

LFIT: 解釈遷移からの学習

LFIT: Learning from Interpretation Transition

井上 克巳^{1,2,3*}
Katsumi Inoue^{1,2,3}

¹ 国立情報学研究所

¹ National Institute of Informatics

² 総合研究大学院大学 複合科学研究科 情報学専攻

² SOKENDAI (The Graduate University for Advanced Studies)

³ 東京工業大学大学院 情報理工学研究科 計算工学専攻

³ Department of Computer Science, Tokyo Institute of Technology

Abstract: *Learning from Interpretation Transition* (LFIT) is a method of unsupervised learning, which learns the dynamics of a system from observed time-series data. LFIT has been developed in three ways: (1) Learning memory-less systems from 1-step state transitions, which contains three different implementations to learn the state transition rules from a series of 1-step transitions of system states, that is, (a) generalization based on the resolution principle, (b) extension of the binary decision diagram (BDD), and (c) least specialization that guarantees the minimality of learned rules; (2) Learning systems with memory (or delay), which can learn Markov(k) systems that depend on k previous states; and (3) Learning nondeterministic and probabilistic systems, which can work for noisy data. These three learning algorithms have been implemented and evaluated with bioinformatics data to construct gene regulatory networks. LFIT has also been applied to identification of cellular automata, learning robot planning rules, and learning logics.

解釈遷移からの学習 (learning from interpretation transition; **LFIT**) [1] は、観測された時系列データや状態遷移列などのデータ列から、その背後に存在すると考えられる動作原理に相当する系のダイナミクスをルール形式で自動的に学習する方式である。学習システムへの入力、時間ごとあるいはイベントごとに世界の状態をベクトルで記述したデータ (解釈) の遷移列であり、出力はデータの変化を説明する論理形式の規則集合、すなわち論理プログラムの形式をとっている。こうしたダイナミックデータからの状態変移に関するダイナミクス学習の応用としては、遺伝子発現データ系列からの遺伝子調節ネットワーク学習、入出力パターン列からのニューラルネットワーク学習、ログデータからの行動パターン学習、ロボット行動履歴からのアクション規則学習などが考えられる。

LFIT では現在までに 3 種類の基本学習アルゴリズムが開発されている。基本アルゴリズムでは、各遷移において、次状態は現在の状態のみから決定されるというマルコフ性を仮定しおり、各状態は 1 ステップの

遷移から決定されるために **LF1T** と呼ばれている [1]。LF1T の入力は、解釈のペア (I, J) ($I, J \in 2^{HB}$) の集合 E であり、ここで HB はすべての状態変数の集合を表すエルブラン基底である。このとき LF1T は、任意の $(I, J) \in E$ に対し $J = T_P(I)$ を満たすような標準論理プログラム (normal logic program) P を出力する。ここで、 T_P は解釈 I が与えられたときに標準論理プログラム P のすべての規則を用いて 1 ステップの演繹だけで得られる帰結をすべて求める関数であり、 T_P オペレーターと呼ばれている。このような標準論理プログラムは、ダイナミクスを表現するための論理モデルであるブーリアンネットワーク (Boolean Network) に相当している [2]。

LF1T の第 1 の手法はボトムアップ手法であり、一般化を用いながら、似ている状態で同じ帰結をもつ場合に規則の条件を弱めていく [1]。LF1T の第 2 の手法は、第 1 の手法に対して二分決定グラフ (BDD) を用いてメモリー効率を高めている [3]。LF1T の第 3 の手法はトップダウン手法であり、条件が空の規則から始めて、反例が見つかるたびに規則を特殊化していく [4]。これら 3 種類の手法は、10~23 個の遺伝子の発現デー

*連絡先: 国立情報学研究所 情報学プリンシプル研究系
〒101-8430 東京都千代田区一ツ橋 2-1-2
E-mail: inoue@nii.ac.jp

タ (状態数 $2^{10} \sim 2^{23}$) から遺伝子調節ネットワークを構築する実例を用いて比較実験が行われ, BDD を用いる手法の効率の良さと, 特殊化を用いる手法での規則の極小性について確認されている [3, 4].

LFIT に対して様々な拡張が施されている. まず, マルコフ性は仮定せず, 過去の k 状態の履歴が次状態に影響を及ぼすという記憶つきの系 (k 次マルコフ系) を学習する手法がある [5]. 次に, 各変数を取り得る値を 2 値 (ブーリアン) から多値に拡張した系とその学習アルゴリズムを提案している [6]. さらに状態遷移規則の適用を同期式から非同同期式に変更した系の学習 [6] や, 状態遷移が非決定的 [7] または確率的 [8] である系の学習へと拡張している.

LFIT の応用では, 遺伝子制御ネットワーク構築が実データに基づいて行われており [1, 3, 4, 5, 6], 現在は DREAM challenge における 100 個の遺伝子の時系列発現データ (m 値で離散化した場合 m^{100} の状態数) を用いて未知のネットワークを構築している. LFIT はこのほかにも, セルオートマトン同定 [1], ロボットプランニングルール獲得 [7, 8] に応用されているほか, エージェントの推論規則を自動的に学習する論理思考パターン推定 [9] にも適用されている [10].

謝辞

本研究は, 坂間千秋教授 (和歌山大学), Tony Ribeiro 博士 (総合研究大学院大学 $\rightarrow$ École Centrale de Nantes), Morgan Magnin 准教授 (École Centrale de Nantes), David Martínez 氏 (Institut de Robòtica i Informàtica Industrial) らとの共同研究によるものである. 本研究の一部は, 平成 26~27 年度科学研究費挑戦的萌芽研究「論理プログラム表現に基づくセルオートマトン遷移規則学習」(No.26280092) による助成を受けている.

参考文献

- [1] Katsumi Inoue, Tony Ribeiro, Chiaki Sakama: Learning from Interpretation Transition, *Machine Learning*, 94(1):51-79 (2014)
- [2] Katsumi Inoue: Logic Programming for Boolean Networks, in: *Proceedings of the 22nd International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-11)*, pp.924-930, AAAI (2011)
- [3] Tony Ribeiro, Katsumi Inoue, Chiaki Sakama: A BDD-Based Algorithm for Learning from Interpretation Transition, in: Gerson Zaverucha, Vítor Santos Costa (eds.), *Inductive Logic Programming: Revised Selected Papers from the 23rd International Conference (ILP 2013)*, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol.8812, pp.47-63, Springer (2014)
- [4] Tony Ribeiro, Katsumi Inoue: Learning Prime Implicant Conditions from Interpretation Transition, in: Jesse Davis, Jan Ramon (eds.), *Inductive Logic Programming: Revised Selected Papers from the 24th International Conference (ILP 2014)*, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol.9046, pp.108-125, Springer (2015)
- [5] Tony Ribeiro, Morgan Magnin, Katsumi Inoue, Chiaki Sakama: Learning Delayed Influences of Biological Systems, *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 2:81 (2015), doi: 10.3389/fbioe.2014.00081
- [6] Tony Ribeiro, Morgan Magnin, Katsumi Inoue, Chiaki Sakama: Learning Multi-Valued Biological Models with Delayed Influence from Time-Series Observations, in: *Proceedings of the IEEE 14th International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA 2015)*, pp.25-31, IEEE (2015)
- [7] David Martínez, Tony Ribeiro, Katsumi Inoue, Guillem Alenyà, Carme Torras: Learning Probabilistic Action Models from Interpretation Transitions, in: *Proceedings of the Technical Communications of the 31st International Conference on Logic Programming (ICLP 2015)*, *CEUR Workshop Proceedings*, Vol.1433 (2015)
- [8] David Martínez, Tony Ribeiro, Katsumi Inoue, Guillem Alenyà, Carme Torras: Learning Relational Dynamics of Stochastic Domains for Planning, in: *Proceedings of the 26th International Conference on Automated Planning and Scheduling (ICAPS 2016)*, to appear, AAAI (2016)
- [9] Chiaki Sakama, Katsumi Inoue: Can Machine Learn Logics? in: Jordi Bieger, Ben Goertzel, Alexey Potapov (eds.), *Artificial General Intelligence: Proceedings of the 8th International Conference (AGI 2015)*, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol.9205, pp.341-351, Springer (2015)
- [10] Chiaki Sakama, Tony Ribeiro, Katsumi Inoue: Learning Inference by Induction, in: Katsumi Inoue, Hayato Ohwada, Akihiro Yamamoto (eds.), *Inductive Logic Programming: Revised Selected Papers from the 25th International Conference (ILP 2015)*, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, Vol.9575, to appear, Springer (2016)