

拡散過程モデルを用いた麻雀の手牌読みモデルの制作

福島高校 保住青哉 菅野玲治

1. 序論

導入

本研究の目的は麻雀のようなランダム性があり、盤面に情報がすべて公開されていない、不確定不完全情報ゲームにおけるAIの作成である。
オセロやチェスのようなランダム性がなく、盤面に情報がすべて公開されている確定完全情報ゲームに比べて、不確定不完全情報ゲームはAIによる予測が難しい。

先行研究

これまで研究されてきた麻雀AIのほとんどがCNN(畳み込みニューラルネットワーク)である。
CNNの課題→最も「それらしい」1つの予測値しか出力できない。
→不確定要素の多い麻雀において、最適とはいえない。

	完全情報ゲーム		不完全情報ゲーム
確定	チェス 	オセロ 	
不確定	神経衰弱 	すごろく 	麻雀

基本的な麻雀の用語とルールの説明

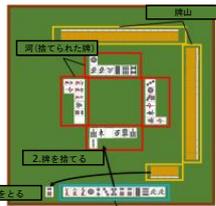
ここでは本研究に関する麻雀の用語とルールについて説明する



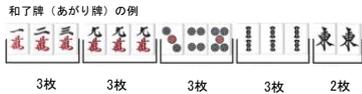
麻雀は4人で玩ばれる。



麻雀牌は37種類あり、各牌4枚ずつで構成される。(赤牌は各1枚)



手牌(他のプレイヤーには見えない)



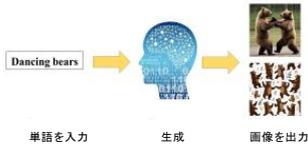
基本的に和了牌は連続した数字、もしくは同じ数字で構成される。

- これらのルールからプレイヤーは捨てられた牌から相手の手牌をある程度予測することができ、この予測をAIに行わせることが本研究の目的である。

2. 研究手法

拡散過程モデルを用いて学習を行う。
拡散過程モデルは主に画像生成AIに用いられている。

拡散過程モデルの利点としては、複数の予測を生み出すことができる点があげられる。



拡散過程

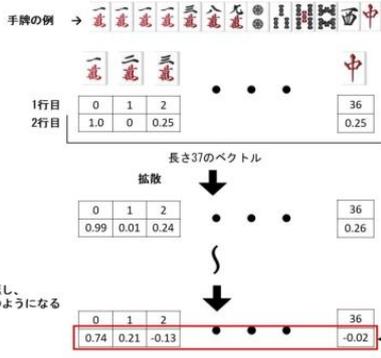
ノイズを付与し、ノイズに変換



逆拡散過程

ノイズを取り除く

〈拡散過程のイメージ〉

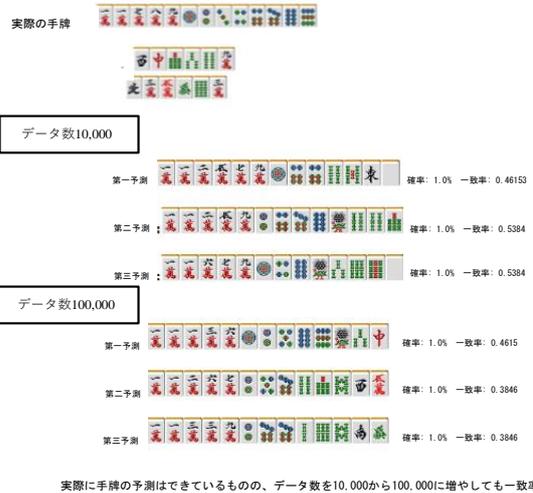


- 1行目: ベクトルのN番目の要素
- 2行目: 手牌から得たそれぞれの牌から整数値に変換した値
→初期値は1枚につき0.25とする [(牌の枚数, 初期値) = (0, 0), (1, 0.25) ... (4, 1.0)]

- 盤面の手牌のデータを取得する。
- 取得した手牌に含まれる牌の種類ごとの枚数を数値化し、大きさ37(牌の種類)のベクトルとしておく
- その数値を増減させる。
最終的に数値は標準正規分布に従う(37個の値の平均が0となるようなランダムな値)。
- 拡散過程と逆の手順を行い、ランダムな数値からもとの数値を推測する

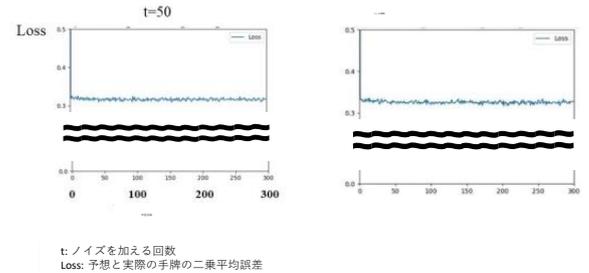
3. 結果

データ数10,000と100,000でAIの学習を行った。
その後実際の手牌をもとにした、AIによる手牌の予測は次のようになった。



実際に手牌の予測はできているものの、データ数を10,000から100,000に増やしても一致率はほとんど変化しなかった。

次の図はデータ数10000, t=50, 1,000における学習回数ごとのLOSSの値を示したグラフである。



LOSSが減少すれば学習は成功しているが、グラフよりLOSSは減少しておらず学習ができていないことが分かる。
これは学習回数を増やしたり、tの値を変えたりしても同様の結果だった。
以上からデータ数や学習回数によるAIの予測と実際の結果の誤差の減少はほとんど見られず、AIによる手牌の予測は成功していないと考えられる

4. 考察

学習ができていない原因として次のことが考えられる。

- 学習データ不足
研究環境の都合上、一度の学習に時間がかかるためあまり多くのデータを用いた学習ができていなかった。
データ数や学習回数をさらに増やすことで学習ができるようになる可能性がある。

- 評価方法の問題
河の例



麻雀は局(試合)が進むにつれて盤面上の捨て牌が増えるため、相手の手牌を予測しやすくなる。

現在の評価方法は局の進行具合に関わらずすべて一律に評価しているが、局の進行具合で分けて評価するなど評価方法を変える。

参考文献

[Ogami et al.] 大神 卓也, 奈良 亮那, 天野 克敏, 今宿 祐希, 鶴岡 慶雅. 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, 151-58.