

## 多階層抽象層導入による探査ロボットシミュレータの構築

熊沢雄介<sup>†</sup> 高丸尚教<sup>‡</sup>

中部大学大学院工学研究科情報工学専攻<sup>†</sup> 中部大学工学部情報工学科<sup>‡</sup>

### 1. はじめに

私たちが実際に生活している環境のように、時々刻々状況が変化する場合へと研究を進展させるために、本研究では遺伝的ネットワークプログラミング[1]に中性ノードの概念を導入した多階層マルチェージェント・モデルによる経路探査学習機を構築した。

### 2. 遺伝的ネットワークプログラミング

遺伝的ネットワークプログラミング[2]は、代表的な従来手法である遺伝的プログラミングが木構造で構成されている点が異なり、「ノード」とノード間のつながりを表す「有効枝」からなるグラフ構造で構成されることである。ノードにおいては「処理ノード」、「判定ノード」、「スタートノード」の3種類がある。

### 3. 中性ノード

従来手法では各ノードの関数値の数を可変長としノードを減少させる際に、ノード間のつながりが失われてしまうこと。また、追加する際には自然な形でノードの入れ替えができないなどの問題点があった。そこで、これらに対応するため中性ノード[2]の概念を導入する。

中性ノードは筋肉の中間節のようなものであり、中間節がトレーニング次第で後天的に速筋や遅筋に変化するように、学習機におけるノードの変化を促し、適切な数の処理ノード、判定ノードを維持することに寄与することが期待される。

中性ノードの特徴は次の3つある。

- ① ノード間の接続を維持するためのノードである。
- ② ノードに遷移したら一切の処理を行わず、次のノードへ遷移する。
- ③ スタートノード以外の処理ノード、判定ノードに変化することができる。

### 4. シミュレーション環境

本研究では図1のように連結部分が動的に変化していくシミュレーション環境を提案する。手順としては、図2のような階層マップ a, b, c を作成し、移動するセルに対する世代数の変化を計る。その後、動的な L 字クランクで学習後、階層マッ

プでの移動するセルに対する世代数の変化を計る。また、L 字マップによる事前学習の有無によるそれぞれの環境に適応するまでの世代数の変化を比較し、向上率を計る。表1に行った実験パターンを示す。また、各マップの移動させるセルの幅は 1, 2, 4, 5, 8, 10, 20, 40 の 8 パターンであり障害物率 10%, スタートの座標は(1, 1), ゴールの座標は(60, 60)とする。また、マップのサイズは縦、横 60 セルで各階層が 20 セルで構成されている。

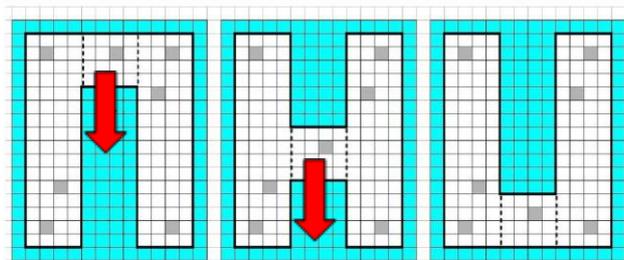


図1. 連結部分が動的に変化する様子

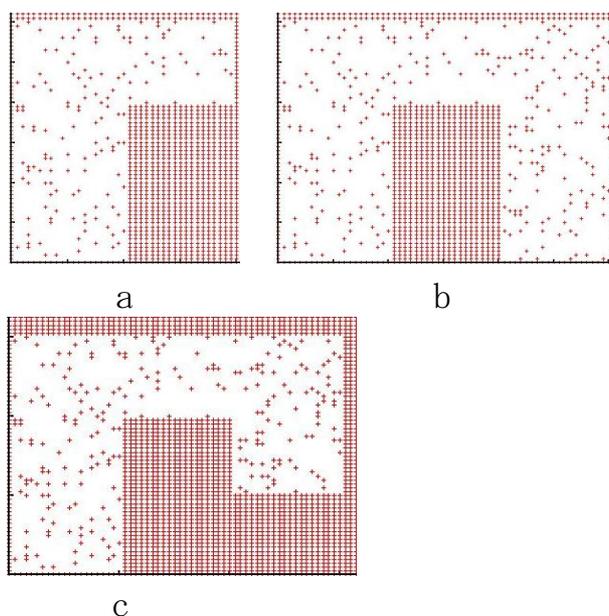


図2. 作成した階層マップ (+)印: 障害物

表 1. 行った学習パターン

	事前学習	探索マップ
パターン 1	無し	b
パターン 2	a	b
パターン 3	a→b	b
パターン 4	無し	c
パターン 5	a	c
パターン 6	a→b	c

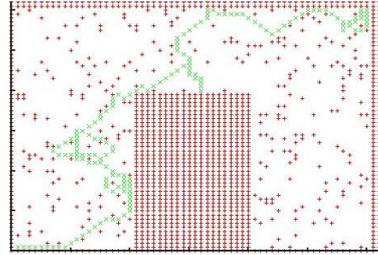


図 5. エージェントの通った道筋の一例

5. 結果

パターン 1, パターン 2, パターン 3 の結果の比較を図 3 に示し, パターン 4, パターン 5, パターン 6 の結果を図 4 に示す. 各グラフの縦軸は環境に適応するまでの世代数の平均値, 横軸は移動させたセルの幅を示している.

また, 実際にエージェントが通った道筋の一例を図 5 に示す.

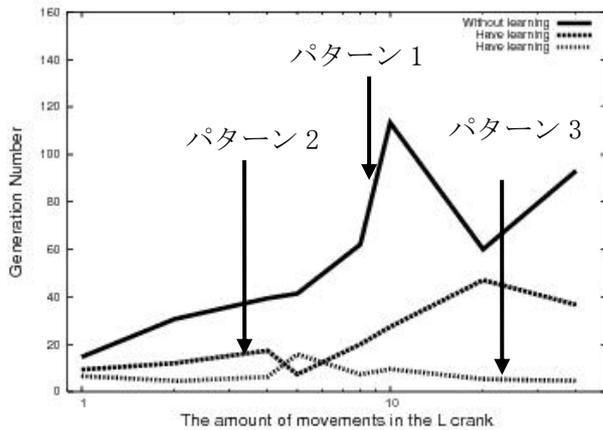


図 3. パターン 1, パターン 2, パターン 3 の結果

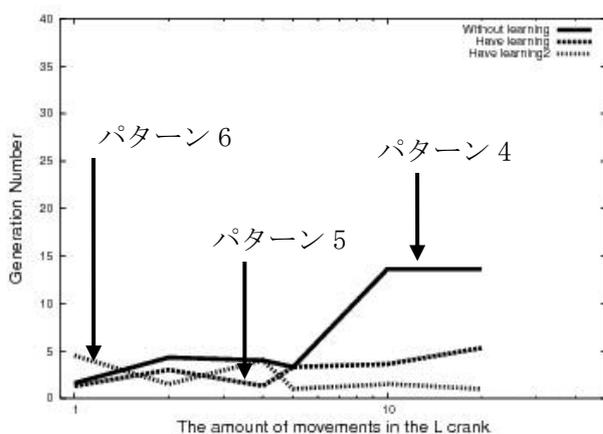


図 4. パターン 4, パターン 5, パターン 6 の結果

図 3 のパターン 1 とパターン 2 を比較してみると, L 字マップによる事前学習を行うことで, 未学習の場合より環境に適応するまでの世代数が減少しているのが分かる. しかし, 移動させるセルの幅が大きいと, 学習した結果が反映されにくい環境に適応するまでの世代数が安定していない. しかし, パターン 3 ではパターン 2 までの学習結果を保持したまま, 再び探索を行うことが可能であるので移動させるセルの幅が大きくなって環境に適応するまでの世代数はセルの移動量が小さい場合とほぼ同等な結果が得られているのが分かる.

同様に図 4 のパターン 4 とパターン 5 を比較してみると移動させるセルの幅が少ない場合には環境に適応するまでの世代数がわずかであるが減少しているのが分かる. そしてパターン 5 の結果を保持したまま探索したパターン 6 では移動させるセルの幅が大きくなって少ない世代数で環境に適応することができているのが分かる.

6. おわりに

前節の実験結果より, 遺伝的ネットワークプログラミングに中性ノードの概念を導入した多階層マルチエージェント・モデルによる経路探索学習機を構築したところ, 状況が時々刻々変化する環境に対応するだけでなく複数回マップを探索し, 学習結果を保持していくことで図 3 のパターン 3, 図 4 のパターン 6 のように移動量が増加してもより早く環境に適応することが見いだせた.

今後は 3 次元空間でも適応することを目標に高速化等も行っていく予定である.

9. 参考文献

[1] 平澤 宏 太郎, 電気学会論文誌 C, Vol. 126, No4, pp. 548-555, (2006)  
 [2] 星野達也, 高丸尚教. 中性ノード導入による GNP 拡張と多階層マルチエージェント・モ中部大学大学院工学研究化, (2010)