

北海道大学工学部 ○佐藤裕一 横井浩史 嘉数侑昇

要旨

局所的で単純な規則が並列同時に実行されることにより複雑な現象を生じるような複雑システムを研究する上で、どのようにして遠距離情報が局所的規則により伝達されるのかという点は非常に重要な問題である。そこで本研究では、1次元セルラーオートマトンにおいて遠距離情報の伝達を必要とする Majority Classification 問題を取り上げ、近傍情報と計算能力の関係について考察する。

1. はじめに

比較的単純で局所的な相互作用をする要素により構成され、複雑な現象を発現するような複雑システムにおいて、どのようにして複雑な現象を調和させるための遠距離情報を近傍の作用のみを用いて伝達しているのかという問題点が存在する。この問題は、局所的状態遷移をする離散動的システムであるセルラーオートマトン(CA)の計算能力と関係づけられ、多くの研究がなされている。文献[1],[2],[3]では、Majority Classification 問題を解く状態遷移規則を進化的手法を用いて発見し、その規則によりどのような過程で情報の伝達が行われるかについての考察がなされている。

本研究では、Majority Classification 問題において、参照する近傍の半径・時間遅れ情報の計算能力に対する影響に注目し、Disparity Theory に基づく遺伝的アルゴリズム(GA)[4]を用いて発見された状態遷移規則およびその規則による挙動と計算能力にどのような関連性があるかについて考察する。

2. 1次元セルラーオートマトン

1次元 CA は直線状セルに配置された M 個のオートマトンからなり、左から i 番目、時刻 t の各セルが有限離散値の内部状態 s_i^t をもち、各セルとその左右 r 個のセルの内部状態によりその内部状態を離散時間で更新する動的システムである。ここで、 r は近傍半径と呼ばれる。一般に、状態遷移規則はどのセルに関しても等しい。この関係を関数表現すると以下のようなようになる。

$$s_i^{t+1} = \phi(s_{i-r}^t, \dots, s_i^t, \dots, s_{i+r}^t). \quad \dots(1)$$

本実験では、これを拡張し、1, 2 単位時間前の情報も近傍情報に含め、以下のような状態遷移をするものとする。

$$s_i^{t+1} = \phi(s_{i-r}^t, \dots, s_i^t, \dots, s_{i+r}^t, \\ s_{i-r}^{t-1}, \dots, s_i^{t-1}, \dots, s_{i+r}^{t-1}, \\ s_{i-r}^{t-2}, \dots, s_i^{t-2}, \dots, s_{i+r}^{t-2}) \quad \dots(2)$$

3. Majority Classification 問題

Majority Classification 問題は M 個のオートマトンの初期状態を入力とし、各セルに状態遷移規則を一定時間 T の間適用し、全てのセルの内部状態を初期状態のうちで過半数を占めていた方の状態に収束させ出力とする計算問題である。

この問題は、近傍情報のみを参照する状態遷移から全てのセルの情報を得なければならないため非常に難しい問題とさ

れ、(1)式において $r=3$ とした場合についても、全ての初期状態を正しく分類できる状態遷移規則が存在するのかさえ、いまだ明らかにされてない。

4. 計算機実験

4.1 概要

本実験では、 $s_i^t \in \{0,1\}$ とし、全セルにおける状態“1”のセルの割合が一様分布に従う初期状態の集合を生成する。その初期状態に GA string にコード化された状態遷移規則を更新時間 T の間適用し、その初期状態の集合のうちいくつかを正しく分類できたかを評価値とし、GA string の再生を行う。本実験では、このような手法で Majority Classification 問題のための性能の高い状態遷移規則の探索を試みる。

さらに、参照できる近傍を変えて状態遷移規則の探索を行い、その性能を比較する。

4.2 実験

セルラーオートマトンの設定は Table 1 に示す。

Number of cells	N=49
Kinds of initial configuration	C=100
Update Time	T=100
Boundary Condition	periodic

Table 1: Conditions of cellular automata.

GA の各パラメータは以下の通りである。

Population Size	P = 40
Elite Population	E = 2
Crossover Rate	Rc = 0.8
Crossover Mode	2 points cross over
Mutation Rate	Rm = 0.03 / bit
Disparity Rate	Rd = 0.1 / bits
Selection Pressure	press = 0.8

Table 2: Condition of disparity genetic algorithm

状態遷移関数は、時刻 t における近傍セルの状態 $s_{i-r}^t, \dots, s_i^t, \dots, s_{i+r}^t, s_{i-r}^{t-1}, \dots, s_i^{t-1}, \dots, s_{i+r}^{t-1}, s_{i-r}^{t-2}, \dots, s_i^{t-2}, \dots, s_{i+r}^{t-2}$ が $0, \dots, 0, 0, \dots, 0, 0, \dots, 0$ のときに対応する s_i^{t+1} を第 1 ビット、 $1, \dots, 1, 1, \dots, 1, 1, \dots, 1$ のときに対応する s_i^{t+1} を最終ビットにする方法で近傍状態の辞書順に GA string にコード化される。

GA string の fitness の計算法は以下の通り。

$$score = \frac{T \text{ 時間後正しい状態に収束した初期状態の数}}{\text{全ての初期状態の数}} \quad \dots(3)$$

$$fitness = (score - score_{min.})^{press} \quad \dots(4)$$

GA string の再生は、この *fitness* を基にルーレット選択で親を選択し行われる。

実験は Table3 に示すように、状態遷移規則が参照する近傍の半径を変え 7 通りの実験を行う。 r, r', r'' はそれぞれ、 $t, t-1, t-2$ の近傍半径であり、“-” はその近傍が参照されないことを示している。

Experiment	r	r'	r''	length of string
Exp.1	1	-	-	8
Exp.2	1	0	-	16
Exp.3	1	1	-	64
Exp.4	2	-	-	32
Exp.5	2	0	-	64
Exp.6	2	1	-	256
Exp.7	3	-	-	128

Table3: Condition of Experiment.

4.3 実験結果

Figure1 は、各実験を 100 世代おこなった中での最高の *score* を比較したものである。棒グラフをさしている数字は実験番号である。

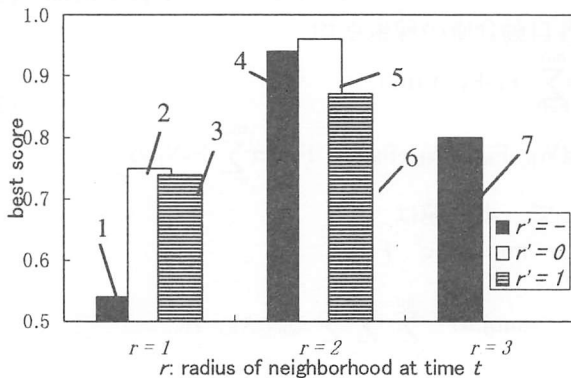


Figure1: Best score of each experiments

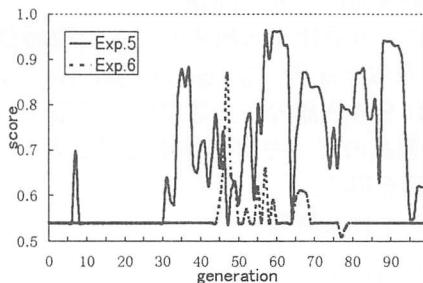


Figure2: Result of experiment 5 and 6.

Figure2 は実験 5, 6 について、横軸に世代数を、縦軸に各世代における最大の *score* を示したグラフである。

4.4 考察

実験 1 と 2, 3 および実験 4 と 5, 6 の比較から 1 単位時間前の情報を参照した場合に Majority Classification の能力が高くなることが明らかである。

一方で、 $t-1$ での近傍半径 r' の影響を比較するために、Figure1 における実験 5, 6 を比べると近傍を広くした実験 6 の方が *score* が低い。その理由は、Figure2 の *score* の世代変化において実験 5 では何度も評価値の高い個体を見つけているのに対し、実験 6 では数回しか発見していない点と、実験 6 の状態遷移規則が実験 5 のそれを包含している点から推測すると、近傍を大きくとりすぎた分探索の空間も大きくなり、この実験で用いた GA の探索能力が追いつかなくなったためと考えられる。

また、実験 3 と 5 の様に同じ数の情報を参照していても、その情報の性質が大きく異なるため、それを基に作られる状態遷移規則による計算能力に大きな影響を及ぼしている様子が観察される。

現在時刻の情報のみを用いた実験 4, 7 では、近傍半径の大きい実験 7 の方が性能が低くなっている。しかし、実験 7 においても、Figure2 の実験 6 のように 100 世代中で数回しか性能の高い規則を発見していないことから、探索を更に続けてみないと、近傍を大きくとりすぎた場合に性能の低下を招くのかの断定はできない。また、本実験に用いた GA では、実験 4 以外では *score* に大きな振動が見られ、必ずしも探索がうまく行っているとはいえないことから、近傍による違いを断定できるように探索を改善する必要がある。

本実験においては、状態遷移規則の発見を容易にするため、初期状態が一様分布に従うものを選択した。その結果、1 単位時間前の情報を持つ場合に 96.0% の性能を持つ規則を得た。文献[2][3]では、二項分布に従う場合に対し、 $r=3$ のときにそれぞれ、76.9%、82.1178% の性能の規則を得ているが、二項分布の場合にも過去情報の参照により性能の向上が見られかの検討が必要である。

また今回得られた状態遷移規則が[3]に示されるような複雑な相互作用を生み出し Majority Classification を達成しているのかを調査することが今後の課題である。

5. おわりに

本研究では、Majority Classification 問題を取り上げ、1 次元セルラーオートマトンの計算能力と近傍情報の関係について考察した。

参考文献

- [1] Melanie Mitchell, James P. Crutchfield, and Peter T. Hraber: Dynamics, Computation, and the “Edge of Chaos”: A Re-Examination, Santa Fe Institute Working Paper 93-06-040
- [2] Melanie Mitchell, Peter T. Hraber, James P. Crutchfield: Revisiting the Edge of Chaos: Evolving Cellular Automata to Perform Computation, Complex Systems, 7, 89-130, (1993)
- [3] David Andre, Forrest H Bennett III, John R. Koza: Evolution of Intricate Long-Distance Communication Signals in Cellular Automata Using Genetic Programming, In Artificial Life V, The MIT Press (1996)
- [4] Hirofumi Doi, Kennosuke Wada, and Mitsuru Furusawa: Asymmetric Mutation Due to Semi-conservative DNA Replication: Double-stranded DNA Type Genetic Algorithms, In ARTIFICIAL LIFE IV, The MIT Press, pp359-364 (1994)