
マルチプレイヤーオンラインバトルアリーナ におけるデータ分析を用いた戦略立案

NTTデータ数理システム 学生研究奨励賞 2022

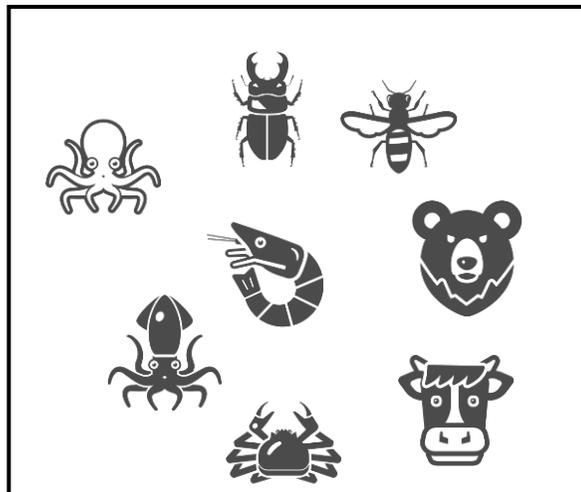
2022年12月2日

名古屋大学 高須賀将秀

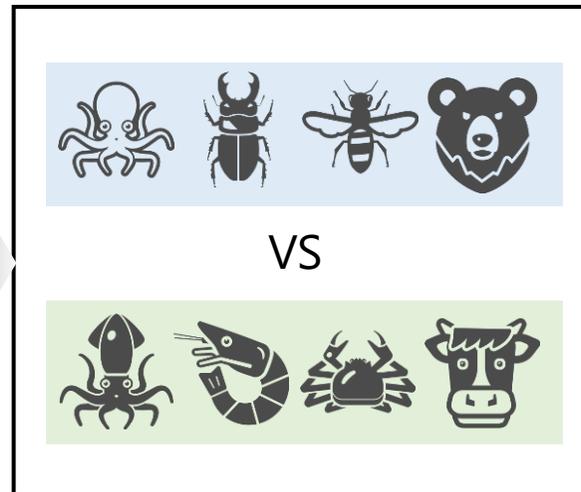
1. はじめに
2. 使用するデータ
3. キャラクター分析結果
4. マッチング分析結果
5. まとめ

1. はじめに

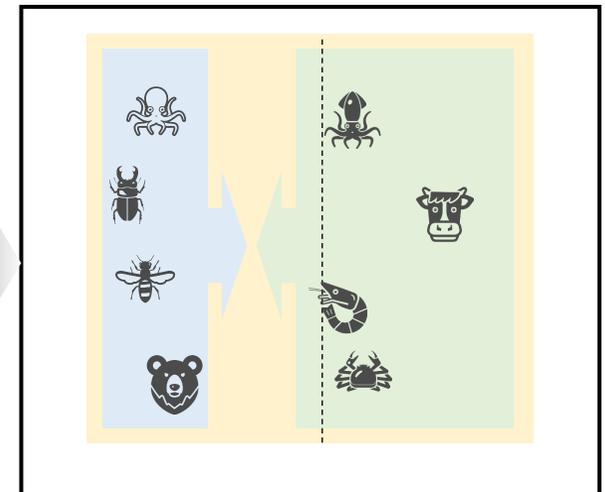
- マルチプレイヤーオンラインバトルアリーナ [1]とは、複数のプレイヤーが2つのチームに分かれ、勝敗を競い合う
- 各プレイヤーはキャラクターを操作し、味方と協力しながら敵チームの本拠地を破壊して勝利を目指すスタイルのゲームのことである
- キャラクターは、レベル（および経験値）や多種多様なスキル、装備品、を自由に選択する
- イメージはサッカー等のスポーツに近いもので、ゲームをスポーツ競技として捉えるeスポーツに分類される
- データ分析を行うことで、戦略立案することが本研究の目的である



マッチング



チーム分け



試合

1. はじめに

- 5vs5のチーム戦略バトルゲームで、1試合10分間で、野良NPCを倒してスコアを貯め、相手ゴールにスコアを入れ、総スコアを競い合うマルチプレイヤーオンラインバトルアリーナを対象にする
- ゲーム中のプレイヤーの操作スキル以外に、ゲーム前に決定されるチーム編成、選択キャラクターやアイテム等がゲームの勝率に影響する
- そのため、ゲーム前に決定可能な選択肢が勝敗にどのように影響を与えているかを分析し、戦略立案することを考える

ゲーム前に決定可能な選択肢

- 36種のキャラクターから各々1つ選択 (チーム内での重複不可でキャラクター毎に能力値やスキルが異なる)
- 19種のアイテムAから3つ選択 (基礎能力を上げる)
- 8種のアイテムBから1つ選択 (バトル中に任意のタイミングで使用)

2. 使用するデータ

- 各プレイヤーのデータ（戦績等）はウェブサイトで確認可である [*]
- 各プレイヤー名は過去50戦の試合の結果を保持している
- 上位100位のプレイヤーを対象とし、さらにその試合の対戦相手も対象とする
- 2022年6月28日時点での10,000件の試合データ (1試合10プレイヤー分)を対象とする
- 小データ (100,000中の1,000件)と大データ (100,000件)の2種類に対して分析を行う
- 取得可能なデータの一覧は以下の通り
- 以降の分析では、NTTデータ数理システムの製品のAlkanoを用いた

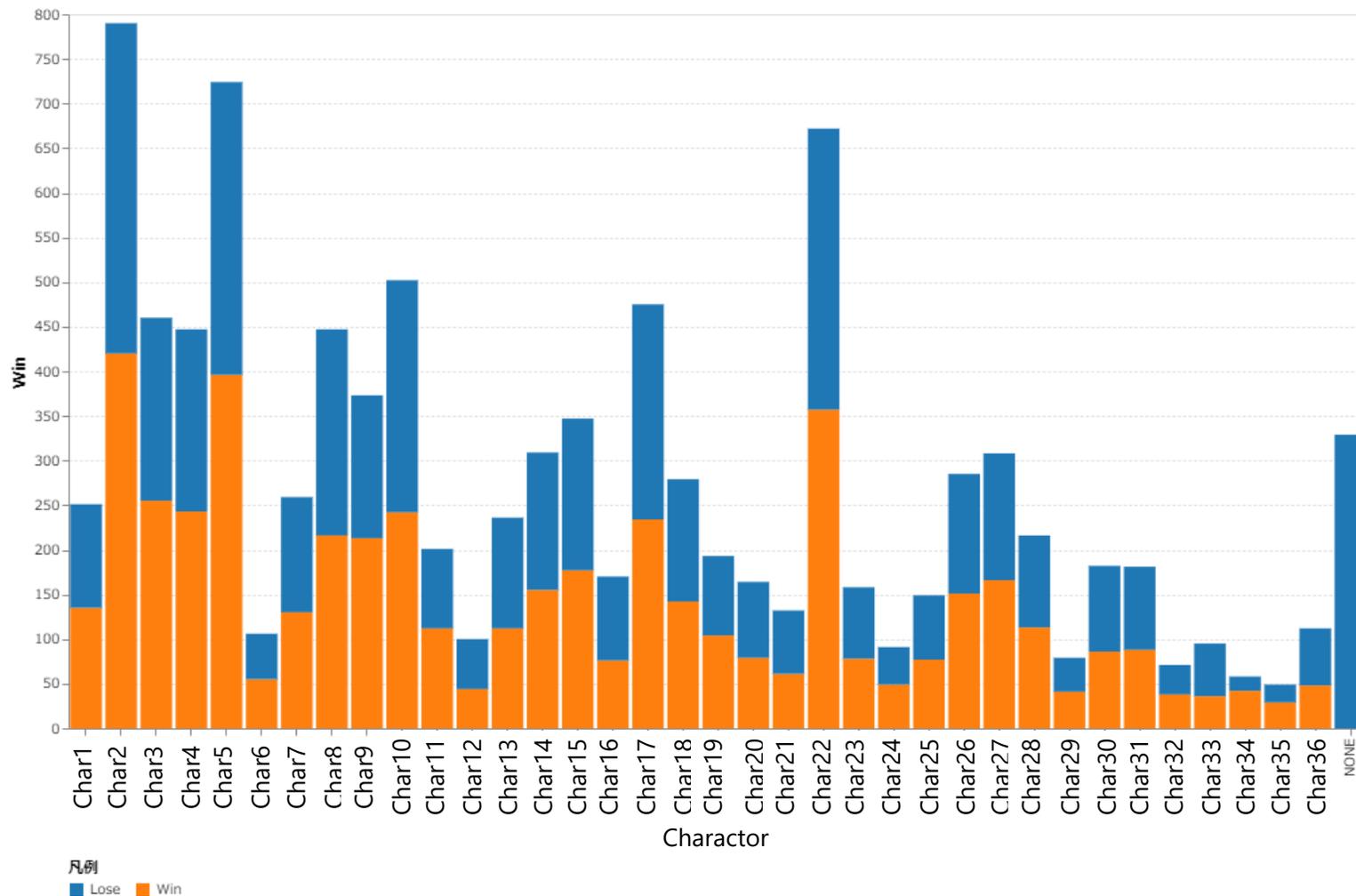
ユーザ情報	型	値の例
ランク	CATEGORY	RANK1, RANK2,...
レート	INTEGER	0, 1, ...
総試合回数	INTEGER	0, 1, ...
総勝利回数	INTEGER	0, 1, ...
総スコア	INTEGER	0, 1, ...

試合情報 (過去50戦)	型	値の例
勝敗	CATEGORY	WIN, LOOSE
試合時刻	Date	2022/12/3 00:00
スコア	INTEGER	0, 1, ...

詳細データ (10人分)	型	値の例
プレイヤー名	CATEGORY	Takasuka
チーム	CATEGORY	Nagoya
スコア	INTEGER	0, 1, ...
キル数	INTEGER	0, 1, ...
アシスト数	INTEGER	0, 1, ...
ゴール防衛数	INTEGER	0, 1, ...
与ダメージ	INTEGER	0, 1, ...
受ダメージ	INTEGER	0, 1, ...
回復量	INTEGER	0, 1, ...
使用キャラクター	CATEGORY	Char1, Char2, ...
アイテムA	CATEGORY	ItemA1, ...
アイテムB	CATEGORY	ItemB1, ...
選択したスキル	CATEGORY	Skill1, ...

3 - 1. キャラクター分析結果 (少データ (1,000件))

- 選択したキャラクター別の勝敗結果をクロス集計で分析した
- 最も使用率が高いキャラクターはChar2で、勝率が高いのはChar34である



3 - 1. キャラクター分析結果 (少データ (1,000件))

- 36種のキャラクターを試合の結果に大きく影響する与ダメージ (Done), 受ダメージ (Taken), 回復量 (Healed), Scoreの4列をもとに, k-means法を用いて5クラスタに分類した
- 各クラスタの特徴は,
 - クラスタ1は, Scoreが大きい →スコア型
 - クラスタ2は, 与ダメージが大きい →攻撃型
 - クラスタ3は, 受ダメージが大きい →防御型
 - クラスタ4は, 与ダメージ, 受ダメージ, 回復量がバランス的 →バランス型
 - クラスタ5は, 回復量が大きい →回復型

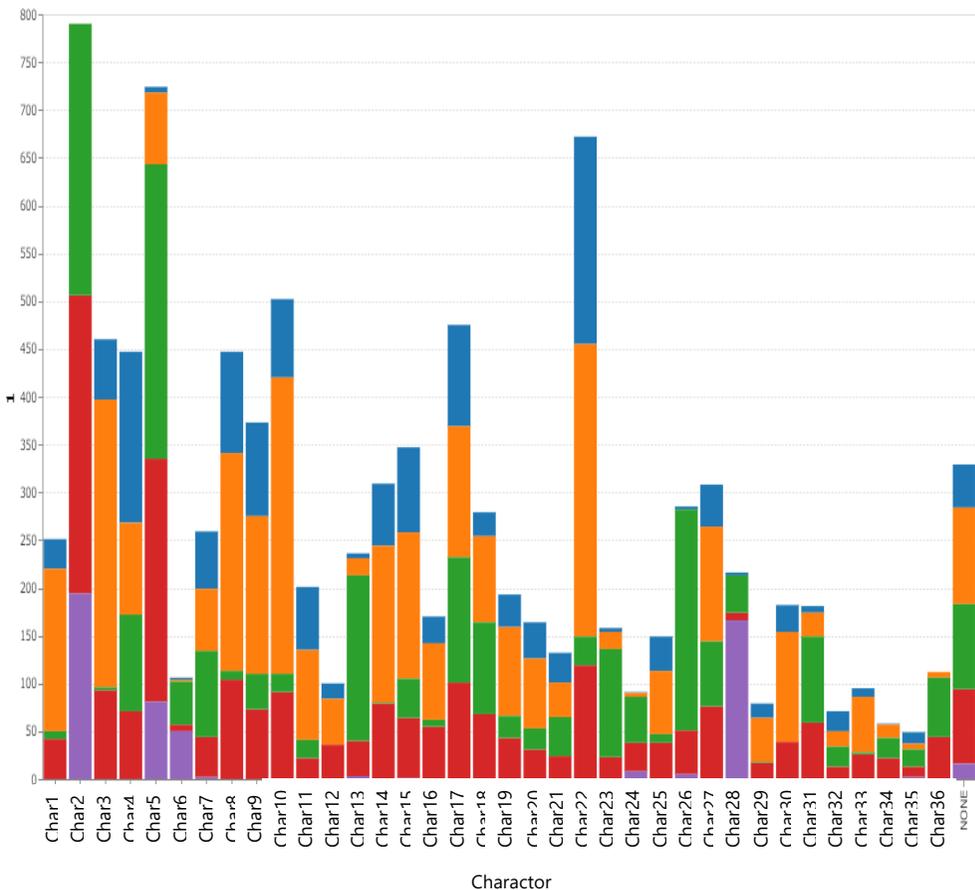
k-means法-cluster_info 列数: 7 行数: 5



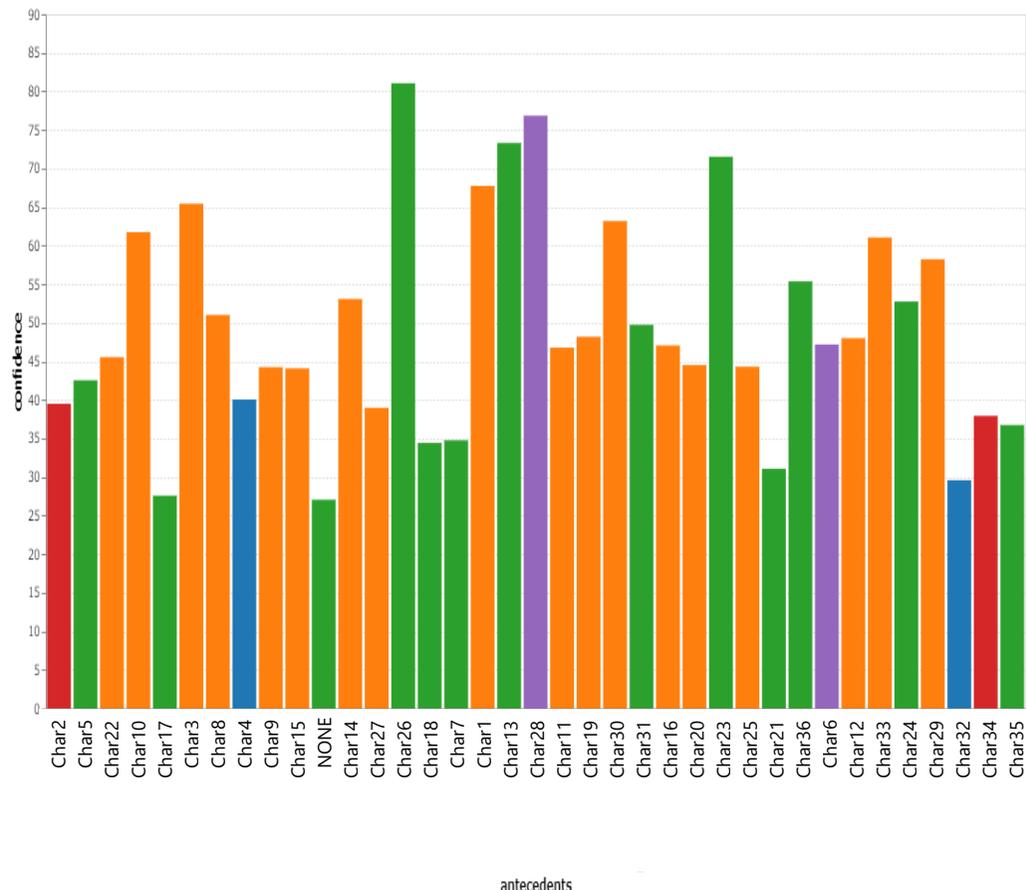
No.	id CATEGORY	size INT	Done FLOAT	Taken FLOAT	Healed FLOAT	Score FLOAT	residual FLOAT
1	1	1,576	86,575.997467	55,111.830437	15,761.437509	93.548854	30,244,897.472783
2	2	3,299	58,816.716916	42,119.011111	8,718.951664	74.656249	45,225,143.538178
3	3	2,300	40,186.498226	67,484.127422	18,908.992991	62.916458	41,148,938.597639
4	4	2,297	31,051.854407	39,788.979664	9,496.798475	61.005732	34,738,990.175649
5	5	528	42,802.451268	84,813.863009	66,146.306518	70.957895	15,282,812.187291

3 - 1. キャラクター分析結果 (少データ (1,000件))

- 1,000件の試合のデータに対する各キャラクターのクラスタの件数は以下 (左)の通り
- それに対する最も割合が大きいクラスタとその割合は以下 (右)の通り



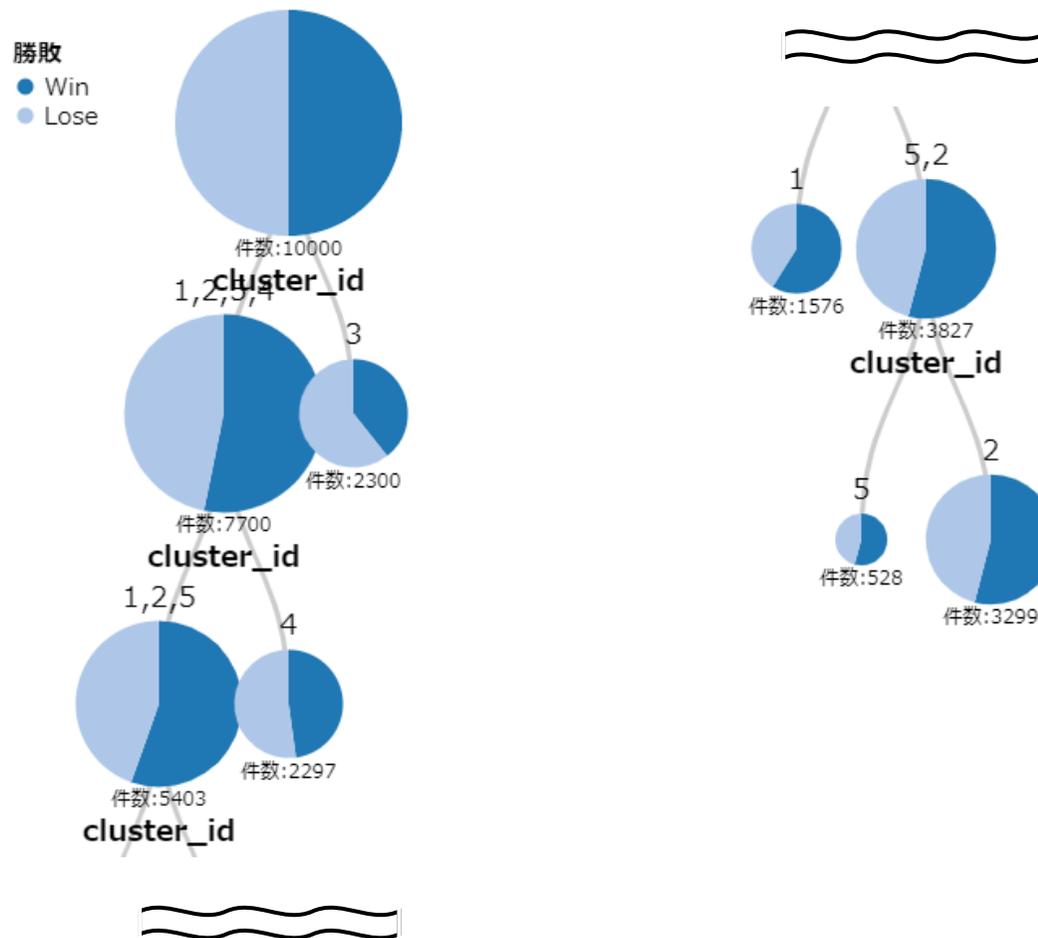
凡例
■ 1 ■ 2 ■ 3 ■ 4 ■ 5



凡例
■ cluster_id-1 ■ cluster_id-2 ■ cluster_id-3 ■ cluster_id-4 ■ cluster_id-5

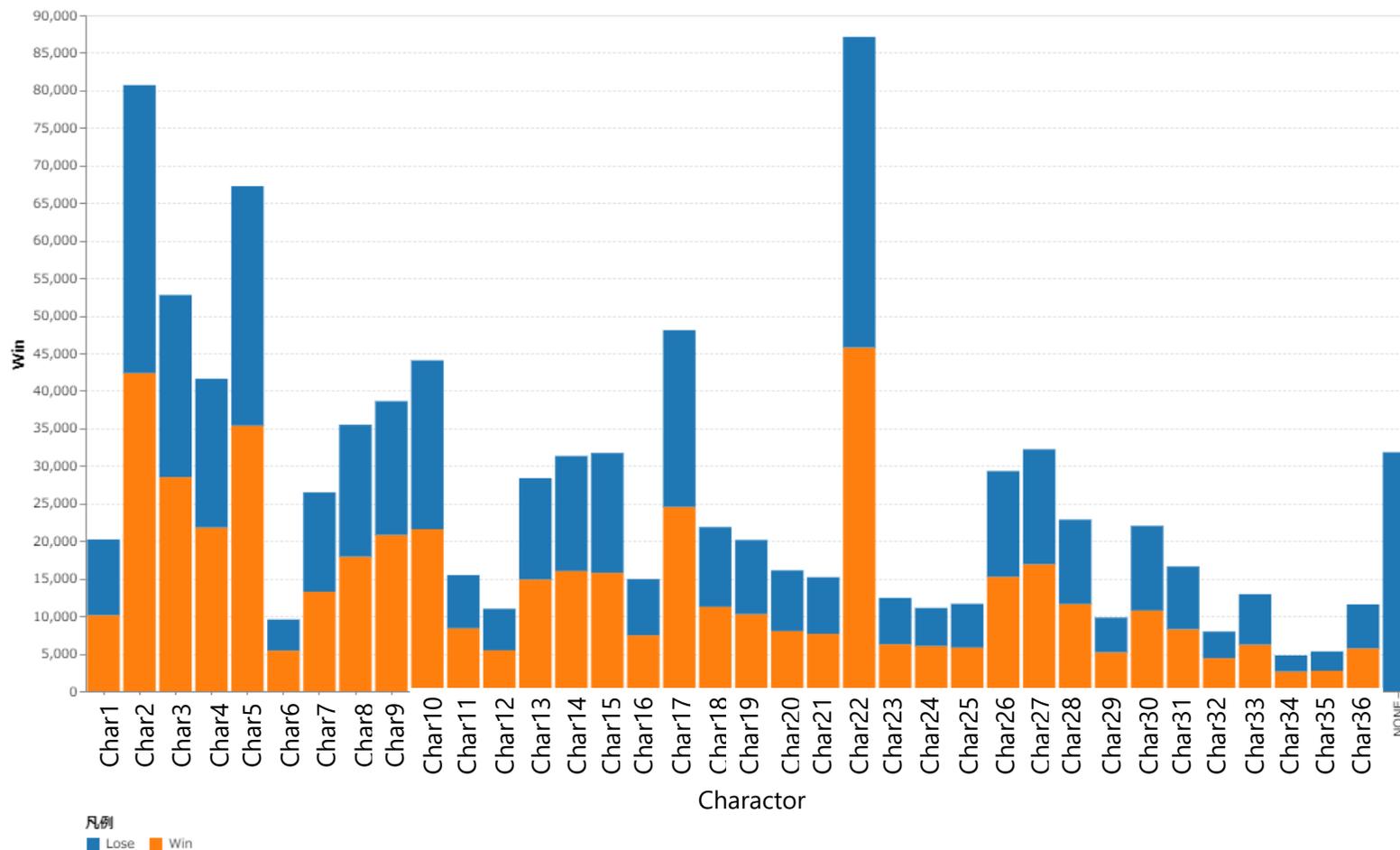
3 - 1. キャラクター分析結果 (少データ (1,000件))

- 各クラスタに属するキャラクタの勝敗 (Win/Lose)について, 決定木を用いて分析した
- クラスタ3 (防御型)を選択したキャラクターはLose の傾向が強く, クラスタ1 (スコア型)を選択したキャラクターはWin の傾向が強いことがわかった



3-2. キャラクター分析結果 (多データ (100,000件))

- 選択したキャラクター別の勝敗結果をクロス集計で分析した
- 最も使用率が高いキャラクターはChar22で、勝率が高いのもChar22である



3 - 2. キャラクター分析結果 (多データ (100,000件))

- 36種のキャラクターを試合の結果に大きく影響する与ダメージ (Done), 受ダメージ (Taken), 回復量 (Healed), Scoreの4列をもとに, k-means法を用いて5クラスタに分類した
- 各クラスタの特徴は,
 - クラスタ1は, Scoreが大きい →スコア型
 - クラスタ2は, 回復量が大きい →回復型
 - クラスタ3は, 与ダメージ, 受ダメージ, 回復量がバランス的 →バランス型
 - クラスタ4は, 与ダメージが大きい →攻撃型
 - クラスタ5は, 受ダメージが大きい →防御型

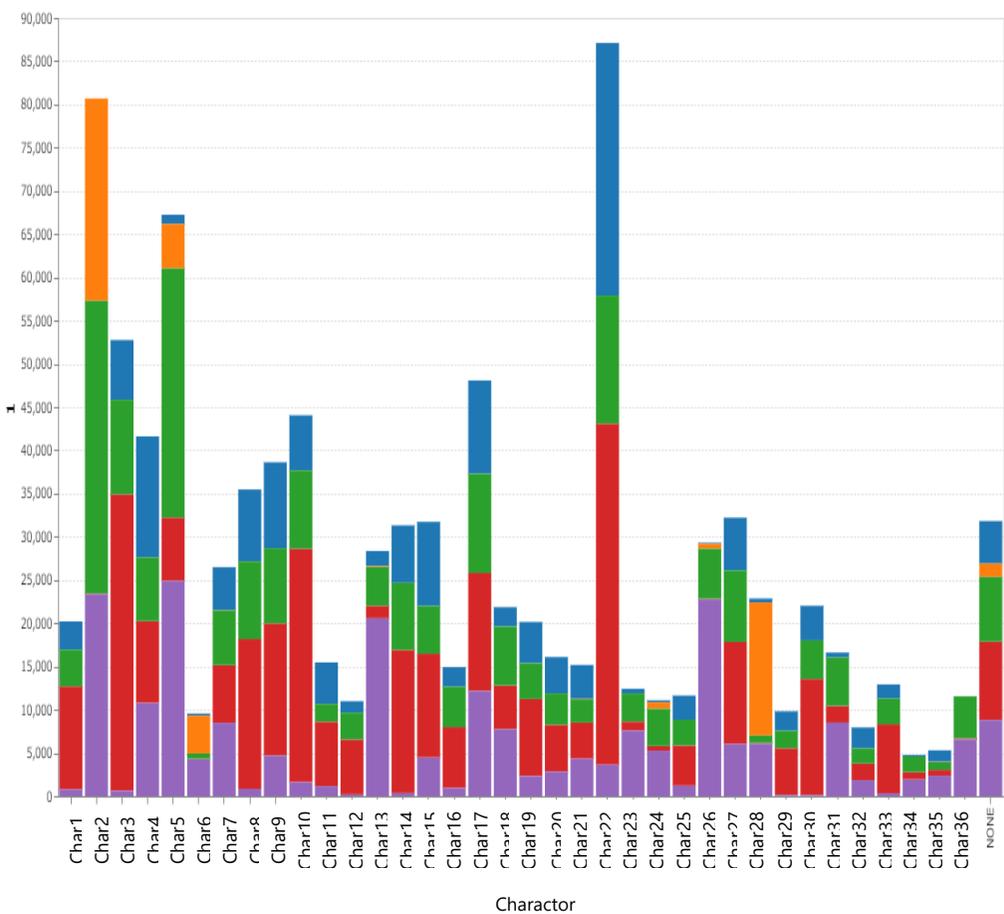
k-means法-cluster_info 列数: 7 行数: 5



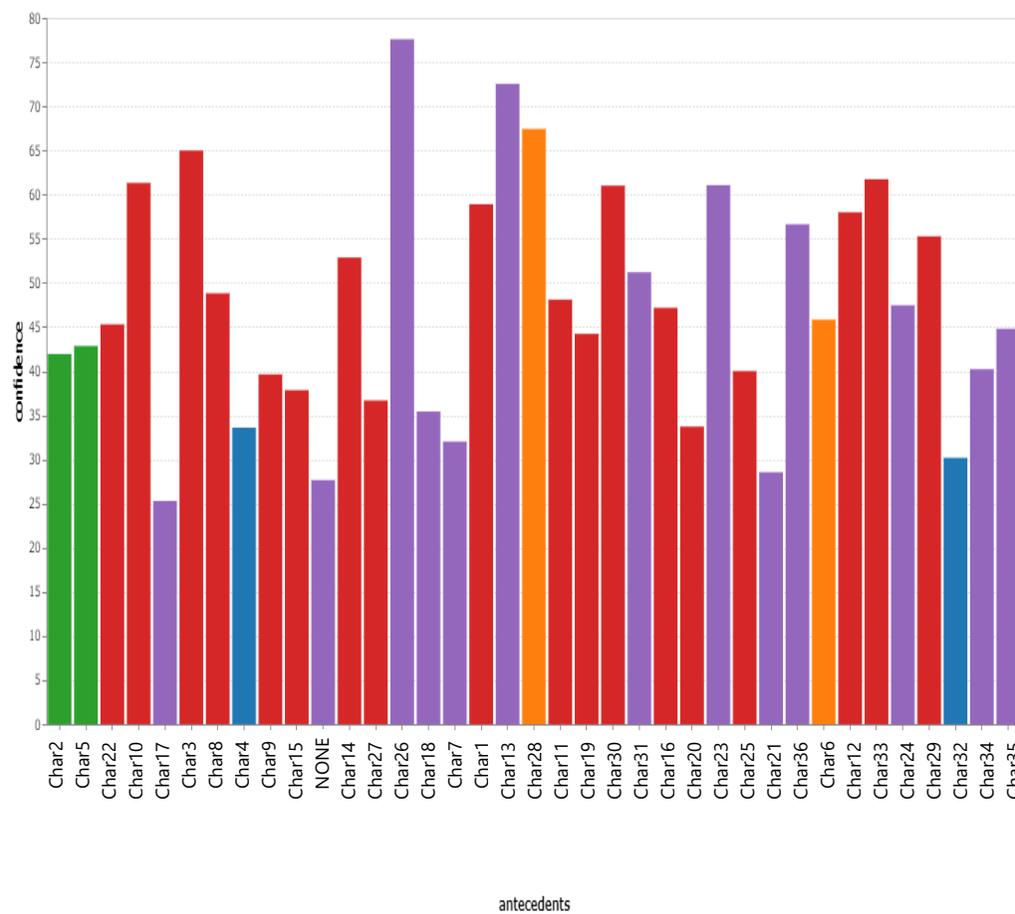
No.	id CATEGORY	size INT	Done FLOAT	Taken FLOAT	Healed FLOAT	Score FLOAT	residual FLOAT
1	1	164,298	85,182.958061	54,863.317533	15,464.817551	92.959459	3,099,356,232.846523
2	2	51,517	39,348.514333	83,947.002718	69,009.028967	72.237668	1,595,537,233.441337
3	3	247,122	31,265.074971	40,865.303303	9,620.069124	61.134833	3,696,131,325.162482
4	4	316,662	58,926.967612	40,959.989732	8,558.557304	76.380878	4,300,133,260.272471
5	5	220,401	40,448.050133	67,877.072778	18,979.701781	62.261748	4,001,611,240.878774

3 - 2. キャラクター分析結果 (多データ (100,000件))

■ 100,000件の試合のデータに対する各キャラクターのクラスタの件数は以下 (左)の通り
 ■ それに対する最も割合が大きいクラスタとその割合は以下 (右)の通り



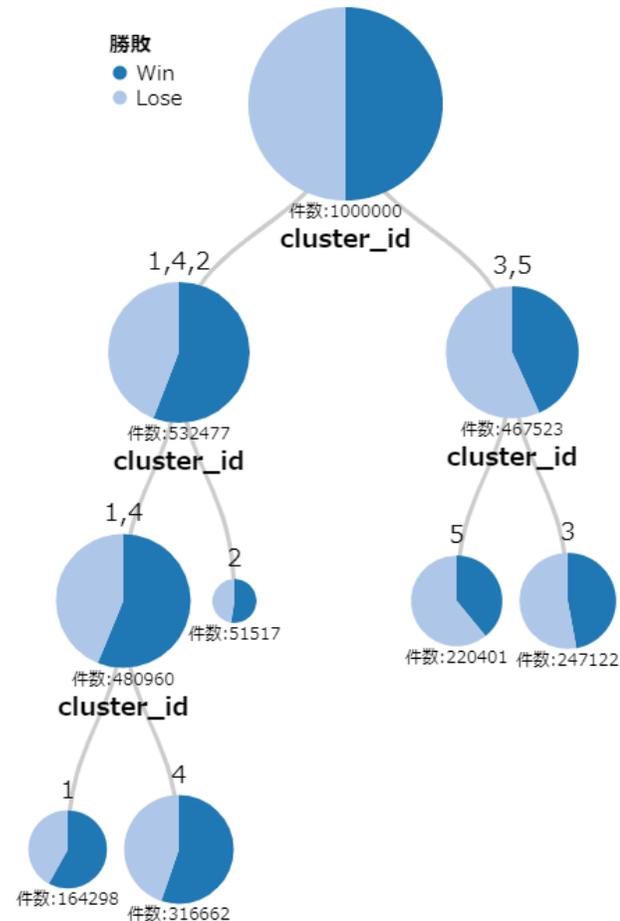
凡例
 ■ 1 ■ 2 ■ 3 ■ 4 ■ 5



凡例
 ■ cluster_id-1 ■ cluster_id-2 ■ cluster_id-3 ■ cluster_id-4 ■ cluster_id-5

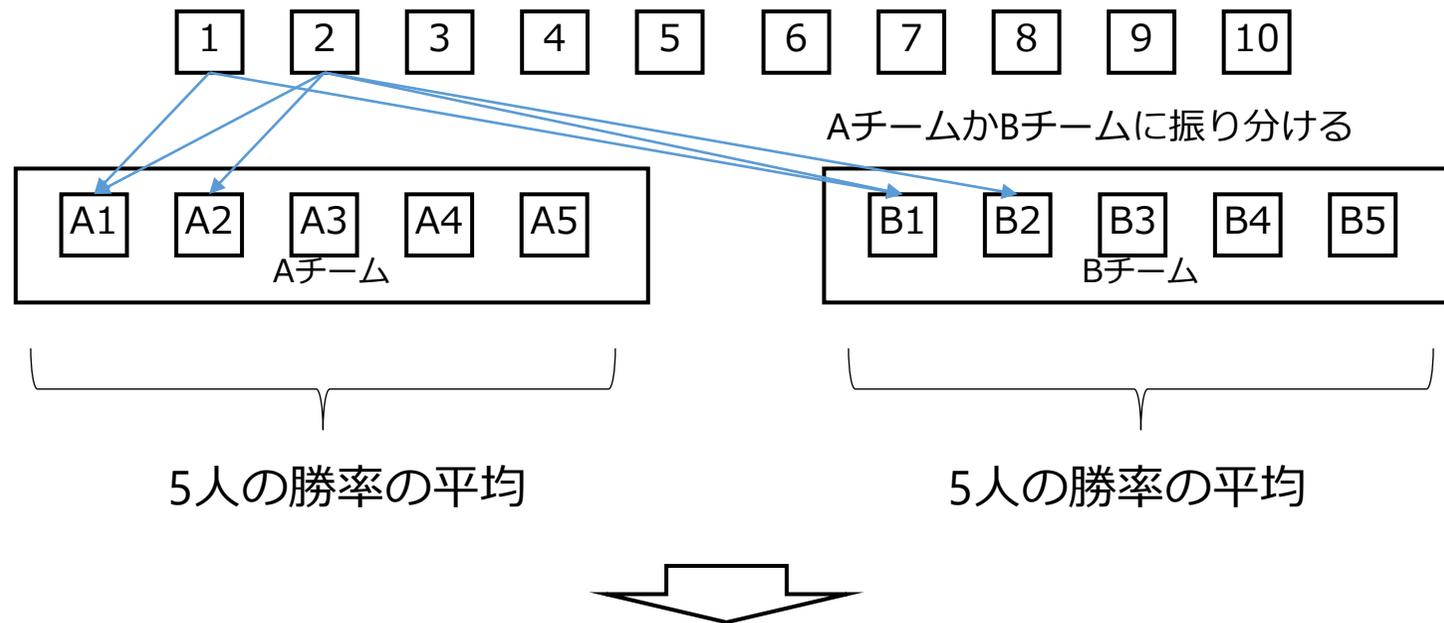
3 - 2. キャラクター分析結果 (多データ (100,000件))

- 各クラスタに属するキャラクタの勝敗 (Win/Lose)について, 決定木を用いて分析した
- クラスタ5 (防御型)を選択したキャラクターはLose の傾向が強く, クラスタ4 (攻撃型)を選択したキャラクターはWin の傾向が強いことがわかった



4. マッチング分析結果

- 100,000件の試合結果と各プレイヤーのデータを用いて、マッチングについて分析した
- 各チームにおける各キャラクターの勝率の平均を計算し、その差を計算したところ、平均0.033769、標準誤差0.00277、最小-0.154、最大0.234となり、勝率の観点で公平なチーム分けとなっていない可能性が高い



チーム間の勝率の平均の差が小さい方が、より実力の近い試合となる

4. マッチング分析結果

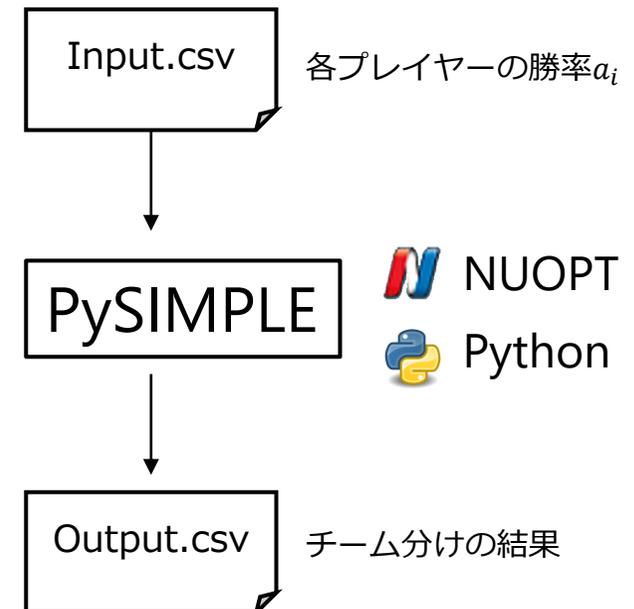
- 各プレイヤーの勝率を a_i ($i \in I = \{1, 2, \dots, 10\}$), プレイヤー i をチーム j ($j \in J = \{A, B\}$)に振り分けるとき決定変数 $x_{ij} = \{0, 1\}$ とする
- 各チームは5人ずつ割り当てる
- 各プレイヤーはチームAまたはBのいずれかに割り当てる
- チーム間の勝率の平均の差の絶対値を最小化する, つまり, チーム間の勝率の平均の差の自乗を最小化する
- 以下で定式化し, NTTデータ数理システムの数理最適化製品のNuorium Optimizer (ver 23.1.2)を用いて, 最適なチーム分けを行う
- 多くの試合データに対して最適なチーム分けを行うため, PySIMPLEにて実装し, 繰り返して数理モデルを解く所作の自動化を行った

□ 最適なチーム分けを行う数理モデル

$$\text{minimize } (\sum_{i \in I, A} a_i x_{iA} - \sum_{i \in I, B} a_i x_{iB})^2$$

subject to

$$\begin{aligned} \sum_{i \in I} x_{ij} &= 5, & \forall j \in J \\ \sum_{j \in J} x_{ij} &= 1, & \forall i \in I \\ x_{ij} &= \{0, 1\}, & \forall i \in I, \forall j \in J \end{aligned}$$

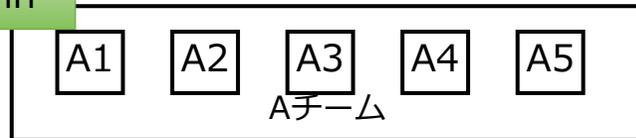


4. マッチング分析結果

- 以下試合は、AチームとBチームの勝率の平均の差が大きく、勝率の高いAチームが勝利している
- このように試合前のマッチング段階でチーム分けがうまくいっていないケースが多く、かつ5人の勝率の平均が高いチームが勝利する傾向が強いことがわかった
- このようなケースは全データの99%以上を占めていた
- そのため、数理最適化を用いて、5人の勝率の平均を均衡にすることは重要である

悪いマッチング

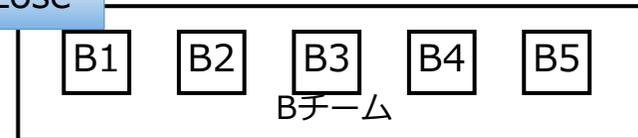
Win



0.83 0.78 0.71 0.69 0.86

5人の勝率の平均 0.774

Lose

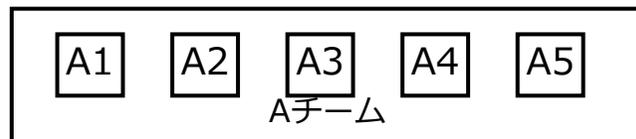


0.58 0.51 0.52 0.60 0.49

5人の勝率の平均 0.540

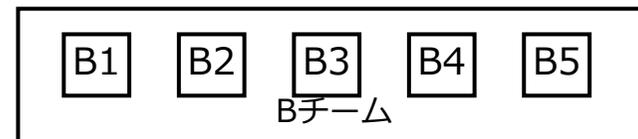
チーム間の勝率の平均の差 0.234

最適化



0.83 0.78 0.71 0.51 0.49

5人の勝率の平均 0.664



0.69 0.86 0.58 0.52 0.60

5人の勝率の平均 0.650

チーム間の勝率の平均の差 0.014

5. まとめ

- ゲーム中のプレイヤーの操作スキル以外に、ゲーム前に決定されるチーム編成、選択キャラクターやアイテム等がゲームの勝率に影響するようなマルチプレイヤーオンラインバトルに対して、ゲーム前に決定可能な選択肢が勝敗にどのように影響を与えているかを分析し、戦略立案することを考えた
- 戦績データをもとにゲームのキャラクターをクラスタ分けし、ゲームの勝敗に影響を与えやすい要因について分析した
- マッチング結果について分析を行い、公平なチーム分けがなされているか確認した
- 今後は様々なマルチプレイヤーオンラインバトルやスポーツ等のジャンルに対してもデータを分析することで、戦略立案していく

参考文献/謝辞

[1] Wikipedia, マルチプレイヤーオンラインバトルアリーナ - Wikipedia.
<https://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%83%9E%E3%83%AB%E3%83%81%E3%83%97%E3%83%AC%E3%82%A4%E3%83%A4%E3%83%BC%E3%82%AA%E3%83%B3%E3%83%A9%E3%82%A4%E3%83%B3%E3%83%90%E3%83%88%E3%83%AB%E3%82%A2%E3%83%AA%E3%83%BC%E3%83%8A> (Retrieved on July 13, 2022)

[*] 各プレイヤーのデータ（戦績等）をウェブサイトからデータ取得する際のアドバイザー, NTTスマートコネクト株式会社 メディアビジネス部 永留 圭祐 様.