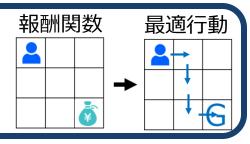
二個体間協調に基づく重みづけ行動評価によるマルチエージェント逆強化学習

2022 年度 卒研発表 I 類 メディア情報学プログラム 高玉研究室 1910094 植木駿介

はじめに

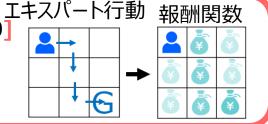
強化学習 [Watkins+, 1992]

- ・報酬関数から行動の獲得
- ・報酬設計が困難



逆強化学習 [Ng+, 2000]

・エキスパート行動から報酬関数を推定



マルチエージェントシステム(MAS)における逆強化学習の問題点

- 最適・準最適なエキスパート行動を事前に用意する必要がある
 - ⇒ ナッシュ均衡解を計算して最適解を獲得
 - ⇒ 環境の複雑化・エージェント数の増加に伴い、計算が困難

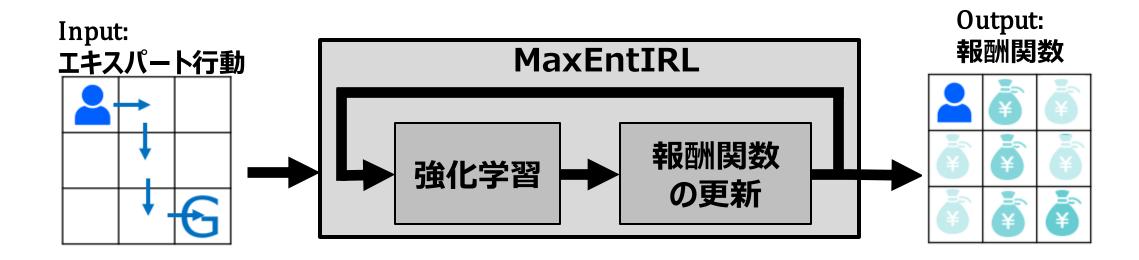
Q. 最適·準最適な行動を事前に用意するできない場合にどうするか?

本研究の目的

 非最適エキスパート行動から、最適な報酬関数を獲得する機構を考案し、 その有効性を検証する

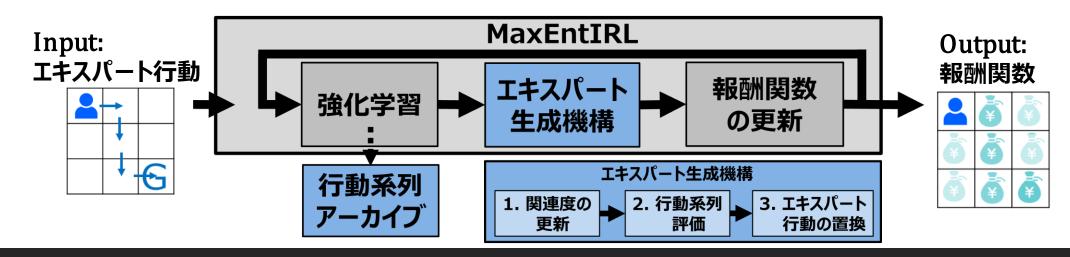
逆強化学習(従来)

- MaxEntIRL (Maximum Entropy IRL, [Ziebart+, 2008])
 - ・強化学習により報酬関数から行動規則を獲得
 - ・以下の観点から、報酬関数を更新
 - 。行動規則によりエキスパートが到達した状態に導く確率を最大化
 - 。エキスパート行動が訪れていない状態は一様な確率を与える



提案手法

- WTC-MAIRL (Weighted Two-individuals Cooperative MAIRL)
 - 行動系列MAIRLアーカイブ
 - 有用な行動系列の獲得
 - エキスパート生成機構
 - 二個体間の関連度を計算
 - 関連度が高いエージェントほど、そのエージェントと協調する行動系列を高く評価
 - 評価が最大の行動系列でエキスパート行動を置換



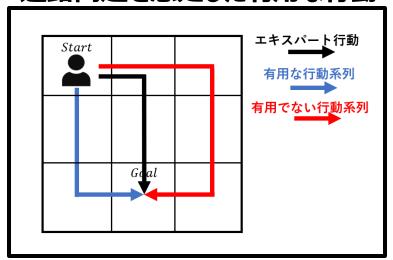
提案手法 WTC-MAIRL

(Weighted Two-individual Cooperative - MAIRL)

● 行動系列のアーカイブ

- 1.強化学習の際に,**有用な行動系列をアーカイブ**する (有用な行動系列:エキスパート行動のステップ数以下の行動系列)
- 2. 行動系列を実行した際の各エージェントとの衝突回数・非衝突回数を更新する

迷路問題を想定した有用な行動



アーカイブの情報の更新の例

強化学習

行動系列

アーカイブ

MaxEntIRL

エキスパート

生成機構



報酬関数

の更新

エキスパート生成機構

1. 関連度の 2. 行動系列 3. エキスパート

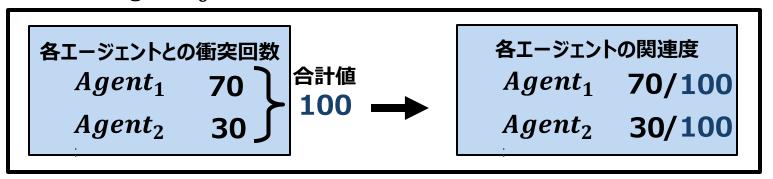
提案手法 WTC-MAIRL

(Weighted Two-individual Cooperative - MAIRL)

● 関連度の更新

- 関連度は**各エージェントの衝突度合い**とする
- 強化学習により得られた方策に従って行動した際の各エージェントの衝突回数を加算

Agent₀の各エージェントの関連度の計算





報酬関数

の更新

___ 2. 行動系列 ___ 3. エキスパート

エキスパート生成機構

MaxEntIRL

エキスパート

生成機構

1. 関連度の

行動系列

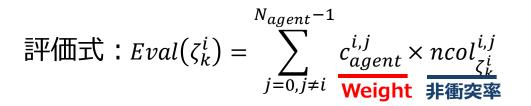
アーカイ

提案手法 WTC-MAIRL

(Weighted Two-individual Cooperative - MAIRL)

● 行動系列の評価

アーカイブした行動系列の評価をする



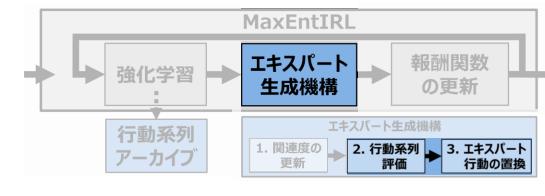
(=関連度)

 $:Agent_i$ がアーカイブしたk番目の行動系列

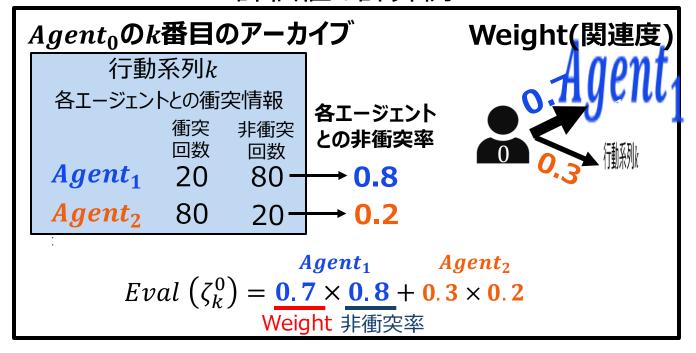
 ζ_k^i : $Agent_i$ がアーカイブしたk番目の行動系 $c_{agent}^{i,j}$: $Agent_i$ の $Agent_j$ との関連度 $ncol_{\zeta_k^i}^{i,j}$: 行動系列 ζ_k^i のエージェントjの非衝突率

● エキスパート行動の置換

• 評価値が最大の行動系列をエキスパート行動と置換する



評価値の計算例



実験

● 実験内容: 従来手法と提案手法の比較

● 従来手法 : MaxEntIRL

● 提案手法1: TC-MAIRL (Unweighted)

・提案手法2: WTC-MAIRL → 重みづけしない評価

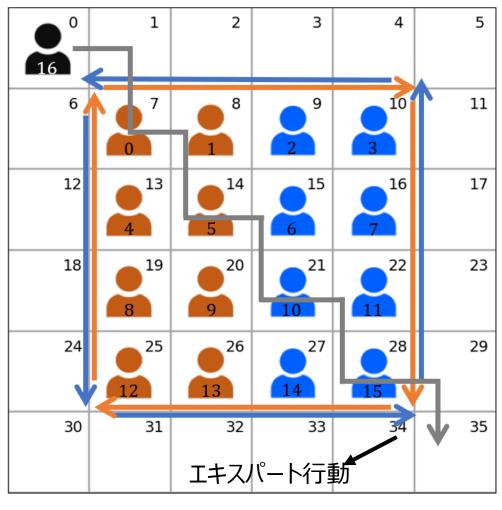
● 評価項目:

- 全エージェントの平均ステップ数
- 獲得したエキスパート行動・報酬関数

● 実験設定:

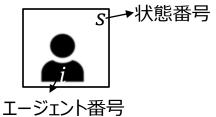
- 対称のマスにあるゴールを設定
- 行動は上下左右の4通り

迷路問題



橙:時計回り

青:反時計回り



実験

● 実験内容:従来手法と提案手法の比較

従来手法 : MaxEntIRL

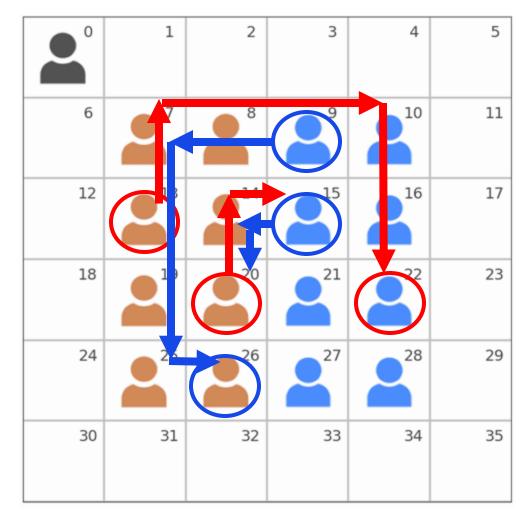
 提案手法 1: TC-MAIRL (Unweighted)
重みづけしない評価 ● 提案手法 2: WTC-MAIRL

● 評価項目:

- 全エージェントの平均ステップ数
- 獲得したエキスパート行動・報酬関数

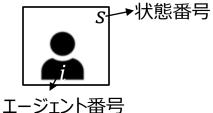
● 実験設定:

- 対称のマスにあるゴールを設定
- 行動は上下左右の4通り



橙:時計回り

青:反時計回り

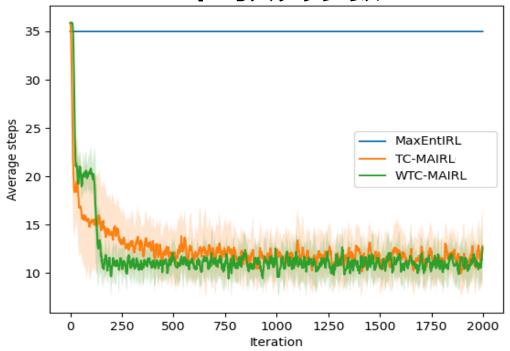


実験結果

従来手法:解決不可

提案手法:重みづけ評価により、収束速度の向上、学習の安定性が向上

平均ステップ数



標準偏差の平均値

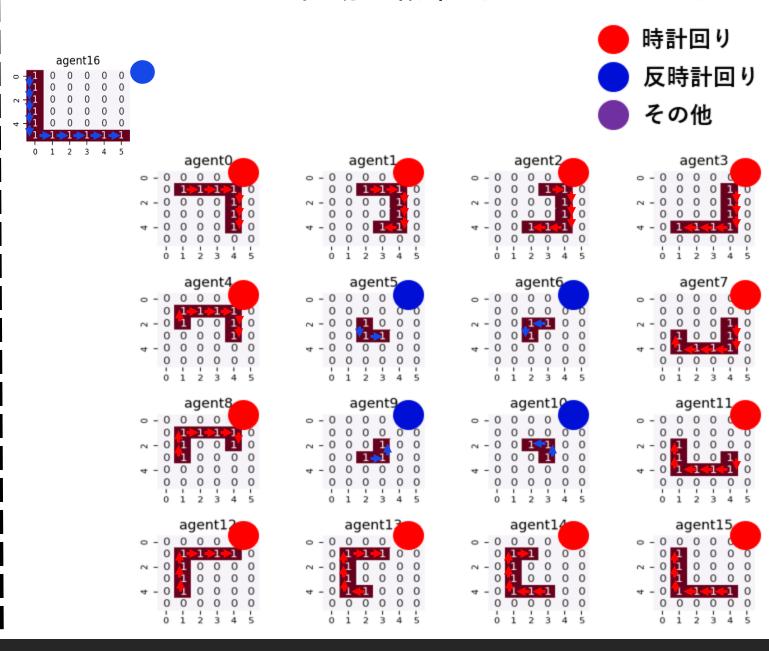
	標準偏差
TC-MAIRL	2.79
WTC-MAIRL	1.87

実験結果

● 最適なエキスパート行動の獲得 に成功

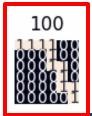
→ 最適なエキスパート行動の置換 が可能

エキスパート行動の結果(WTC-MAIRL)



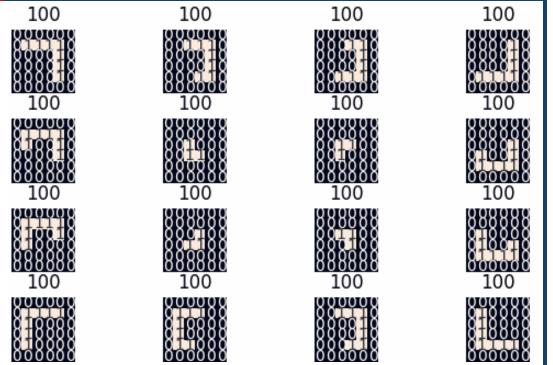
実験結果

100-200itearationエキスパート行動



130iterationで 最適解に収束 (Agent16)

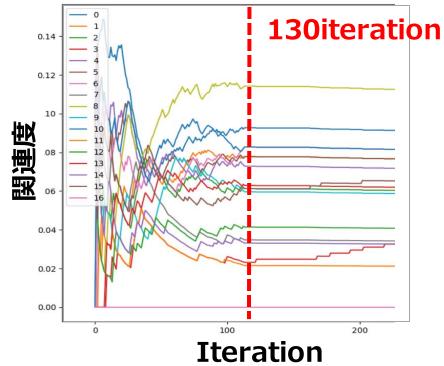
すでに最適解に収束



Agent16の関連度

Iteration

Expert



● 関連度による重みづけ評価により、最適解に収束可能

おわりに

● 目的:

● 非最適なエキスパート行動から協調に必要な行動を導く報酬関数の獲得

● 提案:

● WTC-MAIRL (二個体間協調+重みづけ評価に基づくIRL)

● 結果:

• 非最適なエキスパート行動から**最適なエキスパート行動の獲得に成功**

● 今後の課題:

• 連続空間への拡張

補足

● 行動系列の評価

アーカイブした行動系列の評価をする

TC-MAIRLの評価式:
$$Eval(\zeta_k^i) = \sum_{j=0, j \neq i}^{N_{agent}-1} ncol_{\zeta_k^i}^{i,j}$$
 非衝突率

WTC-MAIRLの評価式:
$$Eval(\zeta_k^i) = \sum_{j=0, j \neq i}^{N_{agent}-1} c_{agent}^{i,j} \times ncol_{\zeta_k^i}^{i,j}$$
 Weight 非衝突率

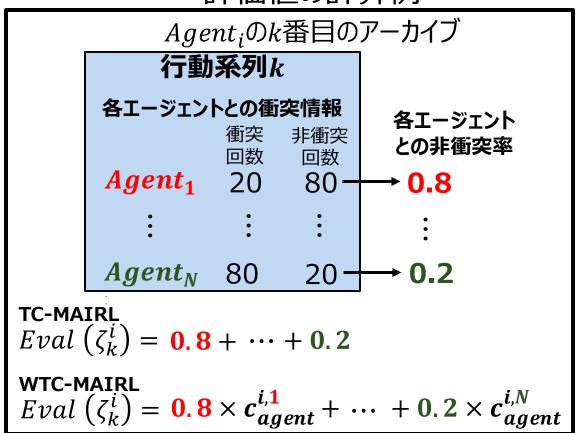
 $\zeta_k^i : Agent_i$ がアーカイブしたk番目の行動系列 $c_{agent}^{i,j} : Agent_i$ の別連度

 $ncol_{\zeta_k^i}^{i,j}$: 行動系列 ζ_k^i のエージェントjの非衝突率

● エキスパート行動の置換

• 評価値が最大の行動系列をエキスパート行動と置換する

評価値の計算例

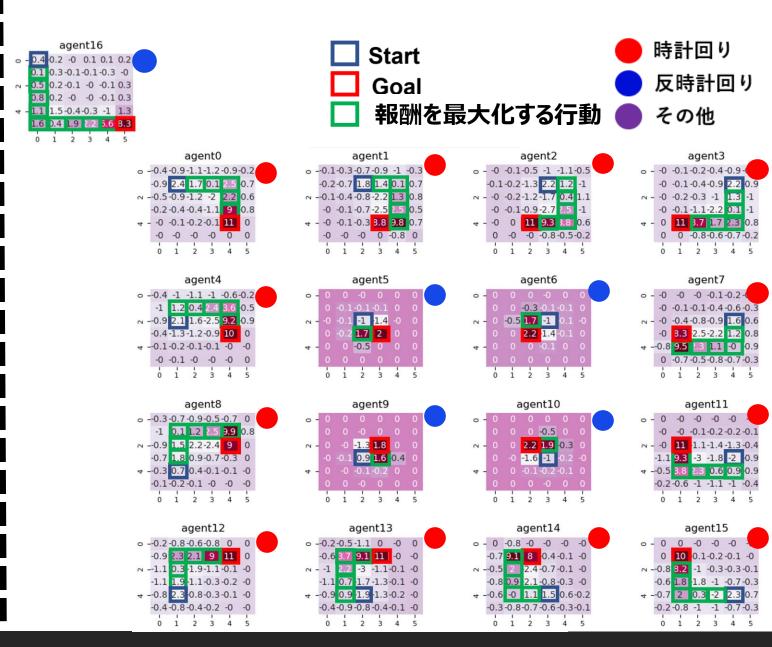


補足

- 報酬を最大化する行動
- = 最適な行動

→ 最適な報酬関数の獲得に成功

報酬関数の結果 (WTC-MAIRL)



補足

ステップ数が停滞する原因

