

GACS オートマトンのシミュレーション

A Simulation of Gacs Automaton

升森敦士, Lana Sinapayen, 池上高志
Atsushi Masumori Lana Sinapayen and Takashi Ikegami

東京大学総合文化研究科広域科学専攻, 広域システム科学系
The University of Tokyo, General Systems Studies

Peter Gacs proposed a 1-dim cellular automaton which is capable of a Robust Self-correction. Because the automaton is so huge and complicated, very few people have ever succeed in simulating it on a computer nor analyzing its behavior. Here we demonstrate a partial simulation of Gacs automaton (of Grey's version), discussing a primitive analysis of its robustness. We also discuss the potential application of Gacs' framework.

1. はじめに

生命システムにおいて, ロバストな自己複製の理論は未だに解決しない問題である. Von Neumann は自己複製の理論を 2次元オートマトンで構成して見せた[Neumann 1966]. しかし, このオートマトンは, その状態を変化させるノイズに対して, 非常に不安定である. 一般にライフゲームに代表される複雑なオートマトンはノイズに対して脆弱であることが知られている.

この安定性の問題に関し, Peter Gacs は, 1次元オートマトンにおいて, どんなノイズに対しても安定に自己修復できる規則が存在することを示した[Gacs 2001]. この時, 自己複製というよりは自己再算出という形で議論することになる. システムは常にそれ自身の自己を生産し続ける, という意味である.

1次元オートマトンは, 直線的にセルが並んだシステムで, 各セルは周りのセルの状態から, 自分の次の状態を決定する. この時に僅かなノイズでもあり, 有限な相互作用距離の場合には, たちどころにシステムが不安定化し, ある特異的なパターンが維持できないことはよく知られていた. これを Positive Rate 仮説という. これに対し, Gacs は反例を構成論的に示したのだ. その方法は, 「壊れた」状態の判定規則と, 「自己シミュレーション」規則である.

しかしこの Gacs のオートマトンは非常に巨大で規則が複雑であるために, これまでシミュレーションを完全に実装してみせたり, 解析を行うことが困難とされていた[Gonzaga 1992]. 今回我々は, 昨今のコンピュータの進化に応じて, Gacs オートマトンのシミュレーションに再度試みた. その経過発表である.

2. シミュレーションと結果

シミュレーションに関しては, Gacs の簡単なバージョンとされる Gray のモデル[Gray 2001]を用いる. 各オートマトンの空間セルは, Local structure と Simulation structure を持つ. 前者には, Adress, Age, Flags という3種類の状態を保ち, Adress は Q 状態, Age は $2^7 \times Q$ 状態, Flags は壊れているかどうかの 2 状態がある. 後者には, SimBit, Workspace, Mailbox がある. SimBit は自己算出で参照するサイトの状態, Workspace は他の領域の自己算出の情報を蓄えるところで, Mail Box は他のセルとの連絡用のフィールドがある. 我々のシミュレーションでは, 各セ

ルごとに 2^{293} 個の状態数を用いる.

基本的なタスクは, 1次元の空間を Q 個ずつの 0 から Q-1 まで順番に数を割り振られた領域に分割する. まずはそれぞれの領域の中で, パターンの整合性を調べ, 壊れていると判断するとリセットする. ノイズが大きすぎて修正できない場合には, それぞれの領域を一つのセルに対応させ, ひとつスケールを繰り返したパターンを用いて, 自己シミュレーションをし, 修正を行う. それでも修正できない場合は, さらに繰り返して, 自己シミュレーションを行い修正する.

今回の報告はこの, 自己シミュレーションの前までの段階である. ここでは $Q=15$ として計算した. この時点でも多くのノイズが修正されることを示そう. 次の図は, 入ったノイズが修正されている様子を示す, 1セル分の各ビットの時空間プロットである. 横軸が時間で縦軸が空間で, 上がノイズの無い場合で下が修正しつつ動くオートマトンの様子である.

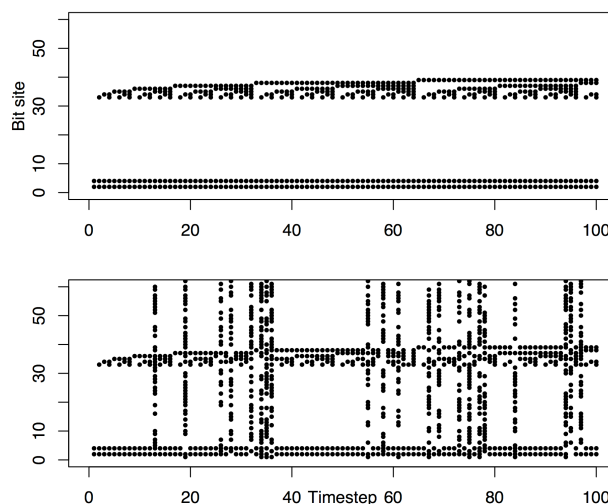


図1 時間発展する Gacs オートマトン(Gray version). 上の図はノイズなしで, 下の図はノイズあり.

この図を見るとわかるように, 実際にノイズが高くて(このノイズは各セルのあらゆる状態に起こりうる), うまく対処しているのが見える. 実際に, ノイズの強さを変化させながら, その時の修正率を縦軸としてみたのが次の図 2 である.

実際, ノイズの強さに比例して修正率も高いことがわかるが, ある時点でこの修正は破綻し, オートマトンのパターンは元の状態に戻れなくなる.

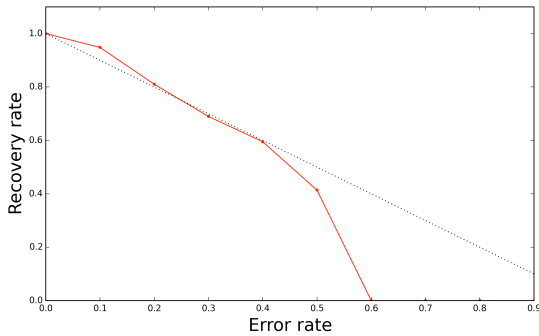


図 2 自己シミュレーションしない場合のエラーに対する復帰率. 横軸はエラーの割合, 縦軸は復帰率.

理論的には, この修正が可能なノイズの上限は, 適当な定数 R_0 を用いて次の式で与えられている.

$$\epsilon \leq R_0^{-40}$$

この R_0 の値は少なくとも 2^{18} と言われるが, シミュレーションでは修復率は予想の他良いことがわかる.

3. 議論

ロバストネスという概念は, 人工生命を現実世界で動かすためには是非とも必要な考えである. それなしではほとんどのセルラオートマトンは, ノイズのない理想極限のモデルとなる.

ここでの議論は1次元セルラオートマトンという, 特殊な状況におけるロバストな自己再算出の話であるが, この研究は2つの方向に展開することができる.

第一に, 自己シミュレーションがロバストネスを獲得するために用いられるという議論. 細胞から脳に至るまで, システムが外界との関係なしに自己再生産をする, その理論がオートポイエシスである[Valera 1979]. オートポイエシスの議論を更新して, ロバストなオートポイエシスを論じるのに, この Gacs 的な巨大オートマトンの構成がヒントになる可能性はある. また脳の自己意識とは, 自分の状態を常にモニターしシミュレーションしていると考えられる. それは Gacs 的な自己シミュレーションである. その計算の仕組みが, 神経回路によって組織化すると考える.

第2に, ノイズを除去して意味を抽出するロバストなパターン認識の話とつなげることができる. 現在のロバストなパターン認識は, 深層学習によって大きく発展している. 視覚的な認識に置いて, ノイズの入っていないパターンをいかにノイズパターンから復元するか, という問題としてロバストな視覚を位置づけるならば, 自己シミュレーションは予測するコーディングと等価である (このあたりの話と, Lana Sinapayen, JSAI2017 は関係している). ロバストな知覚の理論は, 生命的な知覚のモデルでもある.

過剰なデータの入力と, それを受け取る複雑なシステムは生命性を帯びる. これをテーマとした”Massive DataFlow”という Organized Session を JSAI で6年続けてきた[池上 2012], [Ikegami 2014]. Gacs のオートマトンは, このテーマ研究に大きく貢献するものと考えている.

参考文献

- [Gacs 2001] Peter Gacs, “Reliable Cellular Automata with Self-Organization”, Journal of Statistical Physics (2001), Volume 103, Issue 1, pp 45-267.
- [Gray 2001] Lawrence F. Gray, “A Readers’s Guide to Gacs’s Positive Rates paper”, Journal of Statistical Physics, Vol. 103, Nos. 1-2, 2001.
- [Gonzaga 1992] Paula Gonzaga de Sfi and Christian Maes, “The Gacs-Kurdyumov-Levin Automaton Revisited”, Journal of Statistical Physics, Vol 67, No.3/4 1992.pp.507-522.
- [Neuman 1966]John von Neumann, “A Theory of Self-Reproduction”, University of Illinois Press, 1966.
- [Varela 1979] Francisco J. Varela, Principles of Biological Autonomy, North-Holland, 1979.
- [Ikegami 2014] Takashi Ikegami, Mizuki Oka, Massive Data Flows: Self-organization of energy, material, and information flows. 6th International Conference on Agents and Artificial Intelligence ICAART 2014, pp. 237-242, 2014
- [池上 2012] 池上高志, 岡瑞起: 「人と環境に見る高次元のデータフローの生成と解析」エディトリアル: マッシュデータフローの科学を目指して—人と環境の間を流れる高次元のデータフローを巡る生成と解析について— Vol. 27 No.4 人工知能学会誌 (2012).