

ニューラルネットワークを用いた麻雀の待ち牌予測

佐藤 宏樹[†] 鈴木 徹也[‡]
芝浦工業大学[†] 芝浦工業大学[‡]

1 研究の背景と目的

近年、将棋や囲碁などの完全情報ゲームは、トッププレイヤー相手にコンピュータが勝利することが多い。しかし、対戦相手の情報が公開されていない不完全情報ゲームでは、安定して勝つことが難しいとされている。

本研究の目的は、不完全情報ゲームの一つである麻雀において、多くの失点を防ぐために相手の待ち牌の予測方法を提案することである。

2 麻雀のルール

本研究では、一般的である4人麻雀を扱う。麻雀は山から1枚牌を取り(ツモ)、その後1枚牌を捨てることを繰り返し、役の完成を狙う。あと1枚で役が完成する状態を聴牌といい、必要な牌のことを待ち牌という。また、聴牌になったとき、宣言すること(立直)である(和了)ときの点数を高くすることができる。誰かがあがるか山がなくなる(流局)とその局は終わる。このように局を繰り返し最終的な点数で勝敗を決める。その他の細かいルールについて本研究では、オンライン麻雀対戦サイト天鳳 [1] の段位戦のルールにしたがう。

3 関連研究

我妻ら [2] は機械学習の手法の1つであるSVRを用いた捨て牌の危険度の推定法を提案した。その手法では、他プレイヤーの手牌を考慮

せず、自分から見える情報のみで、1人のプレイヤーに対し、自分の捨牌が危険牌かどうかを推測している。

4 提案手法

4.1 概要

麻雀はツモであがられた場合より、自分の捨牌であがられた場合(振り込み)の方が点の損失が大きい。そのため、相手の和了牌を予測してこの振り込みによる失点を防ぎたい。

本研究では待ち牌予測の手段として、ニューラルネットワークを用いた教師あり学習を用いる。

4.2 学習データとモデル構築

モデルに入力する学習データとして、オンライン麻雀対戦サイト天鳳 [1] で公開されている牌譜を用いる。また、誰かが最初に立直をした時点での局面のデータを使用し、この際に捨牌の順序は考慮しない。

牌譜から必要なデータを抽出・変換した後、モデルに入力し、学習を行う。本研究では入力層、出力層、複数の中間層で構成された全結合ニューラルネットワークを使う。

5 実験

5.1 待ち牌の予測

全結合ニューラルネットワークに牌譜から抽出した特徴量を入力し、待ち牌の予測を行う。学習データには上級者プレイヤーのみが対戦できる鳳凰卓から約100万局のデータを用いた。表1にモデルに入力する特徴量を示す。入力する特徴量はすべて0か1で表されるベクトルになっている。

Prediction of Winning Tiles in Mahjong Using a Neural Network

[†] Hiroki Sato, Shibaura Institute of Technology

[‡] Tetsuya Suzuki, Shibaura Institute of Technology

表1 入力する特徴量

特徴量	次元数
場(東,南)	2次元
親(立直プレイヤー,他三人)	2次元
自分の手牌	136次元
立直プレイヤーの捨牌	136次元
公開されている牌の合計	136次元
ドラ牌	34次元
合計	446次元

精度評価は次の3つの指標で行う。1つ目は正解が待ち牌だった時に待ち牌と判別した確率 (recall), 2つ目はすべての牌が完全一致した確率 (total), 3つ目は降順に並べた出力の何番目までにすべての答えが出力されているかを表す数値 (rank) である。また, 立直プレイヤーの捨牌が5枚以下または待ち牌が3面以上のケースを除いて, 簡略化させた学習データでも同様に実験を行った。実験結果を表2に示す。

表2 待ち牌の予測結果

学習データ	recall	total	rank
通常	0.0503	0.0113	12.28
簡略化	0.0467	0.0187	11.70

5.2 待ちの形を考慮した待ち牌の予測

全結合ニューラルネットワークに牌譜から抽出した特徴量を入力し, 待ち方ごとの待ち牌予測を行う。待ち方は双碰, 両面, 嵌張, 辺張, 単騎の5種類とし, 双碰, 両面は2面待ちのみ, 嵌張, 辺張, 単騎は1面待ちのみとする。また, 立直プレイヤーの捨牌が5枚以下の局面は除く。学習データには鳳凰卓から待ち方ごとに約10万局のデータを使用し, 入力する特徴量は表1とする。精度評価は recall, total, rank の3つとするが, 嵌張, 辺張, 単騎に関しては recall を除く。実験結果を表3に示す。

表3 待ち方ごとの待ち牌予測結果

学習データ	recall	total	rank
双碰	0.1288	0.0082	10.41
両面	0.0839	0.0449	11.25
嵌張	-	0.0932	6.11
辺張	-	0.5042	1.66
単騎	-	0.2622	3.37

6 評価

表2より, 高い精度の待ち牌予測ができていないことが分かった。特に recall, total はかなり低い数値となったが, 34種類のマルチラベル分類ではこの2つの精度評価は適していない可能性がある。表3より, 1面待ちの嵌張, 辺張, 単騎では待ち牌の種類が少ないことを考慮しても rank の値が少なく, 表2と比較して高い精度の待ち牌予測ができていないが, 2面待ちの双碰, 両面は低い精度となった。今回の手法では2面待ち以上の複雑な待ち牌予測ができない可能性がある。

7 まとめ

本研究では立直プレイヤーの待ち牌予測方法を提案した。提案手法での有効性を確認するために行った実験より, 簡略化された局面における1面待ちに関しては高い精度が出ることが分かったが, 簡略化されていない局面や2面待ち以上に関しては低い精度となった。

今後は, ハイパーパラメータの調整や入力する特徴量の増加を行い, 複雑な局面の精度を上げる必要がある。

参考文献

- [1] 天鳳, <https://tenhou.net/>, (参照2022年12月20日)
- [2] 我妻敦, 原田将旗, 森田一, 古宮嘉那子, 小谷善行. SVRを用いた麻雀における捨て牌の危険度の推定, 情報処理学会研究報告(ゲーム情報学), 2014