

予測精度の変化を用いた麻雀の役解析

嶋村 文里^{1,a)} 松澤 智史²

概要：不完全情報ゲームである麻雀では取得可能な情報により不完全情報を推測する必要があり、麻雀における推測の初歩段階である役予測は重要である。そこで本研究では麻雀役と取得可能な情報との関連に注目し、役予測に関して重要性の高い情報の選別を目的とする。その達成のために打牌情報のみで役予測を行うベースモデルを実装し、入力情報の変化に伴う予測精度の違いの比較を行った。実験の結果、役予測における優先順位を降順にすると副露情報、ツモ切り・手出し情報と残存牌情報、ドラ情報、ゲーム状況となることを示した。

キーワード：麻雀、役予測、予測精度の変化、情報の選別

1. はじめに

麻雀というボードゲームに対し賭博、喫煙、飲酒、徹夜などの不健康なイメージを持つ人も多い。しかし、近年では麻雀の実力を競うことに焦点を当てた競技麻雀や先述した不健康なイメージを払拭すべく起案された健康麻雀といったプレイスタイルが多くの人に浸透している。麻雀をマインドスポーツ^{*1}としてとらえ、競技麻雀をオリンピックの室内競技とすることを目指す動きも見受けられる。それに伴い、麻雀をプレイせずに観ることのみに焦点を当てた観る雀と呼ばれる人も増加している。

しかし麻雀がより発展する上で一つの壁が考えられる。麻雀は巨大な状態空間を有した不完全情報ゲームであり、麻雀プレイヤーは取得可能な情報から役予測、手牌予測、山予測と推測を重ねることで不完全情報を推測し行動戦略を選定する。しかしプレイヤー視点で取得可能な情報と不完全情報の関連に注目した研究は少なく、プレイヤーは過去の対局データの統計や経験により各局面に応じた行動選択を強いられる。よってプレイヤーの経験不足や麻雀研究における入力情報不足などにより推測の初歩段階である役予測を間違えるとその後の推測全てが破綻し、誤った行動戦略を選定する恐れがある。

そこで本研究ではプレイヤーの取得可能な情報と麻雀役との関連に注目し、入力の変化に伴う予測精度の変化により役予測に関して重要度の高い情報の選別を目的とする。

2. 関連研究

2.1 機械学習を用いた麻雀の役予測手法の提案

尾崎ら [1] は、特定プレイヤー視点で取得可能な情報を用いて清一色の聴牌を前提とした役予測手法を提案している。LSTM [2] をベースとした時系列データ処理モデルを作成し、ツモ切り手出し情報、あるプレイヤーの手牌情報、全体に公開している情報、予測対象プレイヤーの打牌情報、各プレイヤーの立直情報を入力として与えている。尾崎らは清一色を聴牌した牌譜と聴牌していない牌譜によりモデルの評価を行い、清一色の有無により役の予測精度に差がないという結果を示した。論文執筆時点では原因を調査している段階であった。

2.2 本研究の位置づけ

尾崎らはプレイヤー視点で取得可能な情報を用いて特定条件下における役予測手法の提案を目的としているが、本研究は役予測に関して重要度の高い取得可能な情報の選別を目的としている。よって単一モデルにより全ての役を予測する尾崎らの提案モデルに対し、本研究では役ごとにモデルを作成し、役予測に関して重要度の高い情報の選別を行った。

3. 提案手法

3.1 概要

本研究では目的達成のために打牌情報のみで役予測を行うベースモデルを実装し、入力情報の変化に伴う役予測精度の違いの比較を行った。

¹ 東京理科大学 理工学研究科 情報科学専攻

² 東京理科大学 理工学部 情報科学科

^{a)} angelnetsss@gmail.com

^{*1} 高い思考能力を用いて競われるゲームを一種のスポーツとみなしたものの

3.2 ベースモデル

ベースモデルは BiLSTM [3] をベースとし、予測対象となるプレイヤーの打牌情報により役予測を行う時系列データ処理モデルであり、その構造を図 1 に示す。

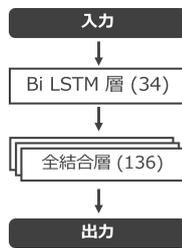


図 1 ベースモデルの構造

本研究では麻雀牌を打牌ベクトルという 11 次元のベクトルで表現し、予測対象プレイヤーの打牌順序でベースモデルに入力する。ここで打牌ベクトルは表 1 のようになり、牌に記載された数字の情報、牌の種類情報を 11 次元のベクトルで表現したものである。

表 1 ベースモデルの入力ベクトル

数字	萬子	...	發	中
0 ~ 9	0, 1	...	0, 1	0, 1

3.3 入力情報の追加

ベースモデルは予測対象プレイヤーの打牌情報のみから予測を行うモデルである。本研究ではこのベースモデルに対し入力情報を追加したモデルの予測精度とベースモデルの予測精度の違いを解析する。本節では追加する情報とその追加方法について説明する。追加する 5 つの情報を表 2 に示す。

表 2 追加情報

打牌ベクトルへの追加情報	その他の追加情報
ツモ切り・手出し情報	副露情報
ドラ情報	残存牌情報
	ゲーム状況

(1) ツモ切り・手出し情報

ツモ切りはツモした牌をそのまま打牌する行為であり、手出しはツモした牌ではなく手牌の中から打牌をする行為である。つまりツモ切られた牌はプレイヤーにとって手牌に残す価値がない牌であることを示し、手出しされた牌はプレイヤーにとって直前まで手牌に残す価値があった牌であることを示す。

本研究ではベースモデルへの入力ベクトルである打牌ベクトルにツモ切り情報を 0、手出し情報 1 としてツモ切り・手出し情報を追加した。

(2) ドラ情報

ドラは和了した時に所持している枚数に応じて打点が上昇する牌である。つまりドラ牌を使用して和了が狙える場合は使用するプレイヤーが多い牌である。

本研究ではベースモデルへの入力ベクトルである打牌ベクトルに打牌時のドラ情報を追加した。よって打牌後にドラとなった牌はドラ牌ではないものとして扱った。

(3) 副露情報

副露は他プレイヤーの打牌を使用して面子を作成する行為である。副露したプレイヤーは面子を作成する代償として、副露により作成した面子を全体に公開しなければならない。

本研究では副露情報を副露ベクトルという 16 次元のベクトルで表現し、副露ベクトルに特化した副露モデルを作成した。ここで副露ベクトルは副露を行った巡目情報、副露を行った面子情報、副露の種類情報を 16 次元のベクトルで表現したものであり、副露モデルは BiLSTM をベースとした時系列データ処理モデルである。副露モデルの構造はベースモデルと同様のものを使用し、入力として予測対象プレイヤーの副露順序で副露ベクトルを与える。

本研究では副露モデルの出力とベースモデルの出力を結合し、複数の全結合層を通した後に予測結果を出力するという形式で副露情報を追加した。

(4) 残存牌情報

予測対象プレイヤーとは別に視点プレイヤーを一人定義し、視点プレイヤーから見えない牌のベクトルを残存牌ベクトルという 34 次元のベクトルで表現した。よって残存牌ベクトルは視点プレイヤーとは別のプレイヤーが所持している牌または山に残っている牌のベクトルとなる。

本研究では残存牌ベクトルとベースモデルの出力を結合し、複数の全結合層を通した後に予測結果を出力する形式で残存牌情報を追加した。

(5) ゲーム状況

残り対局数や点数状況など配牌以前に公開されている各プレイヤーの情報をゲーム状況として定義し、本研究ではゲーム状況ベクトルという 5 次元のベクトルで表現した。ここでゲーム状況ベクトルは残り対局数情報、予測対象プレイヤーの親の有無情報、予測対象プレイヤーを基準とした各プレイヤーの点数差分情報を 5 次元のベクトルで表現したものである。

本研究ではゲーム状況ベクトルとベースモデルの出力を結合し、単一の全結合層を通した後に予測結果を出力する形式でゲーム状況を追加した。

3.4 情報の追加方法

本研究では図 2 のようにベースモデルに情報を追加し、ベースモデルの予測精度を基準として追加モデルの予測精度の違いを解析する。



図 2 情報の追加方法

4. 実験と考察

4.1 データセット

データセットはオンライン麻雀ゲームサイトの天鳳より取得した鳳凰卓の牌譜を用いた。鳳凰卓は天鳳プレイヤーの上位 0.7% の実力者のみが対局できるレベルの高い麻雀卓である。本研究では 22,000,000 の対局データを用意し、予測対象となる役に合わせて学習データとテストデータを対局データ群から抽出した。予測対象となる役の教師データの比率が 1 : 1 となるように対局データ群から対局データの部分群を抽出し、この部分群を学習データとテストデータの比率が 8 : 2 となるように設定している。

また、麻雀には摸打を繰り返すことで手牌を和了形に近づけるという対局の流れがあり、ある役を聴牌した際に別の役の一向聴であるという状況は珍しくない。よって、教師データの選別ラインを設ける必要がある。本研究では和了した役だけでなく対局中に一度でも聴牌した役までを教師データとして扱い、一向聴より手前の状態の役は予測対象ではないものとして解釈し学習データの選別を行った。

4.2 実験対象とする麻雀役

ローカル役と役満を除いた麻雀役とその聴牌データ数を表 3 に示す。本研究では十分なデータが用意でき実験環境に適した役を表 3 の中から抽出した。本研究で解析を行った役は平和、タンヤオ、一盃口、七対子、チャンタ、一气通貫、三色同順、対々和、混一色、清一色の 10 種類である。

表 3 役ごとの聴牌データ数

役	聴牌データ数	役	聴牌データ数
平和	1,834,393	三槓子	185
タンヤオ	2,610,757	対々和	204,389
一盃口	597,973	三暗刻	145,946
役牌	3,879,960	小三元	12,510
七対子	352,855	混老頭	6,067
チャンタ	105,735	二盃口	7,342
一气通貫	202,205	ジュンチャン	36,736
三色同順	541,473	混一色	495,115
三色同刻	5,392	清一色	69,062

4.3 実験内容

予測精度の評価尺度として F 値を用い、以下の手順で 10 種類の麻雀役とプレイヤー視点で取得可能な 5 つの情報の組み合わせを全て網羅するように実験を行った。

- 1 実験対象とする役の一つ選択
- 2 ベースモデルの F 値を算出
- 3 入力情報の一つ追加し F 値を算出

4.4 実験結果

4.4.1 ベースモデルの F 値

ベースモデルでの実験結果を実験対象とした役ごとに図 3 に示す。ベースモデルでの F 値は清一色、混一色、チャンタが比較的高く、三色同順、平和、一盃口が比較的低いという結果になった。

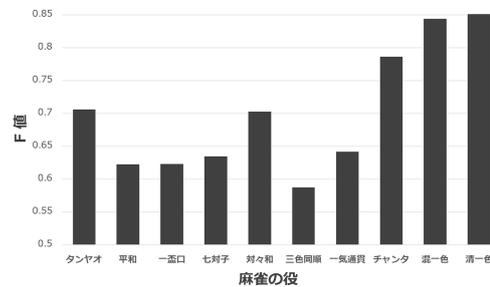


図 3 ベースモデルの F 値

ベースモデルは対象プレイヤーの打牌情報のみから役予測を行うモデルである。したがってベースモデルの F 値は役を狙う際に出現する打牌の特徴量の大きさにより決定する。本実験においてベースモデルの F 値が大きい清一色、混一色、チャンタは他の役以上に特有の打牌傾向が見えやすい役であり、F 値が小さい三色同順、平和、一盃口は特有の打牌傾向が見えにくい役である。

4.4.2 情報の追加に伴う F 値の変化量

ベースモデルへの情報追加に伴う F 値の変化量を図 4 に示す。図 3 と比較するとベースモデルの F 値が低い役ほど情報の追加に伴う F 値の変化量が大きくなった。

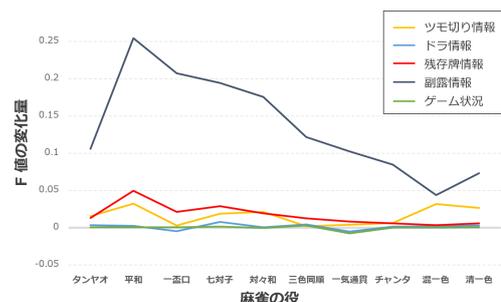


図 4 情報の追加に伴う F 値の変化量

4.5 考察 - 情報の優先度

本実験において副露情報の追加に伴う F 値の変化量はすべての役で最も増加した追加情報となった。したがって本研究にて扱った 5 つの情報において最も重要な情報は副露情報となる。

副露情報の次に重要な情報を考察する。実験結果よりタンヤオ、対々和、チャンタ、混一色、清一色の 5 つの役において 2 番目に F 値の変化量大きい情報はツモ切り・手出し情報となり、平和、一盃口、七対子、三色同順、一気通貫の 5 つの役において 2 番目に F 値の変化量大きい情報は残存牌情報となった。この結果とベースモデルの結果である図 3 を比較すると、ベースモデルの F 値が比較的に大きい役においてツモ切り・手出し情報が 2 番目に重要な情報となり、ベースモデルの F 値が比較的に小さい役において残存牌情報が 2 番目に重要な情報となっている。以上の結果からツモ切り・手出し情報と残存牌情報は役予測において重要度に明確な差はなく、特有の打牌傾向を有する役においてツモ切り・手出し情報、打牌傾向が見えにくい役において残存牌情報の重要度が高いことを示した。

ツモ切り・手出し情報と残存牌情報の次に重要な情報を考察する。実験結果より一盃口以外の 9 つの役において 4 番目に F 値の変化量大きい情報はドラ情報となった。したがって本研究にて扱った 5 つの情報において 4 番目に重要な情報はドラ情報となり、最も重要度の低い情報はゲーム状況となる。

5. おわりに

本研究では、麻雀の役を 10 種類抽出し、ツモ切り手出し情報、ドラ情報、副露情報、残存牌情報、ゲーム状況の五つの情報との関係を役予測モデルの F 値の変化量を用いることにより解析した。役予測における優先順位を降順に示すと副露情報、ツモ切り手出し情報と残存牌情報、ドラ情報、ゲーム状況となることを示した。

不完全情報ゲームである麻雀は複数の推測を経て行動戦略を選定するゲームであり、役予測は推測の初歩段階である。本研究結果は麻雀への注目が高まる昨今において、新規麻雀プレイヤーへ役予測における学習指針を提示しただけでなく、役予測を用いる麻雀研究に対し取得可能な情報と各役との関係を定量的に提示した。よって本研究結果は麻雀プレイヤーや既存研究の役予測精度の向上だけでなく、役予測を前提とする推測研究の精度向上に繋がるであろう。

参考文献

- [1] 尾崎大夢, ライエルグリムベルゲン: 機械学習を用いた麻雀の役予測手法の提案, ゲームプログラミングワークショップ 2020 論文集, Vol. 2020, pp. 77-80, 2020.
- [2] Sepp Hochreiter and Jürgen Schmidhuber: Long Short-

Term Memory, Neural Computation, Vol. 9, No. 8, pp. 1735-1780, 1997.

- [3] M. Schuster and K.K. Paliwal: Bidirectional recurrent neural networks, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 45, No. 11, pp. 2673-2681, 1997.

付 録

A.1 役ごとの実験結果

本研究における実験結果を役ごとに表に示す。

表 A-1 タンヤオの実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.706547		
ツモ切り・手出し情報	0.722049	+ 0.015502	+ 0.016309
ドラ情報	0.710130	+ 0.003583	+ 0.001826
副露情報	0.812774	+ 0.106227	+ 0.136658
残存牌情報	0.719812	+ 0.013265	+ 0.017167
ゲーム状況	0.707309	+ 0.000762	+ 0.000171
複合モデル	0.832166	+ 0.125619	+ 0.147527

表 A-2 平和の実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.622903		
ツモ切り・手出し情報	0.655426	+ 0.032523	+ 0.016309
ドラ情報	0.625786	+ 0.002883	+ 0.001826
副露情報	0.877741	+ 0.254838	+ 0.136658
残存牌情報	0.672791	+ 0.049888	+ 0.017167
ゲーム状況	0.623939	+ 0.001036	+ 0.000171
複合モデル	0.879489	+ 0.256586	+ 0.147527

表 A-3 一盃口の実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.623339		
ツモ切り・手出し情報	0.626445	+ 0.003106	+ 0.016309
ドラ情報	0.618716	- 0.004623	+ 0.001826
副露情報	0.830842	+ 0.207503	+ 0.136658
残存牌情報	0.645025	+ 0.021686	+ 0.017167
ゲーム状況	0.624093	+ 0.000754	+ 0.000171
複合モデル	0.830741	+ 0.207402	+ 0.147527

表 A-4 七対子の実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.634828		
ツモ切り・手出し情報	0.653811	+ 0.018983	+ 0.016309
ドラ情報	0.642986	+ 0.008158	+ 0.001826
副露情報	0.829503	+ 0.194675	+ 0.136658
残存牌情報	0.664239	+ 0.029411	+ 0.017167
ゲーム状況	0.636720	+ 0.001892	+ 0.000171
複合モデル	0.835111	+ 0.200283	+ 0.147527

表 A.5 対々和の実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.703092		
ツモ切り・手出し情報	0.724699	+ 0.021607	+ 0.016309
ドラ情報	0.704085	+ 0.000993	+ 0.001826
副露情報	0.878880	+ 0.175788	+ 0.136658
残存牌情報	0.722894	+ 0.019802	+ 0.017167
ゲーム状況	0.703130	+ 0.000038	+ 0.000171
複合モデル	0.880938	+ 0.177846	+ 0.147527

表 A.6 三色同順の実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.588006		
ツモ切り・手出し情報	0.590190	+ 0.002184	+ 0.016309
ドラ情報	0.592476	+ 0.004470	+ 0.001826
副露情報	0.709978	+ 0.121972	+ 0.136658
残存牌情報	0.601096	+ 0.013090	+ 0.017167
ゲーム状況	0.591071	+ 0.003065	+ 0.000171
複合モデル	0.717740	+ 0.129734	+ 0.147527

表 A.7 一气通貫の実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.642011		
ツモ切り・手出し情報	0.646000	+ 0.003989	+ 0.016309
ドラ情報	0.637225	- 0.004786	+ 0.001826
副露情報	0.744829	+ 0.102818	+ 0.136658
残存牌情報	0.650565	+ 0.008554	+ 0.017167
ゲーム状況	0.634534	- 0.007477	+ 0.000171
複合モデル	0.760812	+ 0.118801	+ 0.147527

表 A.8 チャンタの実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.786543		
ツモ切り・手出し情報	0.792917	+ 0.006374	+ 0.016309
ドラ情報	0.788438	+ 0.001895	+ 0.001826
副露情報	0.871703	+ 0.085160	+ 0.136658
残存牌情報	0.792556	+ 0.006013	+ 0.017167
ゲーム状況	0.786848	+ 0.000305	+ 0.000171
複合モデル	0.882395	+ 0.095852	+ 0.147527

表 A.9 混一色の実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.844479		
ツモ切り・手出し情報	0.876370	+ 0.031891	+ 0.016309
ドラ情報	0.846759	+ 0.002280	+ 0.001826
副露情報	0.888508	+ 0.044029	+ 0.136658
残存牌情報	0.848148	+ 0.003669	+ 0.017167
ゲーム状況	0.844896	+ 0.000417	+ 0.000171
複合モデル	0.919950	+ 0.075471	+ 0.147527

表 A.10 清一色の実験結果

	F 値	変化量	平均変化量
ベースモデル	0.851474		
ツモ切り・手出し情報	0.878400	+ 0.026926	+ 0.016309
ドラ情報	0.854885	+ 0.003411	+ 0.001826
副露情報	0.925046	+ 0.073572	+ 0.136658
残存牌情報	0.857770	+ 0.006296	+ 0.017167
ゲーム状況	0.852387	+ 0.000913	+ 0.000171
複合モデル	0.939153	+ 0.087679	+ 0.147527