって考えが変わったと回答した。一方でどちらの質問でも、半数以上のユーザが性格やスキルに不満を感じていると答えた。コンペティティブモードでランクを気にしなかった 3 人のユーザは、レーティングされていないプレイヤーで、既存チームのメンバであつた。その理由は、チーム内でスキルに差がなく、完全なブリメイドパーティであれば、ランク差に関係なく一緒にコ

ンペティティブモードをプレイできるからである。デンドログラムの距離に対するユーザの関心は半々であつた。近い位置にいるユーザに興味を持った 3 人のユーザは、過去 20 試合ですべての役割のキャラクタを使用しているフレックスプレイヤーであつた。

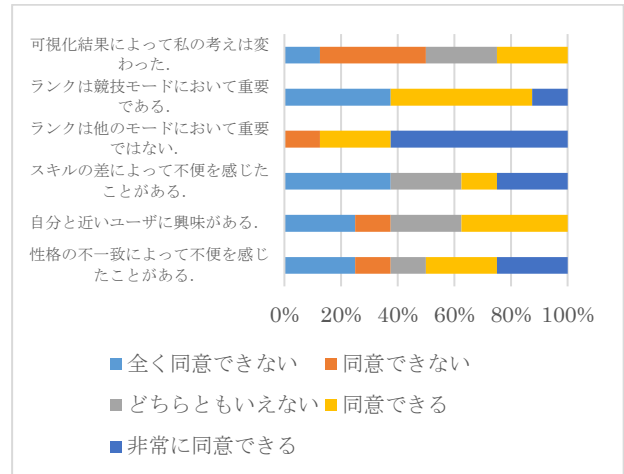


図 4 2 回目のアンケート結果

6.1.4. 既存チーム内の相互評価

6 人のユーザの相互評価とデンドログラムを示す。図 1 のデンドログラムに含まれるユーザ u_1 から u_6 は、実験前から存在するチームのメンバであり、VALORANT のアンレートモードを週に 1 回以上一緒にプレイする。著者自身である u_1 以外の 5 人のユーザに対して、表 1 に示す 5 つの質問からなるアンケートを作成し、チーム内の他のユーザを評価してもらった。Q1 と Q2 は性格、Q3 と Q4 はゲームでの役割、Q5 はスキルに関するものである。

表 1 チームメンバ間の相互評価のための質問

質問	内容
Q1	私の性格とこのユーザの性格は離れている。
Q2	このユーザと意見がよくぶつかる。
Q3	私とこのユーザが使いたい役職は異なる。
Q4	ゲーム中に私とこのユーザの役割が有効に働く。
Q5	私のスキルとこのユーザのスキルの間で差がある。

役割に関する Q3 と Q4 は、全体的に肯定的な回答が多かつた。これはチームがすでに何度もプレイしており、各メンバが選択するキャラクタがほとんど決まっているためである。このためゲーム内の役割は分担され、スムーズに事が進む。Q5 については、普段コンペティティブモードをプレイしている u_1 と u_4 との違いを感じるという回答が多くユーザから寄せられた。

表 2 は、パーソナリティに関する Q1 と Q2 の結果をまとめたものである。 u_4 のスコアが特に高かつた(5 段階中 4.25)。一方で図 1 に示すように、クラスは他のユーザにかなり近かつた。このように個々のケースは一般的なキャラクタの好みだけでは判断できない。また、 u_6 はデンドログラム上で他のメンバよりも遠くに位置していたが、類似度は他のユーザとあまり変わらず、アンケートでは中間値を示していた。これは最初のクラスにグル

ープ化されたユーザが、非常に特徴的なキャラクタを使用する外れ値成分を持っていたためである(20 回中 12 回). Ward 法は外れ値に対しても分類感度が高いため、不適切なクラスタリングが発生する可能性がある.

表 2 Q1 と Q2 の質問の平均値. 大きい値である程, 異なる性格を示す. 各 u_i の行は, そのユーザの他のユーザに対する評価である. 著者自身である u_1 は他のユーザを評価していない.

ユーザ	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6
u_1	-	-	-	-	-	-
u_2	2.0	-	1.5	3.5	1.5	1.5
u_3	2.5	2.5	-	3.5	2.0	2.0
u_4	3.5	2.5	3.5	-	2.5	3.0
u_5	3.0	3.5	2.0	5.0	-	3.0
u_6	3.5	3.0	2.5	5.0	2.5	-

6.2. クラスタ分析

6.2.1. 入力データとデンドログラム

クラスタの特徴をより分析しやすくするために, 被験者実験を行ったサーバの自己紹介用テキストチャンネルで ID を公表している 21 人をデンドログラムに匿名で追加した. 入力データは本実験の参加者 16 人と著者の 1 人を合わせて計 38 人分である. キャラクタを選んだ回数は実験と同じく直近 20 戦分である. 図 5 は出力結果のデンドログラムで, クラスタ数は 3 である. 以下の分析ではこの入力データを用いる.

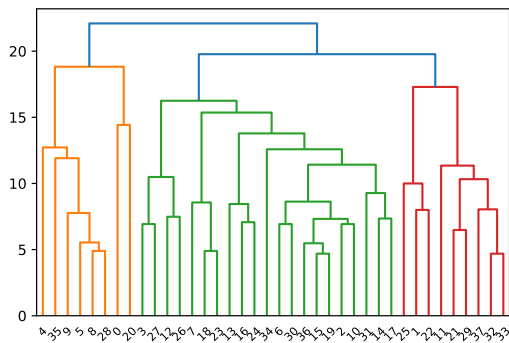


図 5 入力データを 38 人分に増やしたデンドログラム

6.2.2. 主成分分析

主成分分析によって 2 次元に可視化し, どの特徴量がクラスタを特徴づけているかを分析する. 主成分分析によって次元削減し, プロットしたグラフが図 6 である. 色分けはデンドログラムに従っている. おおよそ重なりがなく 3 つのクラスタに分かれているため, 次元削減は有効といえる. また, 各特徴量が主成分をどの程度表すかカラーマップによって可視化したものが図 7 である.

第 1 主成分を最も特徴づけている特徴量である Chamber というキャラクタは, 現在のバッチでは下方修正されたほど, 専門的に使うユーザが多かった. 第 2 主成分では, イニシエータと呼ばれるサポートキャラクタ (Fade, Kay/o, Skye, Sova) が明るく, コントローラと呼ばれるスモークスキルでマップを分断するキャラクタ

(Viper, Omen) が暗く, 対になっている. 全体的に重視されていない特徴量には, 一般的に使用率の少ないキャラクタや, 癖が少なく経験がなくとも使いやすいキャラクタが含まれる.

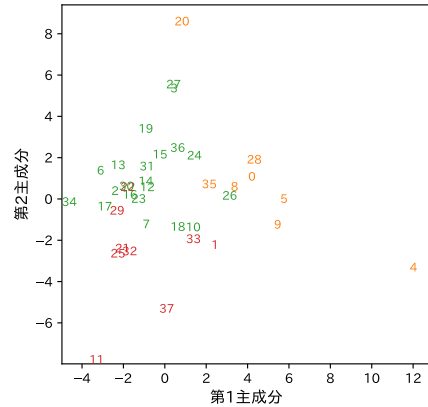


図 6 クラスタリング結果の主成分分析

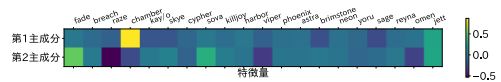


図 7 主成分と特徴量のカラーマップ

6.2.3. 最適クラスタ数の検討

クラスタ数として提案手法ではゲーム内の役割に因んで 4 を設定したが, ユーザの分類として適切なクラスタ数を検討する. K-means のクラスタリングの性能を数値化して評価するクラスタ内誤差平方和(歪み)に基づいたエルボー法を用いた結果が図 8 である. 歪みの変化が小さくなる前の点, 肘に当たるクラスタ数は 3, 8 である. クラスタ数を増やすほど歪みは小さくなるが, デンドログラムの視認性は下がる. このトレードオフの関係とユーザの可読性を考えると 3 クラスタが今回の入力に対しては適切だといえる.

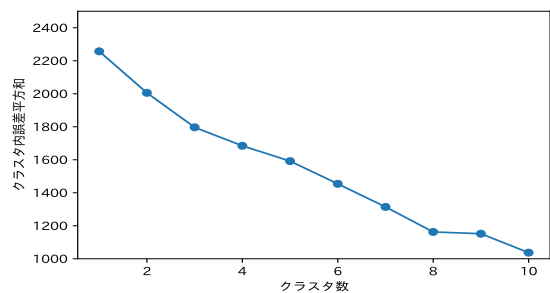


図 8 K-means によるエルボー法

図 5 の 3 つに分かれたクラスタの特徴を考える. 黄色のクラスタは, ブリンクスキルと呼ばれる前線から瞬時に離れるスキルを持つ Chamber と Jett を選ぶ攻撃的なプレイヤーが多い. 緑のクラスタは, 索敵スキルやフラッシュスキルといった前線の支援を得意とするキャラクタを中心に幅広い役割をこなすフレックスなプレイヤーが多い. 赤のクラスタは, スモークスキルを持つ Omen, Viper と,

Brimstone といった後方支援を得意とするキャラクターを使うプレイヤーが多い。一方で、赤のクラスタで閾値を下げると 2 つに分けることができ、片方のクラスタは攻撃的な Raze というキャラクターもよく使うプレイヤーが多いため、必ずしも後方支援的な性格だとは言えない。

7. 議論

ゲーム内の統計情報としてキャラクターの好みやコンペティティブランクを使用したが、曜日ごとのプレイ回数や武器の好みなど、その他の情報を使用することも可能である。効果的と期待される指標として、プレイヤーがゲームをプレイするにつれて増加するプレイヤーのアカウントレベルが挙げられる。実際にどの統計情報が有用かを検証するには、主観評価や機械学習など多面的にパラメータを評価する必要がある。

本論文では、キャラクターの好みに基づいた性格に近いユーザは衝突することはほとんどなく、性格が遠いユーザは衝突することが多いと仮定した。性格とゲームの仕様の観点から考える。性格に関して、Lykourantzou らは、パーソナリティの衝突はチームのパフォーマンスを低下させ、パーソナリティのバランスを取ることで共同作業のパフォーマンスが大幅に向上すると示した [7]。ゲームの仕様に関して、VALORANT のように複数のチームで複数のプレイヤーが対戦するオンラインゲームは、通常、チーム内で役割を分担するように設計されている。現状では 2 人のユーザとランダムマッチングによるプレイヤー 3 人でチームが編成されるため、ユーザが同様の役割でも問題なくプレイできる。ただし、チーム内を占めるユーザの割合が増えると、バランスが悪化する可能性がある。この 2 つの観点から、類似度の高いプレイヤーではなく、性格の異なるプレイヤーを推薦することが考えられる。

Bot アプリケーションや Discord のダイレクトメッセージに不満を持っているユーザの割合が高いように見られる。サーバメンバー 50 人に実験への協力を依頼した。16 人が Bot を使用し、11 人が 1 回目のアンケートに回答し、8 人が 2 回目のアンケートに回答した。Bot には、その利用規約とポリシーを含むドキュメントへのリンクが含まれていたが、個人アカウントを使用して、実験への協力に関するメッセージも送信した。これは、実験で使用したサーバを含む多くの Discord サーバが Bot のダイレクトメッセージを禁止していたためである。

実験の参加者の半数は、可視化結果のデンドログラムを理解できなかった。理解できる参加者のほとんどは、コンピュータサイエンスの知識を持っていた。情報可視化は主流の技術になっているが、見る人にとって必ずしも理解しやすいとは限らない [8]。アンケートへの回答のいくつかは、デンドログラム上の距離がユーザにとって明確ではないことを示していた。テキストの説明だけでなく、アニメーション、スケーリング、不透明度の変更を使用して樹形図の表現を拡張することも考えられる。

8. おわりに

本論文では、オンラインゲーム VALORANT のゲーム内統計をもとに、プレイヤーの性格やスキルを可視化する

アプリケーションを開発した。キャラクターの好みの距離はユーザの主観評価に近く、ユーザの性格やスキルを可視化する潜在的な需要を示すことができた。

今後、スケーラブルでインタラクティブな可視化を通じてユーザ関係の直感的な理解を促進し、ユーザが他のユーザとの新しい体験に向けて最初の一步を踏み出すことを支援する。現在、可視化結果は Discord メッセージに画像として埋め込まれているが、ブラウザ上で動作するインタラクティブな可視化を実現することを目標とする。ユーザの数が増えるにつれて、クラスタごとに折りたたんでランクごとにフィルタリングすることで、可視化をスケーリングする。また、ユーザのアバターやゲーム内アイコン、ポップアップでの統計情報などを有効活用し、使い勝手を向上させる。可視化手法は、コンストラクションタスクに基づいて検証する必要がある [8]。また、ゲーム内統計と実験によって、勝率やキャラクターの組み合わせなど、ユーザ関係の指標としてどのパラメータが効果的かを分析する。また、オンラインゲームのプレイヤーが他のプレイヤーとプレイする動機についても調査する。

文 献

- [1] Y. Corem, N. Brown and J. Petralia, "Got Skillz?: Player Matching, Mastery, and Engagement in Skill-Based Games," *Proc. Int. Conf. Gamification*, pp. 115-118, 2013.
- [2] H. Kwak, J. Blackburn and S. Han, "Exploring Cyberbullying and Other Toxic Behavior in Team Competition Online Games," *Proc. ACM CHI*, pp. 3739-3748, 2015.
- [3] C. Cook, R. Conijn, J. Schaafsma and M. Antheunis, "For Whom the Gamer Trolls: A Study of Trolling Interactions in the Online Gaming Context," *J. Comput-Mediat. Comm.*, vol. 24, no. 6, pp. 293-318, 2019.
- [4] S. Ho and D. McLeod, "Social-Psychological Influences on Opinion Expression in Face-to-Face and Computer-Mediated Communication," *Commun. Res.*, vol. 35, no. 2, pp. 190-207, 2008.
- [5] D. King, P. Delfabbro, J. Billieux and M. Potenza, "Problematic Online Gaming and the COVID-19 Pandemic," *J. Behav. Addict.*, vol. 9, no. 2, pp. 184-186, 2020.
- [6] M. Delhove and T. Greitemeyer, "The Relationship Between Video Game Character Preferences and Aggressive and Prosocial Personality Traits," *Psychol. Pop. Media Cult.*, vol. 9, no. 1, pp. 96-104, 2018.
- [7] I. Lykourantzou, A. Antoniou, Y. Naudet and S. P. Dow, "Personality Matters: Balancing for Personality Types Leads to Better Outcomes for Crowd Teams," *Proc. ACM CSCW*, pp. 260-273, 2016.
- [8] S. L'Yi, Y. Chang, D. Shin and J. Seo, "Toward Understanding Representation Methods in Visualization Recommendations through Scatterplot Construction Tasks," *Comput. Graph. Forum*, vol. 38, no. 3, pp. 201-211, 2019.