進捗報告

1 今週やったこと

• 一つだけの牌を予測のモデルの実験

2 最終目的

牌山や手持ち牌を予測する最終目的は、牌を捨てる場合にどれを捨てたら実際の牌効率が高いということである. 実際に比較必要がある牌は数種類しかなくて、34 枚すべての牌を予測する必要がないと考えられる. なので、一つだけの牌の数を予測するモデルも十分だと考えられる.

3 実験結果

図1に,34種類の牌を同時に線形回帰で学習した結果.数字から見ると,ほぼ学習できなかった.

図 2 に学習の結果を示す。上一列は LOSS で,下一列は ACC. 左から右 Perceiver で 1 万の数を予測するモデル,Tranformer の 1 万モデル,Tranformer の 5 万モデル,枚数差の(前のシャンテン数差の LOSS のような)LOSS 加えた Tranformer の 5 万モデル.学習の正解率もなかなか上がらない.

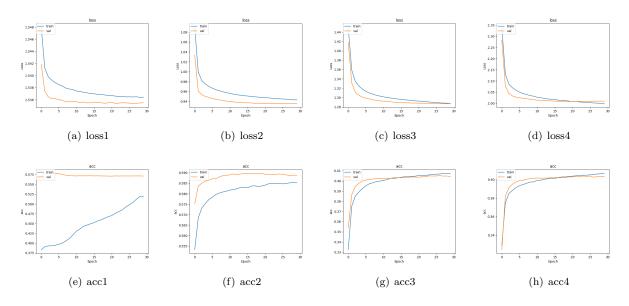


図 1: Nadam の実験結果

以下表にテストの結果を示す. ラベルは三人の手持ち牌を合わせた数. 例えば表 1 は三人が持っている 1 万の数. 平均枚数差 1 は予測結果とラベルの平均差で,平均枚数差 2 はモデルの出力かける [0,1,2,3,4] の結果とレベルの差. 予測結果を使った方が平均枚数差が小さいとわかる. 1 万の結果は 5 万より良いと見えるようになってるが,実際に Baseline と比べると,5 万の方が結果が良い. 正解率は低いと考えられるが,実際の平均枚数差は小さい,結果は間違えてても,正解の周辺だと考えられる. また,枚数差を LOSS として入れたら,意外と性能下がったことがわかる. 一つ疑問があって,3 枚を持っているデータに対して,どのモデルでも予測うまくできなかった. 原因は現時点でわからない. 学習データは確実に 3 枚持ちのデータが入ってるのはわかる.

表 1: 1M の実験結果

	precision	recall	f1-score	support
0	0.6794	0.8766	0.7655	24183
1	0.3538	0.2167	0.2688	10677
2	0.3115	0.2778	0.2937	5486
3	0.1964	0.0055	0.0106	2010
4	0.0000	0.0000	0.0000	337
accuracy			0.5867	42693
baseline			0.5664	42693
平均枚数差1			0.5403	
平均枚数差 2			0.6138	

表 2: originalloss の 5M の実験結果

我 2. Originanoss の 5W の 天成和木						
	precision	recall	f1-score	support		
0	0.4903	0.3396	0.4013	7497		
1	0.4265	0.4534	0.4395	14426		
2	0.3792	0.6289	0.4731	13077		
3	0.3835	0.0282	0.0526	6415		
4	0.0000	0.0000	0.0000	1278		
accuracy			0.4097	42693		
baseline			0.3379	42693		
平均枚数差1			0.7064			
平均枚数差 2			0.7288			

表 3: categorical crossentropy の 5M の実験結果

2 of caregoriean crossentropy is only is constituted.							
	precision	recall	f1-score	support			
0	0.5768	0.2405	0.3395	7497			
1	0.4305	0.5206	0.4713	14426			
2	0.3806	0.6306	0.4747	13077			
3	0.3678	0.0260	0.0486	6415			
4	0.0000	0.0000	0.0000	1278			
accuracy			0.4152	42693			
baseline			0.3379	42693			
平均枚数差1			0.6923				
平均枚数差 2			0.7270				

4 今後の予定

具体的な鳴き牌情報を用いて実験をする.

Perceiver のモデルを使って 34 種類の牌を予測する.

一人の捨て牌から一人の手持ち牌を予測するモデル. (持ってるか持ってないか)