Amoeba-based Neurocomputing with Chaotic Dynamics

アメーバニューロコンピューティングとカオス的ダイナミクス

Masashi Aono, Masahiko Hara, and Kazuyuki Aihara (青野　真士，原　正彦，合原　一幸)

計算資源配分のためのプログラムなしでもデッドロックを打開でき，柔軟に適切な解を探索できるニューロコンピューティングスキーム

真性粘菌アメーバ（amoeba of true slime mold，図１参照）は，細胞内ゾルを包む単一のゲル層（細胞膜）を持つ多核単細胞生物である．ゲル層を構成する微小なアクトミオシン（actomyosin，繊維状タンパク）を，収縮／弛緩のいずれかの状態をとる素子であると見なせば，このアメーバは一つの超並列計算機であると考えることができる．アクトミオシンは，ゲル層内で集団的に相互作用し，その鉛直方向の厚みを周期的に（周期：1〜2 分）振動させる．この振動の時空間パターン形成により，細胞内ゾルの水平方向の往復流動（流速：〜分速 1mm）が駆動され，それに伴ってアメーバの巨視的形状も変化する．こうした変形において，アメーバはその均質的・分散的な構造にもかかわらず，統合された計算能力を示す．実際，迷路の両端にそれぞれ食料源を置くと，アメーバは栄養吸収効率を最適化するために食料源間の最短経路を接続することで，この迷路を解くことができる[7].

我々は寒天培地上の障壁構造内にアメーバを置き，アメーバの平面的形状が障壁内でのみ変化し得るようにすることで（図 1b），ニューラルネットモデルを実験的に実装した．ニューラルネットの状態遷移は，アメーバの分枝の光回避応答（photoavoidance）を利用した光フィードバック制御下における，アメーバ全体の変形によって表現される．図中の放射状に伸びている i 番目の溝を「ニューロン i 」と呼ぶことにする（$i \in \{1, 2, \ldots, 8\}$）．ニューロン i 内でアメーバの伸長した分枝が占有する面積の割合が閾値 1/4 を超えたとき，ニューロン i は活性状態にある（$x_i = 1$）ものと見なし，そうでなければ不活性状態にある（$x_i = 0$）ものとする．各ニューロンは，対応する領域に光を照射することで不活性状態にすることができる．これは，そのニューロン内のアメーバの分枝が光回避応答によって縮退（退化）するからである．逆に，いかなるニューロンも光を照射されていなければ自然に活性状態になる．なぜなら，アメーバは生得的にすべての分枝を伸長（成長）させて寒天領域全体を占有しようとするからである（ただしアメーバの総体積は，実験中は一定のまま）．各分枝は，ゾルの往復的流入・流出の反復に伴って伸長あるいは縮退することになる（速度：〜時速 1cm）．

光フィードバックは，再帰的ニューラルネットのダイナミクス（recurrent neural network dynamics）[4,6]に従って光の照射を更新する．すなわち，各ニューロンの活性化あるいは不活性化が，他のニューロンからの入力の重みつき総和が閾値を超えているか否かによって決定されるようなダイナミクスである．このダイナミクスを，本質を損なわずに単純化し，また，このシステムで万能論理素子として知られる *NOR* 演算が実現可能か検証するため，光の照射を $\Delta t = 6$（秒）間隔で更新する次のようなルールを導入した：
「ニューロン i は，少なくとも 1 つの隣接するニューロンが活性状態をとるとき（$x_{i-1}(t)=1$ または $x_{i+1}(t)=1$），光照射を受けて不活性状態をとるよう仕向けられ（$x_i(t+\Delta t)=0$），さもなければ（$x_{i-1}(t)=x_{i+1}(t)=0$），光照射は受けず，活性状態をとるよう仕向けられる（$x_i(t+\Delta t)=1$）」．このルールは次のような制約充足問題を設定する：全ニューロンが $x_i = NOR(x_{i-1}, x_{i+1})$ を満足するような状態配置 $\langle x_1, x_2, \cdots, x_8 \rangle$ を見つけよ．この問題には 10 通りの解がある．解となる配置は $\langle 1,0,1,0,1,0,1,0 \rangle$ と $\langle 1,0,0,1,0,0,1,0 \rangle$ の回転対称族であり，各々が安定的に維持されるものと期待される．というのは，アメーバがこれらの配置のうちのどれか 1 つをとるときには，それ以上光照射によって変形を促されることなく，すべての光照射されていないニューロンの内側で分枝の伸長を完了することができるからである．任意の配置について，それが過渡状態と区別される解であるか否かを明確に判断することができる．ある配置が解であるための必要十分条件は，すべてのニューロンが次の条件を満足することである：
ニューロン i が光照射を受けていれば $x_i = 0$ であり，さもなければ $x_i = 1$．

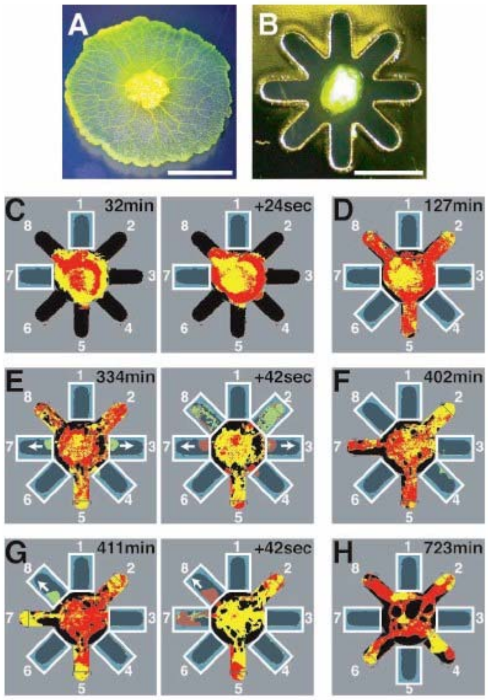

図 1 (A) 真性粘菌アメーバの 1 個体（スケールバー= 10mm）．(B) 栄養分を含まない寒天培地上に置かれた障壁構造（スケールバー = 2mm）．大きなアメーバから切り取った小さなアメーバ片は，実験前に与えられた栄養を内部エネルギー源として蓄えることができるため，食料を与えなくても最長約 1 週間は完全な 1 つの個体として生き残る．アメーバ個体を中央に置くことで初期配置 $\langle 0,0,0,0,0,0,0,0 \rangle$ が入力された．(C) 過渡状態 $\langle 0,0,0,0,0,0,0,1 \rangle$．水色の矩形領域に白色光が照射されている．アメーバの振動の位相を赤と黄の 2 値表現で示している．赤が弛緩状態（厚み増大中）で，黄が収縮状態（厚み減少中）．位相波が中央から周辺に対称性を破りながら伝搬する．(D) 最初に到達した解 $\langle 0,1,0,0,1,0,0,1 \rangle$（約 4 時間持続）．(E) 解 D の自発的不安定化．新たに発生した分枝が光回避応答に反して光照射下で矢印の方向に伸長した．(F) 2 番目に到達した解 $\langle 0,1,0,0,1,0,1,0 \rangle$（約 1 時間持続）．(G) 解 F の自発的不安定化．(H) 3 番目に到達した解 $\langle 0,1,0,1,0,1,0,1 \rangle$（約 7 時間持続）．

このとき注意すべきは，複数の *NOR* 演算器を環状に接続し，それらの並行処理の実行を試みると，Dijkstra の「食事する哲学者の問題（dining philosophers problem）」と類似した問題が生ずるということである．すなわち，全演算器を同期的に作動させると，デッドロックのような状況が発生し，充足可能性問題が解決不能になってしまう可能性がある．今，アメーバのすべての分枝が同じ速度で伸長・縮退するものと仮定しよう．

カオス力学系のストレンジアトラクタのロバスト性と同様に，我々のシステムの利点である，次々に複数の解を探し出せる能力はロバストに維持され，安定して再現できる．

光照射されない初期配置 $\langle 0,0,0,0,0,0,0,0\rangle$（図 1b）から，すべての分枝が同期的に成長すると，すべてのニューロンが光照射されてしまう配置 $\langle 1,1,1,1,1,1,1,1\rangle$ に遷移する．そこで，すべての分枝は光照射から逃れるため，また同じ速度で縮退することになる．やがて初期配置に到達すると，再び分枝を同期的に伸長できる状況が訪れる．こうして，このような同期的な運動は，$\langle 0,0,0,0,0,0,0,0\rangle$ と $\langle 1,1,1,1,1,1,1,1\rangle$ の間の永続的な振動を帰結し，システムは解に到達することができないだろう．もしアメーバの振動運動が，円対称性を伴った周期的な時空間パターンしか生成できないのなら，このような同期的な運動は避けられない．しかし，図 1 c－h に示したように，我々のシステムはこの問題を解決することができる．なぜなら，実際にはアメーバは自発的対称性の破れ（spontaneous symmetry breaking）を伴うカオス的な振動運動を実現できるからである[8]．

図 1c に示されているような対称性の破れた振動パターンにより，アメーバの複数の分枝の運動は相互にタイムラグを生じ，どの分枝が排他的に伸長するかを決定できるようになる．このような非同期的な揺らぎを伴った運動のおかげで[2]，システムは最初に 1 つの解に到達し，これを安定的に維持した（図 1d）．この結果から言えるのは，我々のシステムは，ニューロンの数（およそ 1000 までスケーラブル），閾値，重みを適切に変更することで，一種の計算万能性を持つ論理回路として機能するよう発展させられるということである．なぜなら，この結果は，任意の回路の配線を許すネットワークアーキテクチャにより，あらゆるブール論理演算のシミュレートが可能な McCulloch-Pitts ニューロンのネットワークとして，我々のシステムが正しく機能することを意味しているからである[4]．さらに，複数存在する解を事前に格納されたメモリと見なすとき，解に到達してそれを維持する安定なモードの実現により，我々のシステムは連想メモリとして機能するということも確認済みである [3]．

興味深いことに，最初の解への到達後から持続していた安定モードは，外部摂動（external perturbation）を明示的に加えていないにもかかわらず，自発的に不安定モードにスイッチした．このとき，2 つの新たな分枝が出現し，局所的に大きな振幅で振動しながら，光回避応答に反して光照射領域に侵入し始めたのである（図 1e）．図中 7 番の分枝の伸長（侵入）は光照射下でも持続したが，8 番の分枝は光照射によって縮退していった．そして，最終的には，最初に見つかった解から別の解への遷移が実現されることとなった（図 1f）．このような自発的な不安定化はもう一度起こり（図 1g），結果として，システムは 16 時間のうちに 3 つの解（図 1d，1f，1h）を導き出した．その後，アメーバの光回避応答が回復不能なまでに鈍感になったため，システムの性能は徐々に劣化していった．

我々のシステムを Hopfield と Tank が提案している[6]ような形に発展させれば，「巡回セールスマン問題（traveling salesman problem）」のような組合せ最適化問題（combinatorial optimization problems）を解くこともできるだろう．安定モード・不安定モードが自発的にスイッチすることを利用すれば，局所最適解に停留してしまうことなく大域的最適解を発見できるようなシステムを作れるかもしれない．この自発的なモードスイッチングのメカニズムは調査中であるが，非周期的かつ非ランダムな振舞いであると特徴付けられる時空カオス（spatiotemporal chaos）が重要な鍵であるに違いない．時空間的な非周期性（対称性の破壊）を伴う自発的な不安定化は，巨視的に見ると確率的に発生する．これは，集団的に相互作用するアクトミオシンが，内在する微視的な揺らぎを増幅して巨視的な状態を不安定化できるカオス的なダイナミクス（chaotic dynamics）を生成

することにより実現するからであると我々は推測する．実際，このシステムの振る舞いはカオス的である．すなわち，その時間発展は不安定で再現不可能である．しかし，我々のシステムの利点である，次々に複数の解を見つけることができるという能力はロバストに維持され，安定して再現できる．これはカオス力学系のストレンジアトラクタ（strange attractor）のロバスト性に類似している．組合せ最適化のためにカオス的ダイナミクスが有効であることは，すでにカオスニューラルネットモデル（chaotic neural network model）を用いて明らかにされている．カオスニューラルネットでは，安定化・不安定化効果の双方が効率的な探索ダイナミクスに寄与している[1,5].

伝統的なパラダイムでは，デッドロックはあらゆる並行処理においてよく発生する問題である．デッドロックは，計算資源配分のプログラムを書くにあたり，あらかじめ全プロセスの要求する資源についての情報が入手可能なら，「ソフトウエアレベル」で回避することができる．しかし多くの場合，全プロセスのすべての潜在的な資源要求をあらかじめ把握しておくことは不可能なので，デッドロックは実質的には回避不可能ということになる．これに対して，我々のシステムは，資源配分のためのプログラムを書かなくても，デッドロックのような動作不能な状態を柔軟に回避し，適切な解を探索していくことができる．というのも，アメーバが「ハードウエアレベル」で，非周期的かつ非ランダムなやり方で，自発的に資源配分（どの分枝が伸長するかを選択するためのゾル流入・流出の配分）の決定と変更を実現できるからである．こうしたユニークな能力は，ロボット制御システム等，実環境で活動する自律システム（autonomous system）の開発に有利だろう．このようなシステムには，事前に想定可能なイベントにだけの対処方法が与えられたプログラムが不完全であったり役に立たないような場合でさえ，想定外のイベントが複数同時に発生するような事態に遭遇しても，動作不能な状態に陥らずに柔軟に対処できる能力が要求されるからである．

我々のシステムは，高度に精密な環境条件の制御を必要とせず，アメーバの分枝が一時的な室温・湿度の低下によって引き起こされる伸長減速に対する回復力を備えているという意味で，ロバストである．一方，生体を計算に利用しているために，処理速度や連続稼動時間など性能に関しては限界がある．しかし，我々のアメーバ計算システムは，微視的な超並列素子に内在する揺らぎを利用した自発的不安定化のおかげで，従来の論理演算のみならず，単純な論理を超えたカオス的な計算も行える，カオスニューロコンピューティングの初めての非シリコンベースの実装である．我々のスキームは，アメーバのカオス的ダイナミクスが明らかになれば，何か別の高速な素材を使った実装によって発展していくだろう．代替となる素材は，自発的に時空間対称性を破ることができるような振動性／興奮性媒体であろう．簡潔に言うと，自発的に平衡状態・安定状態を脱出できるということが，我々の提案する生物学的計算の本質なのである．

文献

1. Aihara, K., Takabe, T., and Toyoda, M. Chaotic neural networks. Physics Letters A 144, 6/7 (1990), 333–340.
2. Aono, M. and Gunji, Y.-P. Beyond input-output computings: Error-driven emergence with parallel non-distributed slime mold computer. BioSystems 71 (2003), 257–287.
3. Aono, M. and Hara, M. Amoeba-based nonequilibrium neurocomputer utilizing fluctuations and instability. In S.G. Aki et al, Eds., UC 2007, LNCS 4618, Springer-Verlag, Berlin (2007), 41–54.
4. Arbib, M.A., Ed. The Handbook of Brain Theory and Neural Networks (2nd Edition). The MIT Press, Cambridge, MA, 2003.
5. Hasegawa, M., Ikeguchi, T., and Aihara, K. Combination of chaotic neurodynamics with the 2-opt algorithm to solve traveling salesman problems. Physics Review Letters 79, 12 (1997), 2344–2347.
6. Hopfield, J.J. and Tank, D.W. Computing with neural circuits: A model. Science 233, (1986), 625–633.

7. Nakagaki, T., Yamada, H., and Toth, A. Maze-solving by an amoeboid organism. Nature 407 (2000), 470.
8. Takamatsu, A. Spontaneous switching among multiple spatio-temporal patterns in three-oscillator systems constructed with oscillatory cells of true slime mold. Physica D 223 (2006), 180–188.

Masashi Aono, 青野真士（masashi.aono@riken.jp）は，理化学研究所和光局所時空間機能研究チームの研究員である．

Masahiko Hara, 原正彦（masahara@riken.jp）は，理化学研究所和光局所時空間機能研究チームのチームリーダーである．

Kazuyuki Aihara, 合原一幸（aihara@sat.t.u-tokyo.ac.jp）は，東京大学生産技術研究所の教授である．

訳：平石拓（京都大学・情報学研究科）