

麻雀における打牌予測

Tile discard prediction in Mahjong

海老澤 叶恵†
Kanae Ebisawa

岡留 剛‡
Takashi Okadome

1. はじめに

麻雀は、自分の手牌 13 枚と山から引いた 1 枚の計 14 枚の牌で始め、捨てる牌を選ぶ「打牌選択」を繰り返しながら、役を揃えて得点を競うゲームである。将棋やチェスのように、盤上の情報をすべて把握できるゲームとは異なり、麻雀では山牌や対戦相手の手牌など、プレイヤーが知ることが出来ない情報が存在する。

得点を多く獲得するには、誰よりも早く役を揃えてあげることが求められるが、どのような種類の牌を引いてくるかを事前に知ることはできないため、適切な打牌選択を行うことが重要である。

近年、人工知能 (AI) の進化により、将棋・囲碁・チェスではトッププレイヤーを凌駕する AI が登場し[1]、人間のトレーニングにも活用されている。麻雀においても AI の研究が進められており、多くの麻雀 AI は打牌選択を行うモデルを有している[2][3]。また、強い麻雀 AI の作成には、精度の高い打牌選択モデルが必要となっている。本研究では、打牌選択モデルに GPT-2 モデル[4]を使用し、高い精度の打牌選択予測を目指す。

2. 関連研究

大神ら[5]は麻雀における 1 場面を系列データとして表現し、系列データを処理することができるモデルである Transformer を用いて他の 3 人のプレイヤーの手牌を推定した。プレイヤーから見えている牌を考慮することで、ランダムに手牌を推定する場合に比べて高い精度を示した。打牌選択モデルとして、注意機構を用いた研究[6]では、盤面の情報を 373 次元のベクトルとして表現し、マルチヘッドアテンションを用いた。

3. 提案手法

オンライン対戦麻雀サイト「天鳳」における最高段位のプレイヤーによる試合データを用いて、初期化した GPT-2 モデルの学習を行う。学習は、一期先予測により行われる。以下では、このモデルをベースモデルと呼ぶ。打牌選択モデルを使用した打牌予測は、打牌予測の場面を入力とし、打牌を出力として行う。ベースモデルで打牌予測を行った結果が図 1 である。横軸は牌の種類で、p, m, s はそれぞれピンズ、マンズ、ソウズを表す。縦軸は、打牌予測の場面对して予測を行い、出力された牌の確率が大きい方から 5 つに正解の牌が含まれた数を表す。すなわち、打牌予測の一致した数を表す。図 1 から、一致した数が 0 に近い牌や、同じ数字の牌でも、牌の種類によって一致した数に差があることが分かる。この牌の種類による一致した数の差を無くすために、次のような牌の対称性を考慮したデータ拡張を行う。

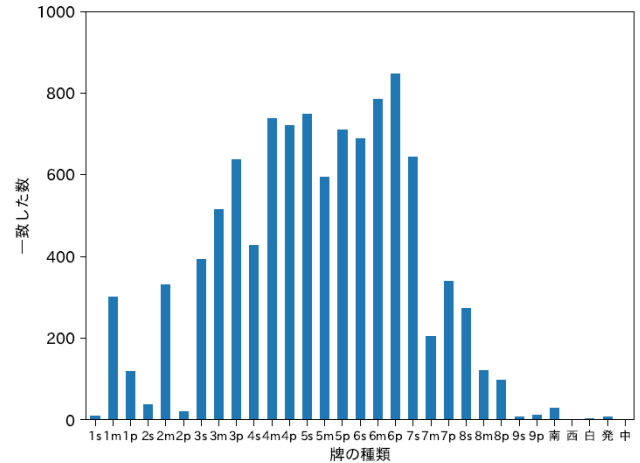


図 1 ベースモデルの予測結果

(1) マンズ、ソウズ、ピンズを交換する

(2) 牌の番号を交換する

(1)では、マンズはソウズに、ソウズはピンズに、ピンズはマンズにそれぞれ変更する場合と、マンズはピンズに、ソウズはマンズに、ピンズはソウズにそれぞれ変更する 2 通りのデータ拡張を行う。(2)の牌の番号の交換は、1 と 9、2 と 8、3 と 7、4 と 6 の交換をそれぞれ行う。

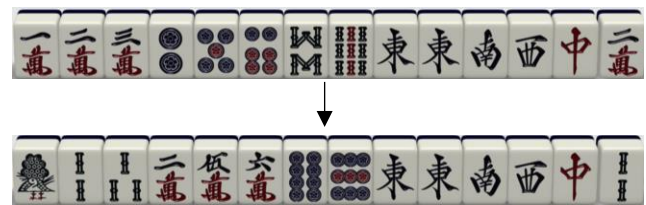


図 2 (1)の交換例



図 3 (2)の交換例

4. 使用するデータと前処理

オンライン対戦麻雀サイト「天鳳」[7]で得られる最高位のプレイヤー 22 人の試合データを使用した。特に、各プレ

† 関西学院大学, Kwansei Gakuin University

英字の種類	意味
G	牌山から牌を引く
D	直前に牌山から引いた牌を捨てる
d	直前に引いた牌ではなく手牌の中から牌を捨てる
N	ポン
C	チー
K	カン
R	リーチ

表 1 データに使われる英字の意味

プレイヤーが得点を獲得できた試合のみを使用した。試合データには、本来は知ることができない情報も含まれているため、プレイヤーが知ることができる情報のみが含まれるようにする必要がある。よって、次の情報を抽出してデータを作成した。

- ・ 状態を表す情報（場風、本場、局数、自分の手牌など）
- ・ 各プレイヤーの行動（引いた牌、捨てた牌、鳴きなど）

プレイヤーの行動は、プレイヤーの番号と英字（行動の種類）、または、プレイヤーの番号と英字（行動の種類）、行動によって使用する牌の組み合わせで表現される。英字の種類と意味を表 1 に示す。

5. 実験

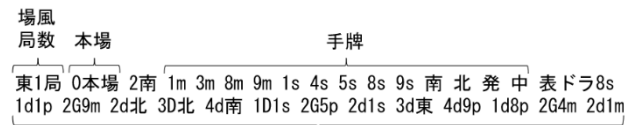
ベースモデルの学習に使用した局面は 25,352,440 局面である。このデータを提案手法により拡張したデータ数は、(1)50,704,880 局面、(2)25,352,440 局面となる。これらのデータを使い、ベースモデルの追加学習を行った。打牌予測にはこれらのほかに 34,000 局面、各牌につき 1,000 局面の打牌選択場面を用いた。入力に打牌選択直前までの盤面情報、出力に打牌として打牌予測を行う。予測の確率が大きい順に 5 つ牌を予測し、実際の打牌が含まれている数を計測した。

6. 結果

牌の種類を交換したデータで学習したモデルによる予測結果が図 5、牌の番号を交換したデータで学習したモデルによる予測結果が図 6 である。以降、前者のモデルをモデル 1、後者のモデルをモデル 2 とする。図 5 より、1s、1m、1p などの数字が 1 の牌や数字が 2 の牌に差はあるものの、一致した数の増加が見られた。同様に、数字が 8 の牌や数字が 9 の牌も一致した数の差はあるが、牌そのものの一致した数が増加した。しかし、5s や 7s など、ベースモデルよりも一致した数が減少した牌がある結果となった。図 6 より、モデル 2 による予測では、一致した数がほとんど 1,000 に近い結果となった。また、どちらの場合も字牌の一致した数が増加した。

7. 考察

牌の種類を交換するデータ拡張では、一致した数に増加が見られたものの、牌の種類（ソウズ、マンズ、ピンズ）ごとの一致した数の差は無くならなかった。一方で、数字



各プレイヤーの行動

図 4 データ例

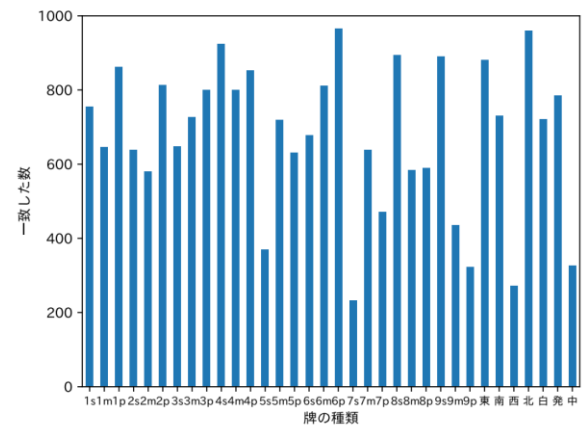


図 5 モデル 1 による top5 の予測結果

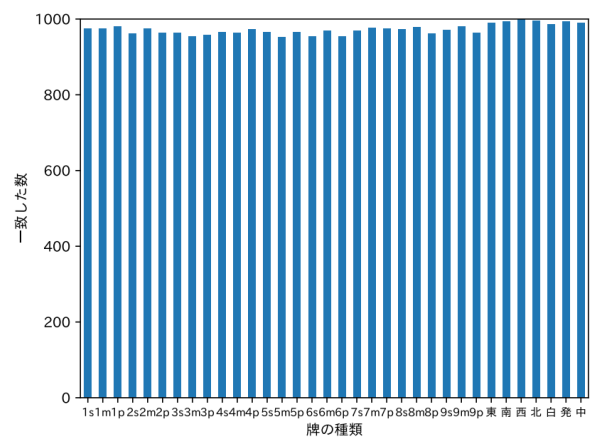


図 6 モデル 2 による top5 の予測結果

の交換によるデータ拡張では、一致した数が増加し、牌ごとの一致した数にほとんど差も見られなかった。この結果から、数字の交換が牌の一致した数の差を無くすのに効果的であると考えられる。また、データの偏りが牌の種類にあるのではなく牌の数字にあったと考えられる。このため、牌の種類の交換は牌の数字のばらつきを強調していると考えられる。一致した数の増加も見られたが、これが牌の入れ替えによるものか、学習データの増加によるものかはこの結果からはわからないため、追加の実験が必要である。また、ベースモデルで一致した数が少なかった字牌に関して、交換などの操作は行っていないが、どちらも一致した数に差が見られた。特にモデル 2 の予測結果では、全ての字牌で一致した数が 1,000 に近い数になった。これらの結

果から、字牌以外の予測精度を上げることが、字牌の精度の向上にも効果があると考えられる。

8. 課題

本研究では、モデルの予測を top5 まで行った。しかし、実際の場面では牌は一つしか選べないため、top1 の予測が重要となる。図 7 はモデル 2 による top1 予測の結果である。また、実際のゲームでは、盤面情報だけでなく自分やほかのプレイヤーの得点状況なども考慮して打牌選択を行う必要がある。今後は、プレイヤーの得失点も考慮した打牌選択ができるように、強化学習を用いた打牌選択モデルの学習を検討する。

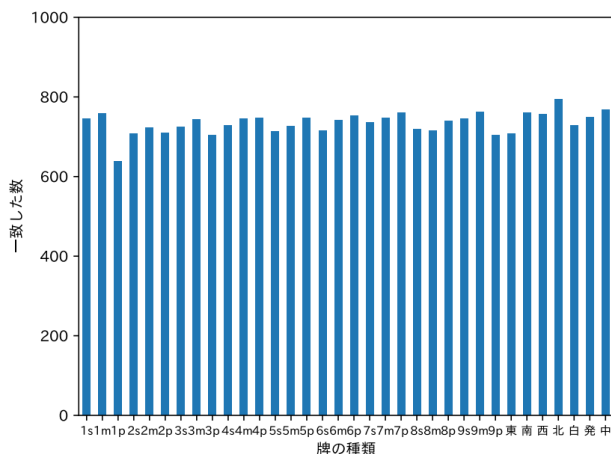


図 7 モデル 2 の top1 予測結果

参考文献

- [1] Silver, D., T. Hubert, J. Schrittwieser, I. Antonoglou, M. Lai, A. Guez, M. Lanctot, L. Sifre, D. Kumaran, T. Graepel, T. Lillicrap, K. Simonyan, and D. Hassabis, Mastering chess and shogi by self-play with a general reinforcement learning algorithm(2017). arXiv:1712.01815.
- [2] Li, J., S. Koyamada, Q. Ye, G. Liu, C. Wang, R. Yang, L. Zhao, T. Qin, T.-Y. Liu, and H.-W. Hon, Suphx: Mastering mahjong with deep reinforcement learning(2020). arXiv:2003.13590.
- [3] Naga., [https://dmv.nico/ja/articles/mahjong ai naga/](https://dmv.nico/ja/articles/mahjong%20ai%20naga/). (Accessed on 07/20/2025).
- [4] Radford, A., J. Wu, R. Child, D. Luan, D. Amodei, and I. Sutskever (2019). Language models are unsupervised multitask learners.

- [5] 大神, et al. (2022). Transformer を用いた麻雀における手牌推定. ゲームプログラミングワークショップ2022 論文集, 2022, 151–158.
- [6] Trong Duc Truong. A supervised attention-based multiclass classifier for tile discarding in japanese mahjong. Master's thesis, University of Agder, 2021.
- [7] オンライン対戦麻雀天鳳, <https://tenhou.net/>. (Accessed on 07/23/2025).