

オンラインゲームの試合データの分析に基づく プレイヤーの技術向上支援システム

Supporting Online Game Players in Skill Improvement by the Analysis of Match Data

武藤 達機

Tatsuki Muto

法政大学情報科学部コンピュータ学科

E-mail: tatsuki.muto.2g@stu.hosei.ac.jp

Abstract

In recent years, online gaming has become not only a hobby but also a professional job. Among them, League of Legends (LoL) is increasing popularity in Japan. However, most of the previous research on LoL focuses on predicting the outcome of professional matches, and there is no research on enhancing the community from the viewpoint of technical support for common players. Therefore, we create a system to support users' skill improvement by analyzing players' match data. It analyzes and shows the important skills for users to reach higher ranks. For this purpose, it uses all the average features of players at each rank, modifies them by replacing the value of some feature, and calculates the cosine similarity between the modified features and the features of the upper rank to find out which features are more important. Next, it uses these analysis methods to analyze the system match data of a user to find out which features are important for the user. An application was created to show, for each team position, a graph of the features that are important for the players of the same rank as the user's current rank as well as for the user.

1. はじめに

近年、オンラインゲームは単なる趣味の範囲を超え、大会に出る競技者や配信者などといった仕事としての関わり方が急激に増加している。これにより一般プレイヤーの技術向上への意識も高まり、コミュニティでの情報交換やSNSやWebでの情報拡散の需要も同時に高まっている。このオンラインゲームの枠組みの中で最近徐々に国内での人気を上げているのが、マルチプレイヤー・オンライン・バトル・アリーナ(MOBA)というジャンルのLeague of Legends (LoL)である。LoLは5人対5人で2つのチームに分かれ、チーム毎にそれぞれ1つの役割を1人が担うこととなっている。またプレイヤーにはランクシステムが存在し、アイアンからチャンピオンまでの10段階のランクが存在する。ランク戦では各チームのプレイヤーが役割を5つの中から「チャンピオン」と呼ばれるキャラクターを167体の中から異なるものを1つ

ずつ選ぶことで試合が開始する。一般的に選択した役割毎とキャラクター毎とで試合に勝つために必要だと言われている行動が存在し、低ランクのプレイヤーはこれを理解していないため結果としてランクが上がらないと言われている。

先行研究ではLoLのプロの試合データを入手し、特徴を分析することで勝率に關係する重要な特徴を発見して新たなデータセットを作成することで勝敗予測におけるモデル特徴を作成するもの[1]や、ランク戦の試合データを入手し、一般的にLoLで勝敗予測をする上で重要と言われている複数の特徴の中からより重要な特徴を発見するため、サポートベクターマシンのなどの複数の機械学習を用いた勝敗予測モデルを作成し、結果的にゴールド差が特に勝敗予測の精度を高めるには重要な特徴であることを確認したもの[2]が存在する。しかし、LoLの研究の全体を見てみると、幅広いプレイヤーがいる中でプロの試合データに注目したものが最も多く、一般プレイヤーの研究をしているものでも性格などのゲームプレイとは直接的に關係しない部分や狭い範囲での試合勝敗予測などの研究しか行われていない。これらは一般プレイヤー全体の技術向上をし、ゲームシーン全体の競技力向上のために直接役立つ情報とは言いにくい。

本研究では、重要な特徴をグラフ化してアプリケーション上に表示することで、広範囲のユーザの技術に注目した推薦システムを作成する。一般プレイヤーと個別ユーザの試合データを分析し、ユーザが自身より1つ上のランクに近づくための重要な特徴を分析する。これをグラフとして可視化し、ユーザ毎の上達に必要な特徴を提示するシステムを作成する。より具体的には、まずLoLの一般プレイヤーの試合データを取得し、ランク毎に技術の特徴を分類する。次に隣接した2つのランク間である1つの特徴を入れ替えたものと入れ替えないものとでマハラノビス距離による類似度の差を求める。これによって各ランクのプレイヤーが1つ上のランクに行くために重要となる特徴を求める。そしてシステムのユーザからIDと現ランクを取得し、ユーザの直近50試合を同様に分析することでユーザの技術の特徴量を分析して現ランクより1つ上に行くために重要な特徴を求める。これら2つで求めたものを基に、ユーザと同ランク帯のプレイヤーにとって重要な特徴と、ユーザ本人にとって重要な特徴を求める。

2. 関連研究

Juan ら [1]は LoL のプロの試合前データを取得し、勝利予測をするモデルを作成した。まず、データを取得し、欠損値を kNN によって補い整理した。決定木に基づく教師ありアルゴリズムによってどの特徴が勝敗に重要かを調べた。次に、複数の重要な特徴を組み合わせることで新たな特徴を独自に作成し自作のデータセットを作成した。その自作したデータセットと 2 値分類アルゴリズムを用いて勝敗予測をすることで、自作データセットでの予想的中確率が上がっていることを実験で確認した。

Haziq ら [2]は LoL のランクマッチの試合を基に勝敗予測のためにどの特徴が重要かを調べた。サポートベクターマシンやランダムフォレストなどの機械学習アルゴリズムを使用して精度の高い予測を行えるモデルを作成した。このモデルを使用してシャープ値やパーミュテーション重要度を使用してモデルの予測に各特徴量がどのように影響を与えているかを評価した。さらに交差検証を用いてモデルの過学習を防ぎ、汎用性能を高めた。

3. LoL の用語

LoL でランクとは、プレイヤーの技術力の目安として振り分けられる、全 11 個のカテゴリのことである。上からチャレンジャー、グランドマスター、マスター、ダイヤモンド、エメラルド、プラチナ、ゴールド、シルバー、ブロンズ、アイアンである。また、ポジションとは各チーム 5 つ存在し、Top, Mid, Bot の 3 レーンに各 1 人ずつとチーム全体のサポートに 1 人、レーン間のジャングルと呼ばれる位置に 1 人置かれる。本研究では、Bot レーンの 1 人を ADC と表記することで Top, Jungle, Mid, ADC, Support の 5 つとする。簡略化のため、本研究のシステム内では、TOP, JUG, MID, ADC, SUP と表記している。

4. 提案手法

本研究では、まず一般プレイヤーの試合データを分析し、各ランク帯で 1 つ上のランク帯に近づくために重要な特徴を分析する。次にユーザにゲーム ID と現ランク帯を入力させるアプリケーションを作成する。これを用いてユーザの試合データを同様に分析することで、ユーザが現ランク帯より 1 つ上のランク帯に近づくために重要な特徴を調べる。以上のユーザの現ランクに注目した試合データとユーザの試合データという 2 つの形での重要な特徴をランキング形式でアプリケーション上に表示することでシステムを作成する。

4.1. 手順

手順はまず各ランク間の特徴量の類似度をマハラノビス距離（後述）で分析し、ある特定の特徴を調整した場合の変化を評価する。さらに、ユーザデータを基に分析を行い、上位ランクに近づくための重要な特徴をグラフ形式で可視化する。

具体的には、最初に各ランク・ポジションにデータを割り振り、1 つ目の比較対象として隣接したランク間に

おける特徴量平均の類似度を求める。類似度の計算にはマハラノビス距離を使用する。

次に全ての特徴を順に 1 つずつ、上側ランクの値を下側ランクの値に入れ込む（BRONZE の上のランクが SILVER である）。

$$\begin{aligned} \text{BRONZE}_{\text{MID}} &= (B_1, B_2, B_3, \dots, B_n) \\ \text{BRONZE}_{\text{MID}}' &= (S_1, B_2, B_3, \dots, B_n) \\ \text{SILVER}_{\text{MID}} &= (S_1, S_2, S_3, \dots, S_n) \end{aligned}$$

これで得られた新たな下側ランクリスト (BRONZE_{MID}') と元の上側ランク (SILVER_{MID}) との類似度をマハラノビス距離で求める。これを 2 つ目の比較対象として、どのくらい類似度が高まったかを調べることで、現在より上のランクに近づくためにはどの特徴の数値を上げることが重要であるかについて調べる。

次にユーザから LoL のユーザ ID と現ランクを入力させることでユーザ特有の試合データを取得する。ここで得たユーザにとって現ランクより 1 つ上に行くために重要な特徴が何かについて同様に上側ランクの値をユーザの値に入れ込む前と後で比較する。

最後にユーザと同ランクの平均プレイヤーが上のランクに近づくためにどの特徴が重要であるかと、ユーザ自身にとって 1 つ上のランクに近づくためにどの特徴が重要であるかの 2 つについてグラフ形式にして可視化して表示するシステムを作成する（図 1）。



図 1: 作成したアプリケーションの外観

4.2. マハラノビス距離の使用

類似度計算に用いたマハラノビス距離は、2 つのベクトルの距離を求める際に、その差の転置ベクトルと差の共分散行列の逆行列との積で以下の通り求められる（例として BRONZE ランクの MID プレイヤーと SILVER ランクの MID を用いる）。

$$\begin{aligned} D_{\text{SILVER}_{\text{MID}}, \text{BRONZE}_{\text{MID}}}^M &= (\text{SILVER}_{\text{MID}} - \text{BRONZE}_{\text{MID}})^T \sum_{i=1}^{n-1} (\text{SILVER}_{\text{MID}} - \text{BRONZE}_{\text{MID}}) \end{aligned}$$

マハラノビス距離を用いた利点は、ベクトルの差の共分散行列の逆行列を用いるところにある。マハラノビス距離では、ベクトルの差を転置したものとベクトルの差の共分散行列の逆行列との積になっていて、距離の 2 乗のように扱われる。共分散行列は対角成分が分散、非対角成分が共分散であることにより、データのばらつきを示しておりこれを逆行列にしたものをかけることでばらつきが大きい特徴では類似度の変化への影響が小さく

り、ばらつきが小さい特徴では影響が大きくなるという補正を加えられるようになる。

本研究でのマハラノビス距離は、LoL において特徴のうち変動の幅が大きいダメージ等の特徴による類似度への影響が少なくなり、何個のタワーを破壊したか等の変動の幅が小さい特徴は類似度への影響が大きくなるようにばらつきを考慮して補正をかけられる利点を持つため、類似度計算に用いた。他にも類似度計算にはコサイン類似度やユークリッド距離等も考えられる。しかし、前者はベクトルの向きによるものであり、比較対象の 1 つがもう一方の定数倍の特徴量を持つときに差が生まれなかったり、相関などを考慮しなかったりするために一般的にダメージとキル数等、特徴間の相関が考えられる LoL に用いるには適切でないと考ええる。また、後者も同様に分散や相関を考慮せず、全ての特徴が同じ重要度を持つように計算するため、特徴についての重要度を調べる今回は適切でないと考ええる。

5. 実装

本システムは JupyterLab 上の Python で作成する。Riot Developer Portal から 11 ランクの各 10 人の試合について 1 人当たり重複のないようにして 50 試合を得る。このデータの 1 試合には 10 人のプレイヤーが存在しているため、プレイヤー毎のポジションを表す特徴から 10 人のプレイヤーをそれぞれのポジションに振り分ける。1 人毎に約 300 個の特徴量があるが、その中からユーザにとって無益である特徴は削除し、カテゴリー特徴もプレイヤー技術に直結する可能性がある特徴のみを残してそれらを数値的特徴に変換する。その後全ての数値的特徴について各ランク・ポジションの平均を求め、辞書型として保管する。次に提案手法で述べたように類似度を計算して、各ランクで 1 つ上のランクに近づくにはどの特徴が重要かについて調べる。

次に tkinter を用いてアプリケーションを作成し、ユーザから ID と現ランクの入力をさせる。これを元にユーザの直近 50 試合のデータを取得して再度分析することでユーザにとって 1 つ上のランクに近づくにはどの特徴が重要であるかを調べ、プレイヤーと同ランクのプレイヤー達にとってどの特徴が重要であるかとプレイヤー自身にとってどの特徴が重要であるかについてグラフで表示する(図 2, 図 3)。

6. 実験

実験では 5 人の LoL プレイヤーに協力してもらい(表 1)、各ポジションにおいて各プレイヤーと同ランクのプレイヤーにとって重要な特徴を示すグラフ(図 2, 図 4)と各プレイヤー自身にとって重要な特徴を示すグラフ(図 3, 図 5)を見てもらい、またグラフに示された特徴からどのような意識をして練習するかについてアドバイスした上で 2 週間練習に取り組んでもらった。その際に練習に取り組む前で示された特徴に対しての意外性や有用性に関する印象やアプリケーションの UI に関する要望などをアンケート形式で評価してもらった。その後 2 週間の練習を経てまた同様のアンケートに回答してもらい、

練習をする前にどのような印象を受けたかと、練習をしてみた結果の印象がどのように変化したか(変化しなかったか)を検証した。

表 1: 5 人の実験者の実験時ランク

実験者	実験時のランク
A	IRON
B	BRONZE
C	BRONZE
D	SILVER
E	GOLD

6.1. 1 回目のアンケート結果

1 回目の練習前のアンケート結果では、「グラフで示された結果は有益であった」と「示された技術を意識するとランクが上がりそう(上達しそう)である」が 5 段階評価の 4.4 を示したが、「示された特徴は意外性があった」は 3.4 を示し、有益かつ意外なものであり、上達のヒントになりそうと感じる人もいたが、有益で上達のヒントになりそうだがそれなりに重要だとはわかっていたという人もいた結果になった。UI の部分では 3.2 という結果になり、先述の「特徴数が多い」という意見や「特徴の具体的な数値を知りたい」という意見に基づく結果となった。

表 2: 1 回目のアンケート結果

実験者	有用性	意外性	上達しそう	UI の見やすさ
A	5	5	3	4
B	4	2	5	4
C	5	3	5	3
D	4	3	5	3
E	4	4	4	2
平均	4.4	3.4	4.4	3.2

6.2. 2 回目のアンケート結果

2 回目の練習前のアンケート結果では、「グラフで示された結果は有益であった」が 4.4、「示された技術を意識するとランクが上がりそう(上達しそう)である」が 4.2 と高い水準を示したが、「示された特徴は意外性があった」が 3.4 となった。UI の面では、1 回目アンケートでの意見による機能追加によって「UI は見やすい(見やすくなった)」が 4.2 と 1 回目と比べて大きく評価を上げた。

表 3: 2 回目のアンケート結果

実験者	有用性	意外性	上達しそう	UI の見やすさ
A	5	3	4	4
B	5	3	4	4
C	5	2	4	5
D	4	4	5	5
E	3	5	4	3
平均	4.4	3.4	4.2	4.2

6.3. アンケート回答による変更

1 回目のアンケートによる UI に関する要望で、「特徴を示されたときにどのくらい数値を上げる(下げる)の

がよいのかわかりづらいため数値を知れる機能が欲しい」や「特徴が 10 個では多いと感じるため少なくしてほしい」との声があったため、グラフで表示されている特徴に対応するボタンをアプリケーション上で用意し、それをクリックすることでその特徴に対する USER の数値（ランク同士の比較のグラフを示しているときには下位ランクの数値）と 1 つ上のランクの数値が可視化されるようにし、特徴数も 10 個から 7 個に減らした（図 2, 図 3, 図 4, 図 5）。その結果 2 回目のアンケートでは、「UI の見やすさ」の観点で 1 段階評価が上がり、UI の改善点の指摘もなくなった。

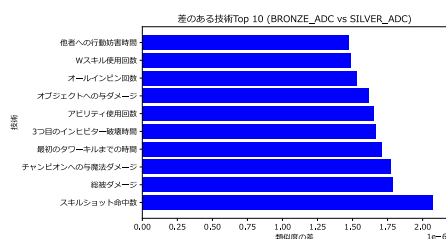


図 2: アンケート意見変更前の Bronze ランクと Silver ランク比較

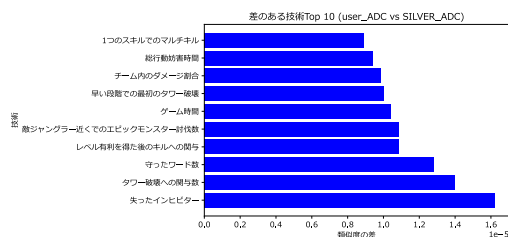


図 3: アンケート意見変更前の Bronze ユーザと Silver ランク比較

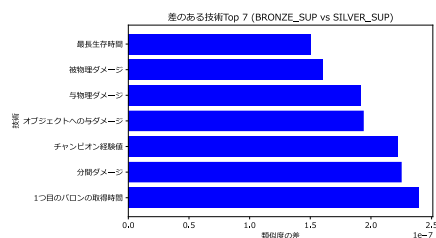


図 4: アンケート意見変更後の Bronze ランクと Silver ランク比較

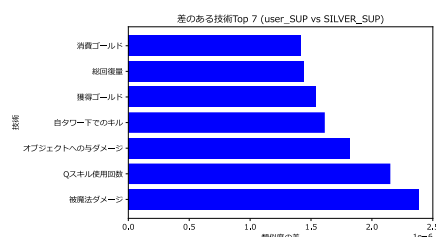


図 5: アンケート意見変更前の Bronze ユーザと Silver ランク比較

7. 議論

実験でのアンケートにより、有益かどうかと示した意識することでも上達しそうであるかどうかについての評価は高い結果となり、本研究での目的である一般プレイヤー向けの上達支援システムの作成という観点では短い期間においては満たせたと考える。一方で意外性の観点では他の評価に比べて低い結果となった。これは、インターネット上で全く議論されていないような特徴を示すことは LoL というゲームのコミュニティの発展状況を考えると簡単ではなかったためだと考える。

2 回のアンケート結果収集時に各プレイヤーのグラフを比較したところ、示された特徴には全体的に変化が多く 2 回とも表示されている特徴も存在するが順位の変動が見られた。これは 1 回目のアンケート時の指導によって示された特徴を意識してもらった状態での実験になったため順位が下がるものがあったり、それに代わって意識できていなかったところが上がってきたりしたためと考える。

本研究では、データ収集の際に各ランク 10 人のプレイヤーを戦績サイトから選出し、そのプレイヤー達の直近の 50 試合を用いたが、LoL は 2 週間でゲームのバージョンパッチが変わりチャンピオンの強さ等の環境が変わるため、50 試合が同じパッチの間の試合とは考えにくい。また、LoL の試合の内クラシックモード以外の試合は省いたり、試合時間があまりにも短いものは省いたりしているため、人によっては 50 試合のデータが数パッチを跨いでのものになっている可能性があったり、収集した時点と実験時の日時が離れていたりする。このため、収集時のデータを活用した実験では、比較対象の各ランクでのデータが今現在のパッチでの各ランクのプレイヤーの技術として正確なものでないことが考えられる。この点に関しては、作成したアプリケーションを Riot Games に提出し、開発者用の API の使用権を手に入れることによってリアルタイムでのデータの収集を可能にするか、プレイヤー数を多くし、1 人当たりの試合数を減らすことでより現時点に近いデータ収集を定期的に行っていくが考えられる。

類似度計算に用いたマハラノビス距離については、分散や相関を用いる点、共分散行列の逆行列を用いることでデータのばらつきによって補正がかかる点によって一般的に相関があると考えられる LoL の特徴を用いる本研究では適切だと考えた。しかし、他の計算方法でも出した結果を実験してみるとそちらの方がユーザによる評価が良かった（ランクが上がりやすいと感じるなど）場合がある可能性はあるため、他の方法で計算をした実験を行うことも必要だと考える。

8. おわりに

本研究では、LoL の試合データを用いて、マハラノビス距離を用いた類似度計算をし、各ランク・ポジションのデータを分析した。その後プレイヤーの ID 入力によってプレイヤーのデータを同様に分析し現在のランクより 1 つ上のランクに近づくためにはどのようなゲーム内特

徴をどのくらい上げればよいのかというアプリケーションの作成をすることでプレイヤーの上達支援システムを作成した。

今後の課題としては、以下の3つの点が挙げられる。1つ目は、収集したデータが現在のゲームに対応していない点である。収集した時点でのデータになっているため、順次更新するか、開発用 API を取得することでより現在のゲームで有用なデータが挙げられるシステムになる。2つ目は、類似度計算に用いる手法についてである。本研究ではその性質と LoL というゲームとの合致性からマハラノビス距離を選んだが、他にも実験をしてみるとユーザの評価を通して、より適している方法が見つかる可能性が考えられる。この点は実験時間を確保し、実際に他の手法を実装して同様な実験をすることで比較できる。3つ目は、実験におけるアンケートの結果から、上達支援システムの作成は達成できたと考えるが、実際に実験者の感覚だけではなく本当にランクが上がるのかについては長い期間を置いて上達のヒントになるかどうかを見ていく必要があると考える。

文 献

- [1] J. A. Hitar-García, L. Morán-Fernández and V. Bolón-Canedo, "Machine Learning Methods for Predicting League of Legends Game Outcome," *IEEE TRANSACTIONS ON GAMES*, vol. 15, no. 2, pp. 171-181, 2023.
- [2] O. I. Haziq, P. Matheus, M. Vimalakirti, G. A. S. Alexander and S. E. Karli, "Finding Feature Importance in Optimized Classification Model: League of Legends Ranked Matches," *2024 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Mechatronics Systems (AIMS)*, pp. 453-457, 2024.