

多変的空間における力学的自己増殖ニューラルネットワークによる状態空間構成

日大生産工 ○手島 竜 日大生産工 山内 ゆかり

1 まえがき

自己増殖型ニューラルネットワーク (SOINN : Self-Organizing Incremental Neural Network) とは, SOM (Self-Organizing MAP) と GNG (Growing Neural Gas) に着想を得て構築した教師なし学習手法である。特に実世界のデータ処理に有効であり、扱えるデータは数値化できるデータであればほとんどのものが学習でき、汎用性が非常に高い。また、ノイズ耐性に強いことも特徴である[1]。しかし、状態を推定するプロセスにおいて、ある一時点に対しての知覚入力ベクトルが同様な値を取ったとしても、同じ行動に対して全く異なる結果の状況があり得る。このため、ある時刻に対する知覚入力ベクトルの類似度のみに基づいた状態空間構成は必ずしも適切とは限らない。

力学的情報処理能力(DB: Dynamics-based)を付与した手法は行動と知覚入力の変化の系列を各ノードが持つ力学系を用いて表現することにより、自己の状態を推定することが可能である。岡田ら[2]は力学的情報処理の枠組みをSOMに拡張したDBSOMによる状態空間構成法を提案し予測誤差の変化から記号の獲得と運動の認識、生成をした。また、斎藤ら[3]は力学的情報処理の枠組みをSOINNに拡張したDBSOINNによる状態空間構成法を提案し予測誤差の変化から環境の差異を検知した。さらに、包摂アーキテクチャ (SA: Subsumption Architecture) を用いることにより、状態空間のモジュール化を可能とし環境の変化によって最適な状態空間を用いる手法を提案した。SAにより環境に依存する探索を柔軟に行えるようになったが、環境が切り替わるエピソードのステップ中では状態空間が切り替わらないので、そのエピソード間でのステップ数は増加してしまう。

そこで本研究では、エピソード開始時の数ステップにおける予測誤差の累積値に基づき、環

境の変化を判定し、環境の変化に対応した柔軟なモジュール生成及び切り替えを行うことのできるDBSOINNを提案する。エージェントが行動する際にモジュールを選択することで、過去の環境の学習による弊害により無駄な探索を行うことを防止する。

2 従来研究

斎藤らはDBSOINNをSAとして用いることで特定の環境に依存するのではなく、複数の環境に適応するモデルのDBSOINNを提案した。

現在用いているモジュールがどれだけ環境に適合しているかを評価する。環境が変化した場合、その変化に気づき状態空間を表すモジュールを新たに生成または再利用を行う。

しかし、モジュールの切り替えはエージェントがゴールまで到達した後に行われる学習段階で行われるため、未知または変化した環境下では、変化前の学習知識により間違った行動を選択することがある。

3 提案手法

本研究ではエージェントが探索行動を行う段階で、予測値・実測値による環境の学習状態を判定し、環境の変化に素早く気づき、モジュールの切り替え若しくは新規生成を行うことのできるDBSOINNを提案する。

岡田らの力学的情報処理[2]の枠組みに基づき、時刻 k の知覚入力 $\mathbf{x}[k]$ と時刻 $k+1$ の知覚入力 $\mathbf{x}[k+1]$ から力学系の係数行列 Φ を学習する。時刻 k の入力 $\mathbf{x}[k]$ のから得られる予測値 $\hat{\mathbf{x}}[k+1]$ を式(1)により推定し、予測値と時刻 $k+1$ の実測値の差分をESステップ間累積した累積誤差Judgeを計算する。(式4)。

$$\hat{\mathbf{x}}[k+1] = \mathbf{x}[k] + \Phi_i \theta(\mathbf{x}[k]) \quad (1)$$

$$\Phi_i = \begin{bmatrix} u_{i1} & u_{i2} & u_{i3} & u_{i4} & u_{i5} & u_{i6} \\ v_{i1} & v_{i2} & v_{i3} & v_{i4} & v_{i5} & v_{i6} \end{bmatrix} \quad (2)$$

State Space Construction Method with Dynamics-based Self-organizing Incremental Neural Network of change space

Ryo TESHIMA and Yukari YAMAUCHI

$$\Theta(x[k], a[k]) = [a_1 x_1 \quad a_1 x_2 \quad a_1 \quad a_2 x_1 \quad a_2 x_2 \quad a_2]^T \quad (3)$$

$$\text{Judge}_i = \sum_{q=0}^{ES} ||x[q+1] - \hat{x}[q+1]|| \quad (4)$$

累積誤差Judgeが閾値 λ_1 を超えた場合、環境に適していないモジュールだと判定する。環境に適していないと判定された場合、累積誤差が最小となるモジュールに切り替える。累積誤差の最小値が閾値 λ_2 を超える場合は、新しくモジュールを生成する。

エピソードのフローチャートを図1に示す。

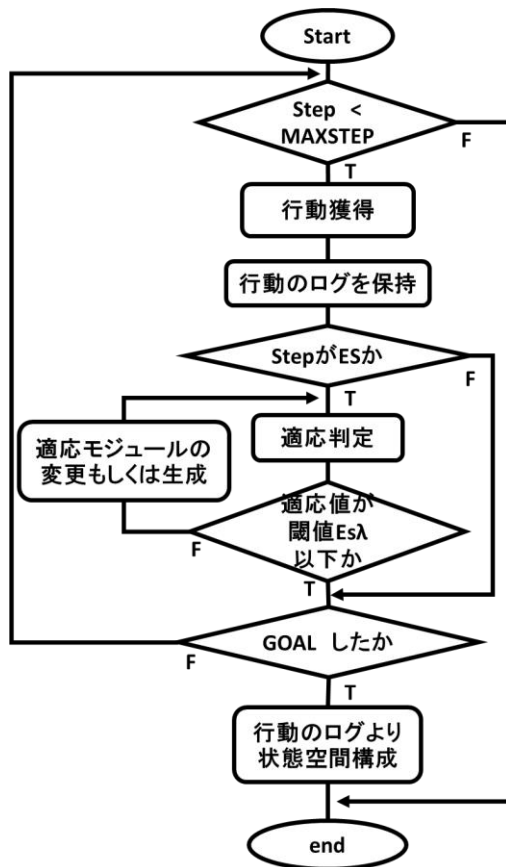


図1. エピソードのフローチャート

4 実験環境

本研究の有効性を検証するために移動ロボットのナビゲーションタスクを用いて計算機シミュレーションを行う。ロボットが達成すべきタスクは迷路中で試行錯誤を繰り返すことにより、スタートからゴールまでの経路を学習することであり、ゴールしたときのみ報酬を与える。また、ロボットには方位の概念を持たせ、行動出力は前進・後退・左右旋回の計4種類の行動出力が行えることとし、ロボットの知覚できるセンサ入力の前・左・右の障害物までの距離である。また、シミュレーションタスク

を3種(図2)用意し、本研究のDBSOINNの優位性を検証する。

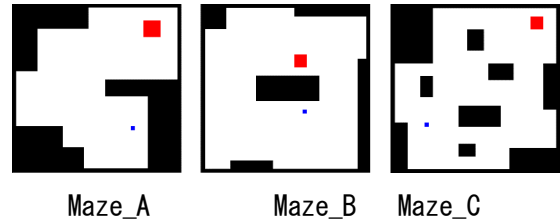


図2. 使用した迷路

5 実験結果

環境に適応する状態空間を構成することができている(図3)。また、環境の変化に伴い適応モジュールの利用、モジュール生成を行うことができ、環境変化のエピソードで予測誤差により、適応モジュールへ切り替えを行うことができた。

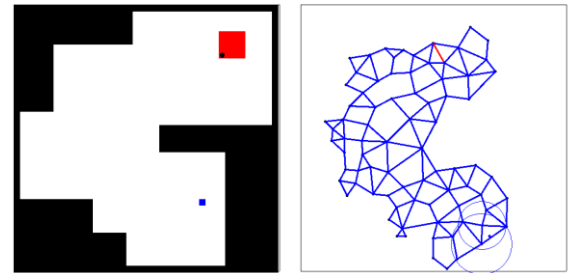


図3. Maze_Aに対する状態空間構成図

6 まとめ

本研究ではDBSOINNにより状態空間構成を行った。また、予測誤差を用いることで環境の変化を正しく認識できた。環境に依存した探索を行うことができたことを示す。また、環境変化のエピソードでも環境変化を捉え、モジュールの変更、生成が行えた。

7 参考文献

- [1] 齊藤史哲、長谷川修、力学的自己増殖型ニューラルネットワークによる知覚・行動系列に基づく包摂アーキテクチャ上の状態空間構成、日本知能情報ファジィ学会誌 Vol.22、No.2, pp.266-278(2010-4)
- [2] 岡田昌史、中村大介、中村仁彦、“力学的情報処理を用いた自己組織的記号獲得と運動生成”、人工知能学会誌、vol.14, no5, pp.800-807, 1999.
- [3] 山崎和博、巻渕有哉、申富饒、長谷川修、自己増殖型ニューラルネットワークSOINNとその実践、日本神経回路学会誌. The Brain & neural networks 17-4(2010-12)