

動的環境の要素分けによるXAI(説明可能AI)の作成

広島県立広島国泰寺高等学校科学部ソリューション班 2年 吉岡翼

1. 研究背景

現在、AI分野の研究が進む中で「自分が行動するに至った根拠等の説明」ができないという課題(ブラックボックス問題)が存在し、XAI(説明可能AI)を作成するという解決方法が存在することを知った。その一方で、XAIの研究は様々なアプローチが行われているが具体的な学習方法が確立してことが先行研究より明らかになった。そこで、私はXAIの作成法の1つである「要素分け」という考え方に注目した。

2. 研究目的

本研究の目的は、XAIを「要素分け」の考え方を基に研究を行い、要素ごとの重要度を明らかにすることで最終的には私なりのXAIを作成し、XAIの思考を推し測ることである。また、作成したXAIの性能を明らかにすることである。

3. 研究方法

- Unityを用いて動的環境を要素分けできるゲーム(図1)を作成する。ゲームのルールは以下の通りである。
 - 得点は自分のパドルに衝突してから敵のパドルに衝突するまでに衝突したブロック数をN[個]とすると、 $1+N$ [点]である。
 - プレイヤーはパドルを操作しブロックやゴールを狙い、得点は敵のゴールにボールを衝突させると加算。
 - 1度ゴールしたらN[個]はリセットされ、合計15点先取したプレイヤーの勝利。
- 1.で作成したゲームの動的環境を「エアホッケー」と「ブロック崩し」という2つの要素に分け、それぞれの要素で強化学習を行い、AirHockeyAgentとBlockAgentを作成する。それぞれの要素でエージェントに与える情報と報酬は以下の通りである。(表1)また、表中で示すレイ認識とはレイ(光線)を飛ばし、オブジェクトに衝突した際は衝突した相手の名前と自分との距離を位置関係として取得することである。(図2)
- 2.で作成した2つのエージェントを1.のゲームで対戦させ、結果を勝率等としてまとめる。その勝率を基にそれぞれの要素の重要度を明らかにする。
- 3.の重要度を基に対戦相手を交代させ、情報としてその対戦相手の属する要素を与えることでXAIとしてExplainableAgentを作成する。また、対戦相手に応じてエージェント自身の色を変化させ、どちらの要素に対応する行動をしているのか人間が説明可能な状態にする。その際に与える情報と報酬は以下の通りである。(表2)また、従来のAIとしてConventionalAgentを作成する。その際に与える情報と報酬は表1の全てである。
- 作成したXAIと従来のAIを1.で作成したゲームで対戦させることでXAIの性能を明らかにする。

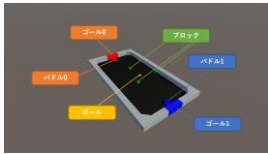


図1 ゲームの説明

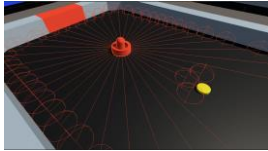


図2 レイ認識

表1 要素ごとに与える情報と報酬

	AirHockeyAgent	BlockAgent
共通して与える情報	<ul style="list-style-type: none">ボールの速度ボール(レイ認識)自分のゴール(レイ認識)壁(レイ認識)	
片方だけに与える情報	<ul style="list-style-type: none">敵のゴール(レイ認識)	<ul style="list-style-type: none">全てのブロック(レイ認識)
共通して与える報酬	<ul style="list-style-type: none">パドルにボールが衝突 →+0.1敵のゴールにボールが衝突 →-1.0毎ステップごとに →-0.0001	
片方だけに与える報酬	<ul style="list-style-type: none">敵のゴールにボールが衝突 →+1.0	<ul style="list-style-type: none">ブロックにボールが衝突 →+1.0

表2 XAI(ExplainableAgent)に与える情報と報酬

	ExplainableAgent
与える情報	<ul style="list-style-type: none">ボールの速度ボール(レイ認識)自分のゴール(レイ認識)壁(レイ認識)敵のゴール(レイ認識)全てのブロック(レイ認識)対戦相手の属する要素
与える報酬	<ul style="list-style-type: none">パドルにボールが衝突 →+0.1敵のゴールにボールが衝突 →-1.0毎ステップごとに →-0.0001対戦相手がAirHockeyAgentの時 敵のゴールにボールが衝突 →+1.0対戦相手がBlockAgentの時 ブロックにボールが衝突 →+1.0

4. 研究結果

- AirHockeyAgentとBlockAgentの作成
AirHockeyAgentではセルフプレイを用いて学習を行った。ELOの結果は以下の通りである。(図3)また、BlockAgentの報酬グラフは以下の通りである。(図4)
- 対戦
1.で作成した2つのエージェントを合計勝利数が1000になるまで対戦させるのを1回とし、3回対戦させた。結果は以下の通りである。(図5, 図6, 図7)



図3 AirHockeyAgentにおけるELOの推移



図4 BlockAgentにおける報酬の推移

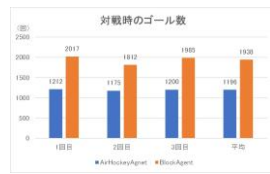


図5 対戦時のゴール数



図6 対戦時の衝突したブロック数



図7 対戦時の勝利数

図7より平均勝率はAirHockeyAgentが38.1%、BlockAgentが61.9%となった。そのため、対戦相手をこの割合で交代させながらXAIとしてExplainableAgentの学習を行った。そして、対戦相手に応じてエージェントの色を変化させることでどちらの要素に対応する行動をしているのか人間が説明できるようになった。ExplainableAgentの報酬グラフは以下の通りである。(図8)また、従来のAIとして作成したConventionalAgentの報酬グラフは以下の通りである。(図9)

- 性能比較
3.で作成したXAIと従来のAIの性能を2.と同様の方法を用いて比較した。結果は以下の通りである。(図10, 図11, 図12)



図8 ExplainableAgentにおける報酬の推移

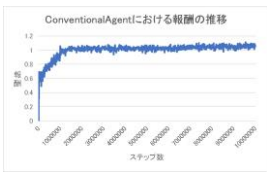


図9 ConventionalAgentにおける報酬の推移

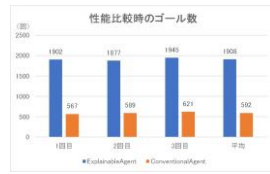


図10 性能比較時のゴール数



図11 性能比較時の衝突したブロック数



図12 性能比較時の勝利数

5. 考察

性能比較時にExplainableAgentと対戦させたConventionalAgentは極度にゴール数が少ない。この原因として、ConventionalAgentの学習時に与える報酬の個数が多く、複雑な学習になったことが考えられる。そのため、制限時間等を設けることで学習を容易化し、より高度な対戦相手のAIを作成することでXAIの性能を多角的に明らかにすることができると思われる。

6. 結論

動的環境を要素分けすることによってそれぞれの要素の重要度を明らかにし、色を変えることで思考を推し測ることができるXAIを作成した。また、XAIの性能を明らかにすることができた。

7. 展望

今回作成したXAIは重要度に応じたランダムな行動決定を行うことしかできないため、エージェント自身が最適な行動を選択できるように改善したい。

8. 引用参考文献

- 布留川英一(2020).Unityではじめる機械学習・強化学習UnityML-Agents実践ゲームプログラミングv.1対応版.株式会社ポーンデジタル.
- ヘインモーンポン. AIの「ブラックボックス問題」との付き合い方 | 技術コラム | モーノポプ. <https://www.mohno-pump.co.jp/learning/iot/vol05.html>. 2022年11月14日.
- AGAROOT(2022).説明可能AI(ExplainableAI: XAI). https://agaroot.jp/datascience/column/yan_blog/xai/. 2022年12月9日.