

# 進化的ペトリネットを用いた 依存関係のある行動コンテキストの学習

## Learning Dependency Contexts by Evolutional Petri Net

細田 圭悟 †      濱上 知樹 †  
Keigo HOSODA   Tomoki HAMAGAMI

### 1 はじめに

近年、ユビキタス環境を想定した新しいアプリケーションとして、ある行動の一連の流れであるコンテキストを学習し、その状況に合わせた支援を行うシステムの研究が盛んに行われている。従来研究の例として、介助者の負担軽減を目指したソシオテクニカル環境の研究 [1] や、日常の行動を学習しその結果に基づいて情報支援を行う認知障害者支援システム [2] 等が挙げられる。しかし、これらは単一の行動コンテキストを学習し支援することを前提に発展してきた。実環境では依存関係のある行動コンテキストが多いため、相互に作用し合う複数の行動コンテキストを学習することが求められる。

本稿では、複数の行動コンテキストを自律的にモデル化するために、進化的ペトリネット (EPN: Evolutional Petri Net) を用いた学習を提案する。計算機実験によって、提案手法の有効性を明らかにする。

### 2 行動コンテキスト学習

これまで行動コンテキストの学習手法として、隠れマルコフモデル等の確率モデルや、黑板モデルをはじめとする MAS 協調フレームワークが用いられてきた。しかし、これらは単一の行動コンテキストの学習に限られていた。複数の行動コンテキストの学習を実現するためには、並列して起こる複数の行動コンテキストを表現可能な枠組みが必要である。

これを満たす枠組みとしてペトリネット [3] が挙げられる。しかし、ペトリネットを用いる際には適切なモデルを人の手で設計しなければならない。そのため環境ごとにペトリネットを作り込む必要があり、設計者の負担が増加してしまうという問題がある。

### 3 提案手法

以上の問題を解決するために、依存関係のある複数の行動コンテキストを学習する手法として、遺伝的ネットワークプログラミング [4] を応用した進化的ペトリネットを提案する。ここで、単一エージェントの行動コンテキストを構成する個々の事象をイベント、依存関係のある複数エージェントの行動コンテキストをチームコンテキストと定義する。本手法はチームコンテキストをペトリネットとして自律的にモデル化する。

#### 3.1 依存関係のある行動コンテキストの表現

依存関係のある行動コンテキストをペトリネットで表現した例を図 1 に示す。ペトリネットはプレース ( ),

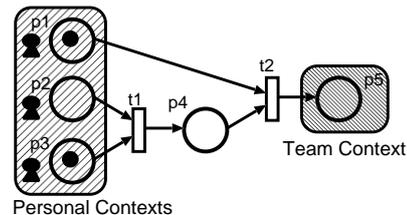


図 1 依存関係のある行動コンテキストの表現

トランジション ( ), トークン ( ), アーク ( ) から構成される。  $p_1, p_2, p_3$  のプレースが単一エージェントの行動コンテキストを、  $p_5$  のプレースがチームコンテキストを表す。トークンが入力プレースに入ったとき対応するトランジションが発火し、出力プレースへ遷移する。本手法では依存関係のある行動コンテキストをトークンの遷移により表現する。

#### 3.2 進化的ペトリネット (EPN)

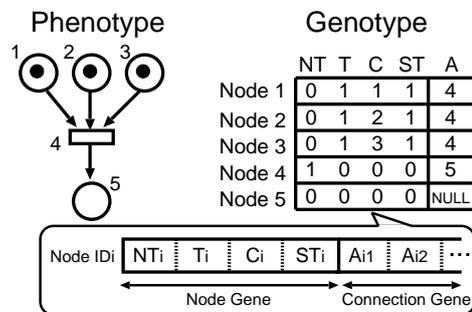


図 2 EPN の表現型と遺伝子型

EPN の表現型と遺伝子型の表現を図 2 に示す。図中の各要素は以下の通りである。

- $NT_i$  ノードタイプ (0:プレース, 1:トランジション)
- $T_i$  トークン (0:なし, 1:あり)
- $C_i$  行動コンテキスト (各コンテキストの ID に対応)
- $ST_i$  開始時間 (時間のずれを表現)
- $A_{ij}$  アーク (接続先ノード ID)

EPN の進化過程は遺伝的アルゴリズムの枠組みに基づいて行われる。EPN に特徴的な遺伝的操作である交叉の例を図 3 に示す。また、突然変異の操作ではアーク  $A_{ij}$  のみを変更する。

† 横浜国立大学大学院工学府

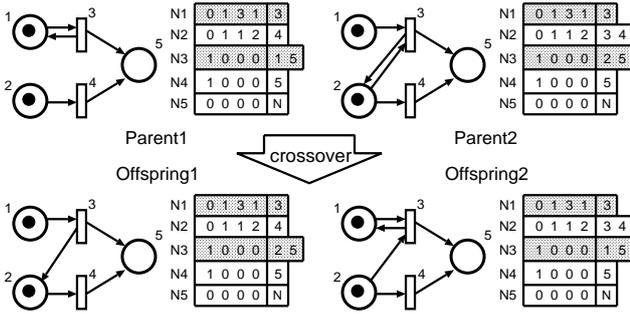


図3 EPNにおける交叉(一様交叉)

### 4 計算機実験

EPNの有効性を示すために、依存関係のある複数エージェントの行動コンテキストを学習する実験を行った。

#### 4.1 実験条件

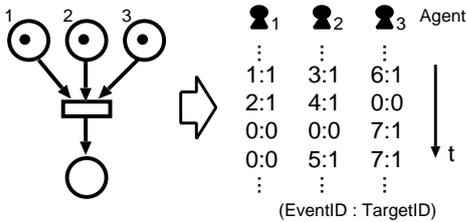


図4 チームコンテキスト作成例

本実験では、ペトリネットをイベント列に変換するシミュレータを用意した。ペトリネットから作成されるチームコンテキストの例を図4に示す。図中の数値は「イベント:行われる対象」を示している。本実験ではエージェント数30に対し10種類のチームコンテキストを複数回行わせた。

EPNで用いるパラメータは、個体数を500, 世代数を100, 突然変異率を0.03, 最大ノード数を20とした。ここで、適応度計算式(1)によって得られる値が低いほど優秀な個体とした。例えば、プレースの出力先がプレースであるときや、トランジションに対して入出力がない時、値は高くなる。式中  $W^P$  はペトリネットの挙動,  $W^T$  は時間のずれに対する重み,  $M$  はノードの数,  $N_i$  はノード  $i$  アークの数である。本実験では  $W^P = W^T = 1.0$  とした。

$$fitness = \sum_{i=1}^M \left( \sum_{j=1}^{N_i} W^P f(NT_{i,j}, A_{ij}) + W^T f(ST_i) \right) \quad (1)$$

#### 4.2 実験結果

作成されたイベント列からチームコンテキストを複数個モデル化することができた。エリート個体と平均適応度のグラフを図5に、最終世代の最良個体を図6に示す。図より、学習対象とほぼ同等の挙動を示すペトリネットが得られていたことがわかった。

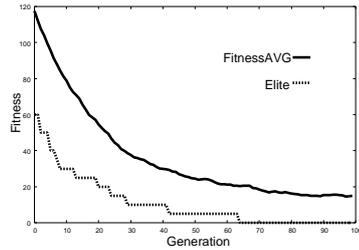


図5 エリート個体と平均適応度

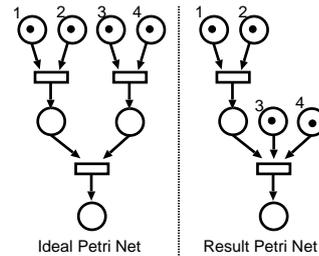


図6 最終世代の最良個体

### 5 考察

優秀な個体を発見できないケースもあったが、ノード数を増減させることで期待通りにモデル化することができた。本実験ではノード数は固定されているので、遺伝的操作を行う際にノード数を増減させる等の操作を加えることが必要である。

### 6 おわりに

依存関係のある複数の行動コンテキストを学習するEPNを提案し、その有効性を示した。今後はEPNに確率的要素を加え柔軟性を考慮する等の拡張を検討する。さらにEPNをチーム医療に適用して業務分析を行い、医療過誤を減少させるシステムの開発を目指す。

### 参考文献

- [1] S.Carmien, M.Dawe, G.Fischer, A.Gorman, A.Kintsch, AND J.F.Sullivan Jr, "Socio-Technical Environment Supporting People with Cognitive Disabilities Using Public Transportation," Transactions on Human Computer Interaction, Vol.12, No.2, pp.233-262, 2005.
- [2] 下餅原輝顕, 濱上知樹, "知的エージェントによる認知障害者のためのコンテキストウェアナス情報支援システム", 電子情報通信学会技術報告, WIT2006-30, pp.77-82, Jul. 2006.
- [3] 村田忠夫: "ペトリネットの解析と応用", 近代科学社, 1992.
- [4] 江口徹 他, "Genetic Network Programmingによるダブルデッキエレベータ群管理システム", 計測自動制御学会論文集, Vol.42, No.11, pp.1260-1268, 2006/11