

ニューラルネットワークによる探索エージェントの動作切替

杜 冰清[†] 畠 崇人^{††} 長尾 智晴^{††}
[†] 横浜国立大学 理工学部 ^{††} 横浜国立大学 大学院環境情報学府

1. はじめに

探索エージェントとは、環境内の探索を目的とした自律エージェントである。この汎用性向上のため、性質の異なる複数の動作モジュールを切り替えながら探索をすることで、未知環境での探索性能が向上したことが、所属研究室の従来研究で示されている。しかし、環境が複雑になると、切替規則の設計も困難になるため、自動的な設計手法が期待される。本稿では、探索エージェントの未知環境における性能向上のため、事前に学習した動作モジュールを切り替える機構(スイッチャ)を、ニューラルネットワーク(Neural Network; NN)で構成する手法を提案する。

2. 提案手法

本稿で提案するスイッチャは図1のような3層 NN で構成される。エージェントが1回行動を決定することを1ステップとし、100ステップごとにNNによって使用するモジュールを決定する。入力には現在の使用モジュールと、探索率の増分、移動率、探索率が増加しなかった割合(空回り率)、障害物との衝突回数とする。出力ユニットはモジュール数だけ設け、出力値が最大のユニットに対応するモジュールが次のモジュールとして選択される。

NN に使う結合荷重は Differential Evolution (DE) [1]で最適化する。ランダムに生成した 100 通りの学習用環境を全探索させ、得られた評価値の平均を個体の適応度とする。また、環境ごとの評価値は次式で算出する。

$$\text{evaluation} = \frac{1}{t_{\max}} \sum_{t=1}^{t_{\max}} f(t) \quad (1)$$

ここで t : ステップ数, $f(t)$: t ステップ探索後の探索率, t_{\max} : 探索終了時のステップ数 である。

3. 実験設定

提案手法で構築したエージェントを未知環境探索問題に適用し、提案手法の有効性を検証する。前述の学習用

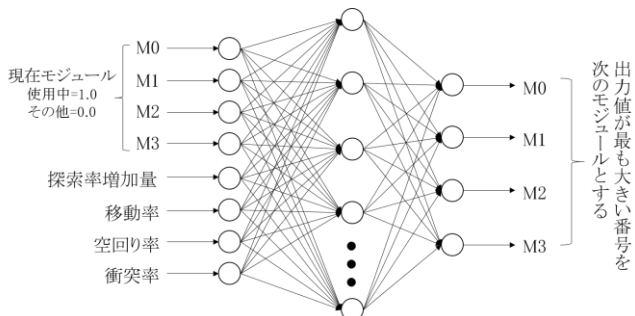


図1. 提案手法のニューラルネットワークの構造

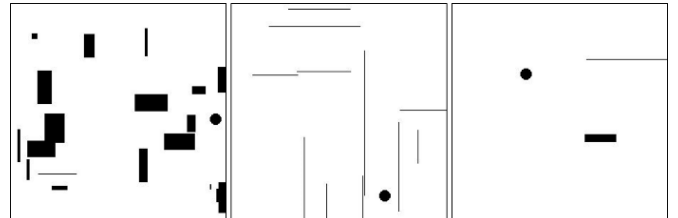


図2. 検証実験用未知環境(黒色の円: エージェントの初期位置)

表1. 検証実験の結果

	比較手法	提案手法(10 試行中)		
		最良	平均	最悪
障害物多め	0.4234	0.6371	0.5785	0.5062
壁多め	0.5217	0.5614	0.4680	0.3505
空間広め	0.6528	0.7197	0.6705	0.6144

環境とは別にランダムで生成した未知環境から、特徴の異なる3つを選択し(図2)、それぞれに対し検証を行う。

比較手法として、従来研究で提案されている、探索が順調でないときにモジュールを切り替えるよう人手で設計したスイッチャを採用する。

4. 実験結果

検証実験で得られた評価値を表1に示す。ただし、評価値を(1)式で算出した。比較手法の評価値と比較すると、提案手法を適用したエージェントが性能よく未知環境を探索できた結果が見受けられる。この結果から、障害物多めおよび空間広めの環境において提案手法の有効性が証明された。しかし、壁多めの環境では比較手法に勝る性能が得られなかった。その原因は、提案手法で構築した切替規則が、狭い隙間を通過するような動作に十分適切ではないためだと推測される。

5. まとめ

本稿では未知環境探索エージェントの動作切替手法として、NN で構成したスイッチャを用い、未知環境での探索を検証した。今後の課題として、今回満足な性能が得られなかった環境でも対処できるよう、改良手法を検討していく。

参考文献

[1] Storn, R.; Price, K. "Differential evolution – a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces". Journal of Global Optimization, vol. 11, pp. 341-359, 1997.