

非線形振動子ネットワークと身体の相互作用における行動創発

○奥山裕二 (阪大 工学研究科), 森裕紀 (阪大 工学研究科), 浅田稔 (阪大 工学研究科)

1. 序論

生物の行動は身体構造と脳機能のどちらか一方により独立して決定されるのではなく、両者の複雑な相互作用により決定されると考えられる。よって、生物の持つ多様な動作が創発されるメカニズムを明らかにし、それを再現するためには、脳構造の持つダイナミクスと身体構造の持つダイナミクスの相互作用関係を理解することが不可欠である。

身体構造が持つダイナミクスとカオス結合系の相互作用に注目し、複数の動作の創発を目指したモデルとして Kuniyoshi and Suzuki, 2004[1](図 1(a)) が提案されている。彼らはカオス結合系におけるカオスの遍歴に注目し、適応的に周期的動作を遷移するモデルを構築した。このモデルでは、身体構造の制約がもたらす感覚運動の情報構造 (センサの相関関係) がカオス結合系のダイナミクスを形作ることで、さまざまな行動を創発させると考えられている。

Kuniyoshi and Suzuki のモデルにおけるカオスは、生物において筋肉繊維に活動電位を与えるニューロンにあたると考えられるが、実際の脳のニューロン間にはネットワーク構造が存在する。このネットワーク構造により脳の機能性が生まれるとされているが、そのメカニズムは未だ不明である。そこで本研究では、人間の脳構造を含めた実世界に存在するネットワーク構造の持つ性質に焦点を当て、Kuniyoshi and Suzuki のモデルのカオス要素間に各種ネットワーク構造を付加し (図 1(b)), ネットワーク構造に対して現れる動作数を比較した。その結果、動作の創発に特に影響を与える要素に関してある傾向を発見した。

2. 非線形振動子間のダイナミクス

2.1 身体結合によるカオスの遍歴

金子らは平均場を用いてカオス要素を結合し、カオスの発散性と平均場の収束性の競合によって複数の秩序状態を乱れた状態を経て遍歴することを発見した。この現象はカオスの遍歴と呼ばれる。

一方で Kuniyoshi and Suzuki は、平均場などの直接的な結合ではなく、身体的制約を通したカオス要素の結合によってもカオスの遍歴が発生すると考え、図 1(a) に示す身体結合場モデルを提案した。このモデルでは、カオス要素は身体を駆動するアクチュエータに対して一対一に対応して配置され、入力としてセンサ情報が用いられる。モデルの身体がカオス要素により駆動されることでセンサ情報値が変化し、また、身体と環境との相互関係も変化する。つまり、各カオス要素は直接の結合を持たない他のカオス要素に対しても身体構造を通して影響を及ぼし合うことになる。結果として、身体と環境の相互作用によって生じるダイナミクスにより、非常に複雑な非線形結合場が生まれることになる。

このようにカオス結合系におけるカオスの遍歴は、カオス自身の持つ発散性に対して何らかの整合的なダイナミクスを加えることでも発生する。

2.2 複雑ネットワーク

現実世界に存在する巨大で複雑なネットワーク (複雑ネットワーク) 構造には、scale-free 性と呼ばれる性質や small-world 性と呼ばれる性質を持つ場合があると指摘されている。カオス要素に対してこうしたネットワーク構造を付加した場合、ノード間で位相が同期するクラスタが出現することが知られている [2]。

2.2.1 scale-free ネットワーク

scale-free 性とは一部のノードに接続が集中し、大多数のノードはごく僅かな接続しか持たない性質を指す。本研究では以下の式 (1) を用いた Barabasi らによる以下のアルゴリズムにより scale-free ネットワークを実装した。

$$P(k_i) = \frac{(k_i + 1)}{\sum_j (k_j + 1)} \quad (1)$$

1. 単一のノードからアルゴリズムを開始する。
2. 既に配置されたノード i の次数 k_i を数え、全ノードの次数の総和 $\sum_j k_j$ で除した量 $P(k_i)$ をそれぞれ計算する (式 (1) にあたる)。
3. 新たなノードをネットワークに加え、2 で求めた量 $P(k_i)$ を結合確率として新ノードの m 個の結合ノードを決定する。
4. 所定のノード数に達するまで 2 と 3 を繰り返す。

式 (1) による scale-free ネットワークは一般的に $\gamma = 3$ の確率分布を与える。

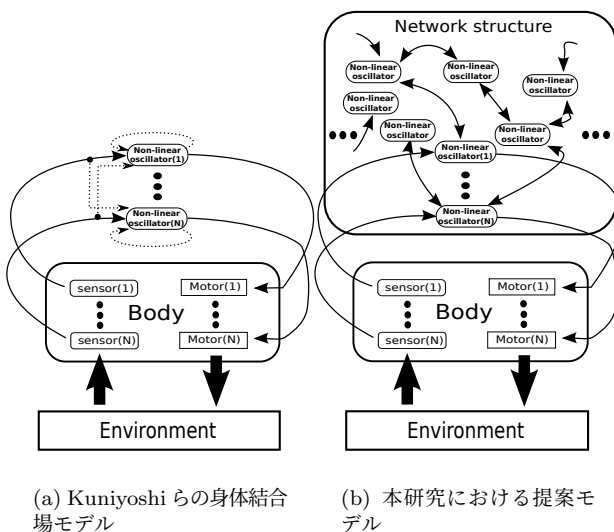


図 1 従来モデルと本研究における提案モデル

社会の人間関係やインターネット上の Web ページのリンク構造など, 現実社会に存在する多くのネットワークが scale-free 性を有することが知られており, 近年この分野に関する研究が活発に行われている. なお, scale-free 性を持つネットワークは, その形状の特性から small-world ネットワークの一種でもある.

2.2.2 small-world ネットワーク

small-world 性とはネットワーク内の任意の二つのノードが, ネットワークサイズに対して非常に少数のノードを介して繋がる性質を指す.

数学的には, ノード n_i とノード n_j を結合する際に仲介する最小のノード数 d_{ij} の平均値 d が, ネットワーク内の全ノード数 N に対して対数オーダー程度に比例する時, つまり以下の式を満たすとき時にそのネットワークは small-world 性を持つとされる.

$$d \propto \log(n) \quad (2)$$

small-world 性を持つネットワークは Watts らによる以下のアルゴリズムで作ることができる [3].

1. 所定のノード数を持ち, 一定距離 m までの近隣ノードと結合された一次元輪っか格子ネットワークを用意する.
2. 各ノードの持つエッジの結合先を確率 p で他のノードへ切り替える

この p を操作することにより, ネットワークの持つ格子状ネットワーク的性質とランダムネットワーク的性質を変化させることが出来る. $p=0$ においてネットワークは完全な格子状ネットワークとなり, $p=1$ において完全なランダムネットワークとなる. small-world 的性質は典型的に $p=0.01$ から 1 の間で観測される.

3. 複雑ネットワーク-身体結合モデルの構築

本研究では, シミュレータとして Open Dynamics Engine(ODE) を使用する. モデルは身体と神経振動子を有するノード群からなる. ノードを結合することでモデルの身体を駆動し, また, 身体と結合された各ノードはセンサからのフィードバックを受ける.

3.1 モデル身体

モデルの身体構造は多関節筋を有するヘビ型モデルとする. 多関節筋とは複数のジョイントを跨って貼られる筋肉のことであり, この筋肉の存在により同調的な動作が現れやすくなる. 以下の表 1 及び図 2 にモデル身体の概要を, 図 3 にモデル身体の外観を示す.

表 1 身体構造の概要

h,w,l	s	リンク質量	リンク数	筋肉繊維数
0.1	0.02	0.6	15	26

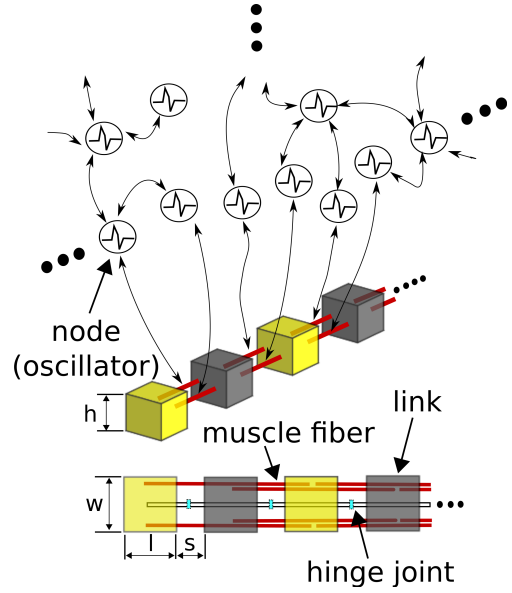


図 2 モデル身体概要図

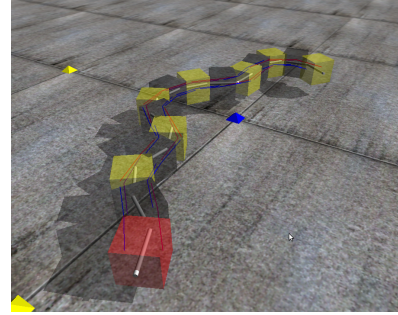


図 3 モデル身体外観図

3.2 非線形振動子

本研究で用いるネットワーク中のノードには, 筋肉繊維に対して出力を行いフィードバックを受ける出力ノードと, 筋肉繊維には直接出力を行わずネットワーク内のダイナミクスへの寄与を通じてモデル動作に影響を及ぼす隠れノードの二種類が存在する. 各ノードは神経細胞の活動電位を表した振動子である BVP 方程式を用いた式 (3), 式 (4) により稼動する. BVP 方程式を複数結合すると分岐が生じ, カオスの挙動が現れることが報告されている [4].

$$\frac{dx_1[i]}{dt} = c(x_1[i] - \frac{x_1[i]^3}{3} - y_1[i] + z) + \delta(S_{other}[i] - x_1[i]) \quad (3)$$

$$\frac{dy_1[i]}{dt} = \frac{1}{c}(x_1[i] - by_1[i] + a) + \epsilon S_{other}[i] \quad (4)$$

$$S_{other}[i] = \begin{cases} \sum_{j=1}^n \frac{C_{i,j} x_1[j]}{k[i]} & (HiddenNode) \\ \frac{1}{2}(g s_{in}[i] + \sum_{j=1}^n \frac{C_{i,j} x_1[j]}{k[i]}) & (OutputNode) \end{cases} \quad (5)$$

$x_1[i], y_1[i]$ はノード i の活動電位及び抑制性電位, z は tonic input, $s_{in}[i]$ は筋肉繊維からのセンサフィードバック, g はセンサゲイン値, $a, b, c, \delta, \epsilon$ は定数値, $k[i]$ はノード i の次数, $C_{i,j}$ はネットワーク内の結合状態を表す重み行列であり, この行列によって各ネットワーク構造が表現される.

3.3 神経振動子間のネットワーク構造

本研究では、神経振動子間にネットワーク構造を付加しない場合、Barabasi らのアルゴリズムによるネットワークを付加する場合、Watts らのアルゴリズムで $p=0, p=0.01, p=1$ とした場合それぞれについて実験し、比較を行う。また、ネットワーク内に隠れノードが存在しない場合、500 個の隠れノードが存在する場合について実験を行い、ネットワークサイズが及ぼす動作創発性への影響を調べる。各ノード間の結合重みは-1 から 1 の範囲でランダムに決定し、その後、各ノードごとにノルムが 1 となるように正規化する。ノード間の結合は双方向性結合とするが、各方向の重みは独立に決定する。

各ネットワークで平均次数は 4 とする。図 4 に隠れノード数 500 の場合の各ネットワークにおける次数分布を、表 2 にノード間の最短距離の平均値を記す。

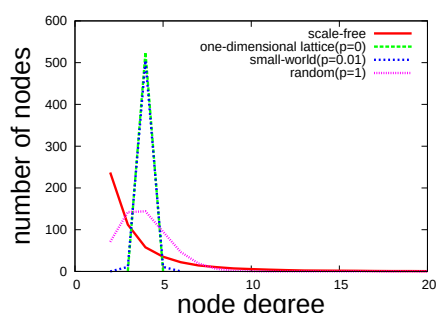


図 4 各ネットワークの次数分布

表 2 各ネットワークのノード間最短距離の平均値

scale-free	p=0	p=0.01	p=1
3.98	66.125	22.85	4.79

4. 身体の周期運動に基づく運動パターン数解析

モデル身体の関節角度値から動作アトラクタ数を検出する。シミュレータ上の各ステップでモデルの関節角度値を取得し、得られた各関節の時系列データを一定の区間ごとに分割して各区間にフーリエ変換を適用する。この操作を区間をずらしながら行う。本研究では一区間の長さを 5 秒 (1000 ステップ) 分、各区間のずれを 0.1 秒 (20 ステップ) 分とした。フーリエ変換によって得られる最大の振幅を持つ正弦波は各区間中の各関節の動作を大掴みに表現する。以後、この最大の振幅を持つ正弦波を代表波と表現する。

モデル内の任意の関節を基準とすると、図 5 に示すように他の各関節の代表波の位相はモデルが同様の周期的動作を行う限り一定の値を取る。これらの値を (関節数-1) 次元のベクトルとし、クラスタリングのため主成分分析を用いて情報量が十分に保持される程度に次元数を削減する。本研究でのモデルの関節数は 15 のため、代表波の位相群は 14 次元のベクトルとなる。使用する主成分は分散の約 90% を保持することを基準に第 5 主成分まで使用することとした。主成分分析後のデータに対して mean-shift クラスタリング [5] を適用し、動作アトラクタ数の推定を行う。

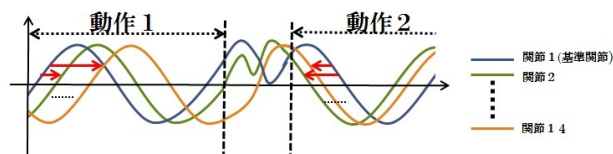


図 5 動作遷移時の角度データ概念図

実験は各パラメータにおいて複数回ずつ行い、現れた動作アトラクタ数の平均を取る。実験の結果、ネットワーク構造を付加しない場合においてはほぼ全てのパラメータ域でアトラクタ数が 1 となった。その結果を図 6 に記す。それに対してネットワーク構造を付加した場合、各ネットワークで複数のアトラクタが現れた。それらの結果の代表例として、scale-free ネットワーク、ランダムネットワークにおけるグラフを図 7、図 8、図 9、図 10 に記す。

ネットワーク構造を付加した場合、アトラクタ数は tonic input 値、センサゲイン値の両方に対して変化するが、ネットワーク構造による変化に注目するため tonic input 値を 0.55 に固定し、隠れノードが無い場合、隠れノードを付加した場合のそれぞれについてセンサゲイン値の変化に対するアトラクタ数の変化を抜き出した。その結果を図 11 に記す。

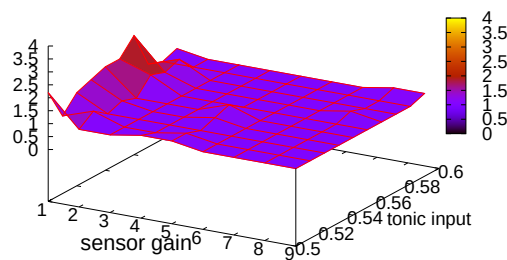


図 6 ネットワーク構造を付加しないモデルでの動作アトラクタ数グラフ

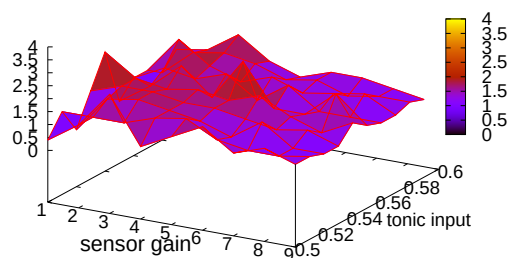


図 7 Scale-free ネットワークを付加したモデルでの動作アトラクタ数グラフ (隠れノード数 0)

5. 考察

図??に示すように、ネットワーク構造を有していない状態ではほぼ全てのパラメータ域で動作アトラクタ数

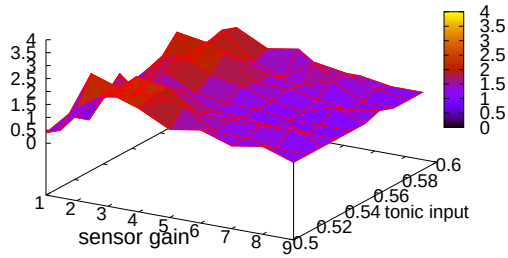


図 8 Scale-free ネットワークを付加したモデルでの動作アトラクタ数グラフ (隠れノード数 500)

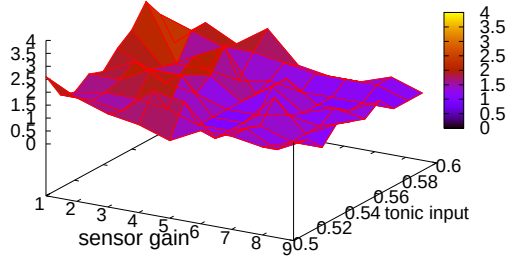


図 9 ランダムネットワークを付加したモデルでの動作アトラクタ数グラフ (隠れノード数 0)

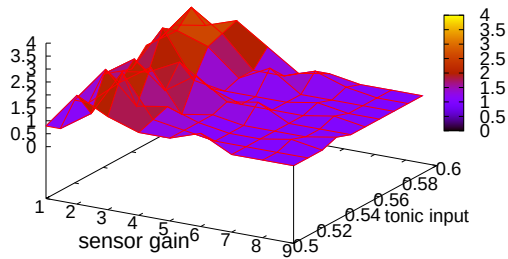
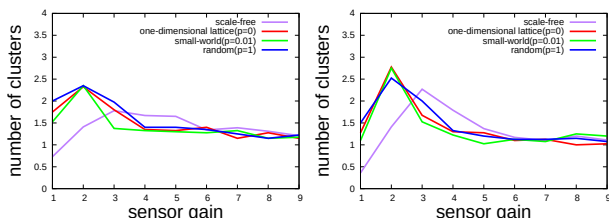


図 10 ランダムネットワークを付加したモデルでの動作アトラクタ数グラフ (隠れノード数 500)

が 1 となった。現れた動作はヘビが這って進むような周期動作が大半を占める。これは、本研究で用いるモデルでは、身体構造を通した神経振動子の結合により動作アトラクタが強靱に生成されることを示し、本研究で用いたモデルの身体構造がヘビ型という様な構造であることと、全身に多関節筋を持つことが原因と考えられる、

一方でノード間にネットワーク構造を付加した場合、図 7、図 8、図 9、図 10 に示すように複数のアトラクタが創発された。ネットワーク構造が無い場合には這行様動



(a) 隠れノード数 0

(b) 隠れノード数 500

図 11 各ネットワーク付加時の動作アトラクタ数

作しか観測されなかったのに対して、ネットワーク構造を付加した場合には非常に多様な周期的動作が観測された。モデルは身体結合によるクラスタ生成能力を持つが、同じくクラスタ生成能力を持つネットワーク構造を付加することにより、それぞれの構造の有するクラスタ生成ダイナミクスが相互に干渉しあうことにより、複数の周期的動作を遷移したと考えられる。

図 11 から各ネットワークの違いを考えると、scale-free ネットワークだけが異なるセンサゲイン値でアトラクタ数のピークを迎えている。そこで図 4 及び表 2 からネットワーク構造の性質を見ると、ノード間の最短距離と各ネットワークのアトラクタ数に特に関係性は見られないが、ネットワーク中の次数分布では特に scale-free ネットワークが他と異なる形を取っている。つまり、動作の創発に影響を及ぼしているのはノード間の最短距離ではなく、ネットワーク中の次数分布形状であると考えられる。また、図 11(a),(b) に顕著な差異が見られないことから、ネットワークサイズが動作の創発に及ぼす影響は小さいと考えられる。

6. 結論

以上、本研究では身体を結合場とする神経振動子群に対してネットワーク構造を付加し、モデルの創発する動作数の変化を調べた。その結果、ネットワーク構造を付加しない状態ではほぼ単一の動作のみ現れるのに対して、ネットワーク構造を付加することで非常に多様な動作が創発された。その際、動作アトラクタ数に対してセンサゲイン値がピークを持つことから、身体結合の持つクラスタ生成ダイナミクスと、ネットワーク構造の持つクラスタ生成ダイナミクスの間には、多様な動作を創発するのに最適なバランスが存在することが分かった。また、付加するネットワーク構造によってピーク値を与えるセンサゲイン域が変化することが確認され、ネットワークの構造との対応から、ピーク値を与えるセンサゲイン域に対してはノード間の small-world 性やネットワークサイズはあまり関係が無く、ネットワークの次数分布が影響力を持つことが分かった。

今後の課題としては、動作遷移が起きる際のネットワーク内の神経振動子のクラスタ構成の変化の調査や、ネットワーク-身体構造間の情報の流れの解析などが考えられる。

参考文献

- [1] Yasuo Kuniyoshi and Shinsuke Suzuki. Dynamic emergence and adaptation of behavior through embodiment as coupled chaotic field. *Intelligent Robots and Systems*, Vol. 2, pp. 2042–2049, 2004.
- [2] Sarika Jalan, R.E.Amritkar, and Chin-Kun Hu. Synchronized clusters in coupled map networks. i. numerical studies. *PHYSICAL REVIEW*, Vol. 72, , 2005.
- [3] Duchan J. Watts and Steven H.Strogatz. Collective dynamics of 'small-world' networks. *nature*, Vol. 393, pp. 440–442, 1998.
- [4] Yoshiyuki Asai, Taishin Nomura, and Shunsuke Sato. Emergence of oscillations in a model of weakly coupled two bohnhoefter-van der pol equations. *BioSystems*, Vol. 58, pp. 239–247, 2000.
- [5] 岡田和典. ミーンシフトの原理と応用. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 107, pp. 401–414, 2008.