

2022年度 卒業論文

未定

松本 航平

早稲田大学 基幹理工学部
情報理工学科

学籍番号 1W193102

提出日 2022/

指導教授 菅原 俊治

目次

1	研究背景	1
2	関連研究	1
3	モデルの定義	1
3.1	環境	1
3.2	エージェント	1
3.3	評価指標	1
4	準備	1
4.1	Adaptive meta target decision strategy (AMTDS)	1
4.1.1	目標決定戦略	1
4.1.2	経路生成戦略	3
4.2	AMTDS with learning of dirt accumulation (AMTDS/LD)	3
4.3	AMTDS for energy saving and cleanliness (AMTDS/ESC)	3
4.3.1	要求充足の判断	3
4.3.2	自己重要度評価	3
4.3.3	帰還動作 (Homing)	3
4.3.4	待機動作 (Pausing)	3
5	提案手法	3
5.1	AMTDS for energy saving under the requirement (AMTDS/ER)	3
5.1.1	Homing と Pausing の組み合わせ	3
5.1.2	補正係数 K の導入	3
5.1.3	未来のイベント発生量の予測	3
5.2	AMTDS for energy saving under the requirement with learning of event probabilities (AMTDS/ERL)	3
5.2.1	イベント発生量の予測に使用するノードの範囲の変更	3
5.2.2	補正係数 K^i の更新方法の変更	3
6	評価実験	3
6.1	実験環境	3
6.2	AMTDS/ER についての実験結果	3
6.2.1	実験 1: 性能評価	3
6.2.2	実験 2: 環境の変化による性能の違い	3
6.2.3	実験 3: エージェント数減少による性能の変化	3
6.2.4	実験 4: K^i の降順にエージェント数を減少させたときの性能の変化	3
6.3	AMTDS/ERC についての実験結果	3
6.3.1	実験 5: 性能評価	3
6.3.2	実験 6: 環境の変化による性能の違い	3
6.3.3	実験 7: エージェント数減少による性能の変化	3

6.3.4	実験 8: K^i の降順にエージェント数を減少させたときの性能の変化	3
7	結論	3

概要

本研究では,

1 研究背景

2 関連研究

3 モデルの定義

3.1 環境

3.2 エージェント

3.3 評価指標

4 準備

4.1 Adaptive meta target decision strategy (AMTDS)

4.1.1 目標決定戦略

Random selection (R)

環境全体のノード集合 V からランダムに v_{tar}^i を選ぶ.

Probabilistic greedy selection (PGS)

環境全体のノード集合 V 内のノード v におけるイベント発生量の推定値 $EL_t^i(v)$ の上位 N_g 個のノードから, ランダムに 1 つ v_{tar}^i を選ぶ. この際に, 学習や訪問をする v_{tar}^i の偏りを防ぐため, N_g 番目のノードと $EL_t^i(v)$ の値が同じノードが存在する場合, そのノードをすべて含めた後, その中から v_{tar}^i をランダムに選んでいる.

Prioritizing unvisited interval (PI)

環境全体のノード集合 V 内のノード v における訪問間隔 $I_t^i(v)$ の上位 N_i 個のノードから, ランダムに 1 つ v_{tar}^i を選ぶ. この際に, 学習や訪問をする v_{tar}^i の偏りを防ぐため, N_i 番目のノードと $I_t^i(v)$ の値が同じノードが存在する場合, そのノードをすべて含めた後, その中から v_{tar}^i をランダムに選んでいる.

Balanced neighbor-preferential selection (BNPS)

近隣のノードにイベント発生量が多いとエージェントが判断したとき, 近隣を優先的に巡回する. v_{tar}^i の決定時にエージェントの現在地 v_t^i との距離が d_{rad} 以下のノード

ド集合を近領域 V_{area}^i とする. ここで, V_{area}^i における 1 ステップあたりのイベント処理量の期待値 EV_t^i は以下の式で求められる.

$$EV_t^i = \frac{\sum_{v \in V_{area}^i} EL_t^i(v)}{|V_{area}^i|} \quad (1)$$

エージェント i は近領域内のイベントを処理するか判断するための閾値 $EV_{threshold}$ と EV_t^i の値を比較し, $EV_t^i > EV_{threshold}$ の間は PGS によって近領域内から v_{tar}^i を選ぶ. その後, $EV_t^i \leq EV_{threshold}$ となった場合, 環境全体を対象とし, PGS で v_{tar}^i を選ぶ. 環境全体から v_{tar}^i を選択した後, V_{area}^i を更新する. 更新後の V_{area}^i の 1 ステップあたりのイベント処理量の期待値を EV_{t+1}^i とし, $EV_{threshold}$ の値を以下の式に従って更新する.

$$EV_{threshold} \leftarrow EV_{threshold} + \alpha(EV_{t+1}^i - EV_{threshold}) \quad (2)$$

ここで, $\alpha (0 < \alpha < 1)$ は学習率である. また, $EV_{threshold}$ の初期値は初めに V_{area}^i を設定した際の EV_t^i の値である.

4.1.2 経路生成戦略

4.2 AMTDS with learning of dirt accumulation (AMTDS/LD)

4.3 AMTDS for energy saving and cleanliness (AMTDS/ESC)

4.3.1 要求充足の判断

4.3.2 自己重要度評価

4.3.3 帰還動作 (Homing)

4.3.4 待機動作 (Pausing)

5 提案手法

5.1 AMTDS for energy saving under the requirement (AMTDS/ER)

5.1.1 Homing と Pausing の組み合わせ

5.1.2 補正係数 K の導入

5.1.3 未来のイベント発生量の予測

5.2 AMTDS for energy saving under the requirement with learning of event probabilities (AMTDS/ERL)

5.2.1 イベント発生量の予測に使用するノードの範囲の変更

5.2.2 補正係数 K^i の更新方法の変更

6 評価実験

6.1 実験環境

6.2 AMTDS/ER についての実験結果

6.2.1 実験 1: 性能評価

6.2.2 実験 2: 環境の変化による性能の違い

6.2.3 実験 3: エージェント数減少による性能の変化

6.2.4 実験 4: K^i の降順にエージェント数を減少させたときの性能の変化

6.3 AMTDS/ERC についての実験結果

6.3.1 実験 5: 性能評価

6.3.2 実験 6: 環境の変化による性能の違い

6.3.3 実験 7: エージェント数減少による性能の変化

6.3.4 実験 8: K^i の降順にエージェント数を減少させたときの性能の変化

7 結論

表 1: エージェントに関するパラメータ

種類	パラメーター	値
エージェント数	—A—	20
バッテリー	B_{max}^i	900
	B_{drain}^i	1
	k_{charge}^i	3
経路生成戦略	d_{myopia}	10
	k_{att}	1.0
	k_{rover}	1.2

表 2: 目標決定戦略のパラメーター

目標決定戦略	パラメーター	値
PGS	N_g	5
PI	N_i	5
BNPS	α	0.1
	d_{rad}	15
AMTDS	α	0.1
	ε	0.05
AMTDS/LD	β	0.1

表 3: エネルギー節約行動に関するパラメーター

種類	パラメーター	値
自己重要度評価	T_s	20
	T_l	50
	T_f	10
Homing	T_{check}	100
	k_{homing}	$\frac{1}{3}$
Pausing	T_{basic}	100
AMTDS/ERL	T_{hp}	500,000

参考文献