

SVR を用いた麻雀における捨て牌の危険度の推定

我妻敦^{†1} 原田将旗^{†1} 森田一^{†2} 古宮嘉那子^{†3} 小谷善行^{†3}

麻雀において、捨てるか相手に上がられてしまう牌を正しく推定し、捨てないことにより損しないことは重要である。本論文では現在局面での牌の情報の特徴により SVR を用いて、捨てないことを決めるための牌の危険度を求めるという手法を提案する。評価方法として、人間が選択した牌とシステムが推定した牌の一致率を調査した。結果は危険度が最大の牌についての一致率は平均で 13.4%、危険度が最小の牌についての一致率は平均で 43.3%となった。

Estimating Risk of Discarded Tiles in Mahjong Using SVR

ATSUSHI WAGATSUMA^{†1} MASAKI HARADA^{†1}
HAJIME MORITA^{†2} KANAKO KOMIYA^{†3}
YOSHIYUKI KOTANI^{†3}

It is important in Mahjong, to estimate correctly tiles which may be the part of complete opponent's hand and to reduce the loss without discarding it. In this paper, we propose a method to find the value of risk in tile discarding by using SVR based on the features of the information of tile in the current position. As the evaluation method, we investigated the rate of same selection of tiles selected by humans and by the system. As the result of the experiment, the rate of same selection of tiles of largest risk was 13.4% on average, and the rate of same selection of tiles of smallest risk was 43.4% on average.

1. はじめに

麻雀は相手の持っている牌、山にある牌といった情報などが見えないゲームであるので不完全情報ゲームに分類される。麻雀の先行研究として、CRF を用いて相手の手牌という見えない情報を推定するもの[1]、機械学種を用いて自分の降りるべき局面を認識できるようにしたもの[2]などがあげられる。

不完全情報である捨てるか相手に上がられてしまう牌を推定することは、相手に放銃しないようにし自分の損失を減らす際に有用であると考えられる。

本研究では、機械学習の手法の 1 つである SVR (Support Vector Regression) を用いて、捨てようとしている牌の危険度を推定することを提案する。牌の危険度とは、その牌を捨てたときに相手にロン上がりをして取られてしまう点数の期待値のことである。

2. 捨て牌の危険度の推定

2.1 捨て牌の危険度の推定

一人の相手プレイヤーに着目する場合、相手プレイヤーがある牌を捨てたとき、同じ牌を捨てて上がられてしまうことはない。また、すでに場に 3 つ見えている字牌を捨てたとき、相手に上がられてしまうことは少ない。このように、相手が捨てている牌や、すでに場に出ている牌の枚数などといった局面の特徴を学習することで、捨て牌の危険度を学習できるのではないかと考えた。

システムは牌譜に記録された局面データから特徴ベクトルを抽出し、相手にロン上がりで取られた点数を教師値とし、教師あり学習を行う。教師あり学習によって作成されたモデルに対して、対局中の局面から抽出した特徴ベクトルを与えることで、牌の危険度を推定し出力する。

2.2 使用した特徴

今回使用した特徴は

- 捨てようとしている牌の種類
- 捨てようとしている牌と相手の河にある牌の数字の関係
- 捨てようとしている牌が場に見えている枚数
- 相手のリーチの有無
- 捨てようとしている牌での順子の作成の可否
- 捨てようとしている牌が相手の河に存在するか
- 捨てようとしている牌を 1 巡以内に誰かが捨てているか
- 捨てようとしている牌を 2 巡以内に誰かが捨てているか

†1 東京農工大学 工学部 情報工学科
Department of Computer and Information Sciences Faculty of Engineering

†2 東京工業大学 総合理工学研究科
Department of Computational Intelligence and Systems Science,
Tokyo Institute of Technology

†3 東京農工大学 工学研究院 先端情報科学部門
Institute of Engineering Tokyo University of Agriculture and Technology

2.3 特徴ベクトルの形

今回使用した特徴について、同じ特徴を持つとしても対局の序盤と終盤では特徴の重みは違うのではないかと考えた。そこで Hal Daume III の論文[3]に掲載されている手法を基にして序盤、終盤で異なる重みをもつことができるように特徴ベクトルを設計した。元の特徴ベクトルを x として、以下の形のベクトル ϕ^s, ϕ^t を作成する。

$$\phi^s(x) = \langle x, x, 0 \rangle, \phi^t(x) = \langle x, 0, x \rangle$$

本研究では、 ϕ^s に序盤の特徴ベクトルを、 ϕ^t に終盤の特徴ベクトルを割り当てた。

2.4 使用する特徴ベクトルの数

本研究で使用する特徴ベクトルの数であるが、局面から得られた特徴ベクトルをすべて使用すると学習に非常に時間がかかってしまい実験をスムーズに行うことが困難になるため、教師値が 0 でない特徴ベクトルはそのまま使用し、教師値が 0 である特徴ベクトルは 1% だけ使用して学習を行うことにする。

3. SVR を用いた機械学習

3.1 パラメータ決定のための予備実験

本研究では分類器として SVR を用いカーネルとして Radial Basis Function (RBF) カーネルを使用した。SVM のライブラリとして LIBSVM[4] を使用し、グリッドサーチを行い RBF カーネルで使用するコストパラメータ c とガンマパラメータ g の決定を行った。学習にはとつげき東北：システムティック麻雀研究所[5]で公開されている牌譜データのうち 3000 局分の牌譜データを使用した。グリッドサーチの範囲はそれぞれ 2^{-20} から 2^{20} までの値を 4 倍刻みで調べ、その後最も平均二乗誤差が低かった $c:2^{12}, g:2^{-4}$ を含む、 $c:2^8$ から 2^{16} , $g:2^{-8}$ から 2^0 までの値を 2 倍刻みで調べた。

その結果 $c=2^{11}, g=2^{-8}$ の時に最も平均二乗誤差が低かったため、以降の実験ではこれらのパラメータを使用する。

3.2 システムが返す値

本論文で作成するシステムから返ってくる危険度がどのような値になっているかを確認するための実験を行った。

実験では図 1 のような局面において各対戦相手に対して出力される牌の危険度を調べる。局面の再生には MUMRIK'S DEN へようこそ[6]で公開されているツールである『雀譜』を使用した。

出力された危険度について表 1 に示す。



図 1 使用する局面

表 1 出力された危険度

	3 萬	4 萬	5 萬	7 萬	2 筒	3 筒
上家	735.2	999.9	-0.1	991.9	-0.1	2000.1
対面	-58.4	1066.6	1439.2	1300.1	665.9	999.9
下家	112.7	1560.4	2059.9	630.3	-75.8	1999.9

	4 筒	6 筒	7 筒	6 索	8 索	4 索
上家	1890.5	2000.1	1523.3	1699.2	1713.5	0.1
対面	1212.3	1394.2	1523.3	1000.1	-0.1	1999.9
下家	214.3	3036.9	1299.9	1000.1	1999.9	531.0

4. 人間との一致度実験

4.1 人間との一致度実験の概要

局面において自分の持っている牌の中で人間が最も危険である（危険でない）と考える牌と、危険度推定システムが最も高い（低い）危険度を返した牌がどのくらい一致するか実験を行い確認する。実験を行うのは 2 人の人間 A,B とシステムであり、人間 A と人間 B の回答の一致率、人間 A とシステムの回答の一致率、人間 B とシステムの一致率をそれぞれ調べる。学習にはとつげき東北：システムティック麻雀研究所で公開されている牌譜データのうち 10000 局分の牌譜データを使用し、危険である（危険でない）牌の推定を行った局面の数は 30 である。

4.2 人間との一致度実験結果

表 2 に危険な牌の場合について、表 3 に危険でない牌の場合について、それぞれ人間同士の回答の一致率、人間 A とシステムの回答の一致率、人間 B とシステムの回答の一致率をそれぞれ示す。また、人間が最も危険である、または危険でないと判断した牌が、システムが 3 番目までに危険である、または危険でないとした牌に含まれている確率を表 4 と表 5 に示す。

表 2 危険な牌についての回答の一致率

人間同士の 回答が一致	人間 A とシステムの 回答が一致	人間 B とシステム の回答が一致
20.0%	16.7%	10.0%

表 3 危険でない牌についての回答の一致率

人間同士の 回答が一致	人間 A とシステムの 回答が一致	人間 B とシステム の回答が一致
46.7%	53.3%	33.3%

表 4 人間の選んだ危険な牌がシステムが 3 番目までに
 選んだ牌に含まれる確率

人間 A とシステムの 回答が一致	人間 B とシステム の回答が一致
60.0%	43.3%

表 5 人間の選んだ危険でない牌がシステムが 3 番目までに
 選んだ牌に含まれる確率

人間 A とシステムの 回答が一致	人間 B とシステム の回答が一致
80.0%	70.0%

表 4, 表 5 を見ると危険な牌については平均で 51.7%, 危険でない牌については平均で 75.0% の確率で人間が最も危険である, または危険でないとした牌が, システムは 3 番目までに挙げていると確認した.

5. 考察

今回行った実験の結果では, 危険な牌について人間の回とシステムの回答の一致率は平均で 13.4%, 危険でない牌について人間とシステムの回答の一致率は平均で 43.3% となった. 予想としてはもっと一致率が高いものになると考えていたが, 予想より低い一致率となっていた. この原因として, 麻雀の危険な牌, 安全な牌を挙げるという問題には複数の回答が存在するためであると考えられる. システムは危険度として数値を返すので複数の答えがあっても順位付けが簡単に行えるが, 人間の場合, システムのように数値で考えているわけではないので複数の答えがあっても明確な順位付けが難しく, また判断の基準も個人によってバラバラであるために, 今回のような低い一致率になってしまった.

危険な牌についての人間とシステムの回答の一致率と, ランダムな選択をして人間の回答と一致する確率である 7.1% をカイ二乗検定を用いて検定したが, 有意差は認められた ($p > 0.05$). 危険でない牌についての人間とシステムの

回答の一致率と, ランダムな選択をして人間の回答と一致する確率である 7.1% をカイ二乗検定を用いて検定したところ, 有意差は認められた ($p < 0.05$). これから考えられることとして, 本研究で作成したシステム危険でないな牌を推定することにおいて, ランダムな選択よりも有用である.

今後の課題として, 危険な牌についての推定について改善する必要がある.

6. 終わりに

本論文では, SVR を用いて捨て牌の危険度を推定するシステムを製作した.

今回は人間とシステムの回答の一致率で評価を行ったところ, 危険な牌についての回答の一致率は平均で 13.4%, 危険でない牌についての回答の一致率は平均で 43.3% であるという結果が得られた.

参考文献

- [1]根本佳典, 小谷善行, CRF を用いた麻雀の不完全情報推定, ゲームプログラミングワークショップ 2012 論文集, pp.155-158, 2012
- [2]水上直紀, 中張遼太郎, 浦晃, 三輪誠, 鶴岡慶雅, 近山隆, 降りるべき局面の認識による 1 人麻雀プレイヤーの 4 人麻雀への適用, ゲームプログラミングワークショップ 2013 論文集, pp.1-7, 2013
- [3]Daumé III, Hal. "Frustratingly easy domain adaptation." ACL. Vol. 1785. No. 1786. 2007.
- [4]Chih-Chung Chang, Chih-Jen Lin, <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- [5]とつげき東北システムミック麻雀研究所 <http://totutohoku.b23.coreserver.jp/hp/>
- [6]MUMRIK'SDEN へようこそ <http://homepage1.nifty.com/~mumrik/>