
進捗報告

1 今週やったこと

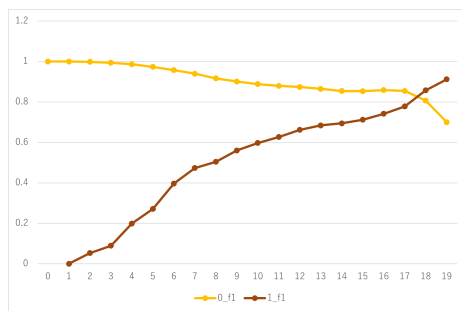
- 捨て牌数ごと結果を分けた
- 4 次元のプレイヤサイン入れて実験した
- class weighted 入れて 4 人モデル実験した
- 自摸切りの順について調査した

2 捨て牌数ごとに分けた結果

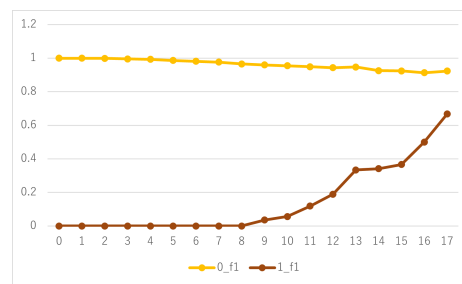
- 鳴き 0 回の場合は精度が低い.
- 1 回と 2 回の場合が一番全体の精度に影響がある.
- 捨て牌が多いほど精度が高い

表 1: データ数

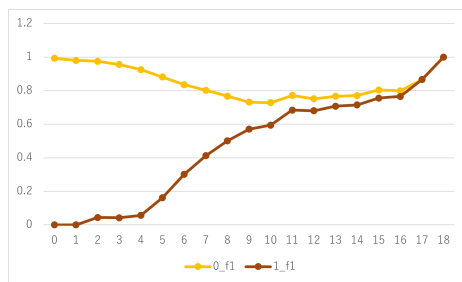
鳴き回数	0	1	2	3	4
データ数	72698	14158	5293	954	22
テンパイ数	2092	3443	2865	792	22



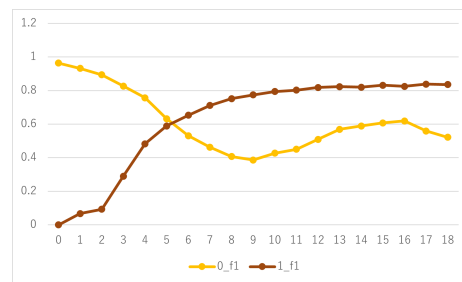
(a) すべてのデータ



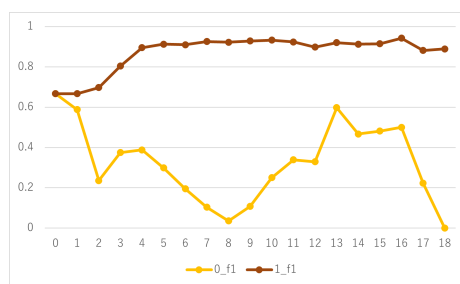
(b) 鳴き 0 回



(c) 鳴き 1 回



(d) 鳴き 2 回



(e) 鳴き 3 回

図 1: 捨て牌ごとに分けた結果

3 4次元のプレイヤサイン入れた実験

4次元のプレイヤサイン入れて実験したが、結果はそれほど変わらなかった（幅のため精度が一番高い東家の結果だけを示す）。一つCLSトークンに4つのMLPを繋いだモデルも実験したが、結果は良くない。CLSトークンの中身のプレイヤサインを見たら4人の情報をどれくらい吸収したのはわかる可能性がある。

表 2: プレイヤサイン入れた実験

	precision	recall	f1	support
0(ノーテン)	0.9503	0.9685	0.9593	82564
1(テンパイ)	0.6527	0.5386	0.5902	9066
acc			0.9260	91630
AUC			0.6582	

4 class weighted 入れた4人モデル実験

複数出力のclass weightは使えないので、lossを変えて実現した。1人モデルと同じ配分したが効果は少ない。もう一回テンパイの重みを増やして実験する。

表 3: classweighted 入れた4人モデル実験

	precision	recall	f1	support
0(ノーテン)	0.9512	0.9673	0.9592	82564
1(テンパイ)	0.6481	0.5481	0.5939	9066
acc			0.9251	91630
AUC			0.6515	

5 自摸切りの順についての調査

自摸切りの時にテンパイ状態は変わらないので、自摸切りではない場合の結果を調べた。最新の捨て牌の情報を取るために、逆順のモデルを使用した。結果を見ると、自摸切り以外の精度は全体より低い。三つ目の結果は、自摸切りの予測結果を前回の手出しの時に予測した結果に変えて、結果をまとめたが、より精度は下がった。つまりモデルは自摸切りの時に結果は変わらないこととテンパイするタイミングは分かってないと考えられる。

表 4: 逆順の一人モデルの結果

	precision	recall	f1	support
0(ノーテン)	0.9539	0.9648	0.9593	83911
1(テンパイ)	0.6424	0.5753	0.6070	9214
acc			0.9263	93125

表 5: 自摸切り抜きの結果

	precision	recall	f1	support
0(ノーテン)	0.9627	0.9820	0.9723	57094
1(テンパイ)	0.5756	0.3906	0.4654	3566
acc			0.9472	60660

表 6: 結果

	precision	recall	f1	support
0(ノーテン)	0.9198	0.9734	0.9458	83911
1(テンパイ)	0.4837	0.2268	0.3088	3566
acc			0.9472	60660

6 今後の予定