

多義図形認知のカオスニューラルネットワークモデル

長尾 夏樹[†] 西村 治彦[†]

複数個の解釈が可能な一定の図形刺激に対して、見えの自発的かつ不規則な交代が知覚される現象として多義図形認知が知られている。本研究では、この交代現象の基本メカニズムに関する新しい理論的モデルについて検討する。ここでは、外部刺激との相互作用の下でネットワークにカオス性が生じ、それが記憶の多安定性を動的にするという、刺激誘導型の開いたネットワークの性質に着目する。そして、カオス・ニューラルネットワークによるホップフィールド型連想記憶モデルの動的拡張として、多義図形認知を通常のパターン認識とともに統一的に取り扱うことを目指す。本論文では、計算機実験をもとにその過程と性質を具体的に分析した結果について報告する。さらに、カオス性に代わって確率ノイズを用いた場合には同様の性質は容易に得られるものではないことも示す。

A Chaotic Neural Network Model of the Perception of Ambiguous Patterns

NATSUKI NAGAO[†] and HARUHIKO NISHIMURA[†]

Perceptual alternation of ambiguous figures is known as the phenomenon that perception undergoes involuntary and random-like change in a circumstance the ambiguous stimulus is kept constant. In this paper, we present a new theoretical model of the perception of ambiguous patterns based on the chaotic neural networks with stimulus-response scheme and investigate the nature in detail through computer simulations. The results by chaotic activity, similar to those of psychophysical experiments, are difficult for stochastic activity to attain to in the same simple framework. Our demonstration suggests a functional usefulness of the chaotic activity in the modeling of dynamic perceptual systems.

1. はじめに

多義図形認知とは、古くはネッカーキューブ(Necker, 1832), ルビンのつぼ(Rubin, 1921), 嫁と姑(Hill, 1915)などが代表例として知られるように、複数個の解釈が可能な一定の図形(多義図形) 刺激に対して、見え(解釈) の自発的かつ不規則な交代が知覚される現象である¹⁾。心理学実験により、一方の認知(解釈) が持続する時間インターバルはランダムで、その出現頻度はガンマ分布に近いことが確認されている^{2)~5)}。この交代現象の基本メカニズムに関する理論的モデルアプローチとしては、大別するとシナジェティクスに基づくもの^{6)~8)}、ニューラルネットワークの BSB (Brain State in a Box) モデルに基づくもの^{9)~11)} および Rumelhart ら¹²⁾ の PDP (Parallel Distributed Processing) スキーマモデルに基づくもの^{13),14)} の 3 方向があげられる。これらのアプローチはいずれも、

少数の巨視的変数(秩序パラメータ) を用いてモデル化しようとする現象論的レベルのものであったり、モデル構成やゆらぎ導入においてかなり意図的な設計が施されたりしている。その点で、パターン認識全般に対する工学モデルとの結びつきが乏しいものとなっている。

記憶・想起の機能をニューラルネットワークにおける力学系(安定性) 問題として定式化する考え^{15),16)} は、現在ではホップフィールド(Hopfield) による静的連想記憶モデル¹⁷⁾ としてよく知られている。そして、パターン認識問題を工学的に扱う際の基本モデルの 1 つとして位置づけられている。これはネットワークにエネルギーの概念を導入、記憶対象をそのエネルギー関数の極小値状態に対応させるといったものである。我々は、この静的連想記憶モデルの動的拡張という立場から多義図形認知のモデル化を行う。そして、時間経過とともにネットワーク状態がエネルギーの低い安定平衡状態へと緩和していくダイナミクス(ポイント・アトラクタ) のみの状況を改善するために従来の連想記憶モデルの構成単位であるニューロンをカオス・ダ

[†] 兵庫教育大学情報科学研究室
Studies of Information Science, Hyogo University of
Education

イナミクスを有するカオス・ニューロン¹⁸⁾に置き換えることにする。

カオス・ニューラルネットワークに基づく記憶機能に関するこれまでの研究は、カオスの遍歴現象^{19)~21)}を記憶の動的(時系列的)な想起現象に対応させるというような、主として閉じたネットワーク内での自律的振舞いに見られるカオス現象を対象とするものであった^{22),23)}。ここでは我々は、外部刺激との相互作用の下でネットワークにカオス性が生じ、それが記憶の多安定性を動的にするという、刺激誘導型の開いたネットワークの性質に着目する。そして、カオス・ニューラルネットワークによるホップフィールド型動的連想記憶モデルの枠内で、多義図形認知という動的現象を通常のパターン認識とともに統一的に取り扱うことを目指す。本論文では、これまでの可能性の提示^{24),25)}にとどまらず、計算機実験をもとにその過程と性質をさらに分析した結果について報告する。さらに、カオス性に代わって確率活性(白色ノイズ効果)を用いた場合に同様の性質が得られるかどうかについても検討する。

2. カオス性による多義図形認知のモデル

2.1 カオス・ニューラルネットワーク

カオス・ニューロンは、実際の神経細胞に見られる不応性(ニューロンの発火(興奮)状態が続くと、それに応じて発火(興奮)しにくくなる性質)とアナログ的な入出力特性、および時間とともに指数関数的に減衰する履歴性を有している。その応答特性にカオス解が存在することは数値実験を通して具体的に検証されている。このカオス・ニューロンの相互結合系がカオス・ニューラルネットワーク(Chaotic Neural Network: CNN)である¹⁸⁾。

各ニューロンへの他ニューロンからのフィードバック入力に対しても、不応性の場合と同様に指数ベキ減衰の履歴効果を認めると、 i 番目のニューロンの発展方程式は

$$X_i(t+1) = f\left(\eta_i(t+1) + \zeta_i(t+1)\right), \quad (1)$$

$$\eta_i(t+1) = \sum_{j=1}^N w_{ij} \sum_{d=0}^t k_f^d X_j(t-d), \quad (2)$$

$$\zeta_i(t+1) = -\alpha \sum_{d=0}^t k_r^d X_i(t-d) - \theta_i \quad (3)$$

で与えられる。ただし、 N : 全ニューロン数、 w_{ij} : j 番目のニューロンから i 番目のニューロンへの結合荷重、 k_f : 他のニューロンからのフィードバック入力に

関する履歴性の時間減衰定数 ($0 \leq k_f < 1$)、 k_r : i 番目のニューロン自身の不応性に関する履歴性の時間減衰定数 ($0 \leq k_r < 1$)、 α : 不応性項のスケーリング・パラメータ ($\alpha \geq 0$)、 θ_i : i 番目のニューロンのしきい値であり、 $f(y) = \tanh(y/2\varepsilon)$ 、すなわち、ニューロン値 X_i を $-1 \leq X_i \leq 1$ で定式化している。式(2)、(3)は時間履歴効果の指数ベキ (k^d) 性のため

$$\eta_i(t+1) = k_f \eta_i(t) + \sum_{j=1}^N w_{ij} X_j(t), \quad (4)$$

$$\zeta_i(t+1) = k_r \zeta_i(t) - \alpha X_i(t) + a \quad (5)$$

に帰着される(ここでは簡単のために $-\theta_i(1-k_r) \equiv a$ と表した)。また、式(4)、(5)において $k_f = k_r = \alpha = 0$ とすると式(1)は、

$$X_i(t+1) = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} X_j(t) - \theta_i\right) \quad (6)$$

となる。これはホップフィールド型ニューラルネットにおける従来のニューロンの発展方程式¹⁷⁾に一致する。

2.2 多義図形認知のモデリング

多義図形刺激に対する認知交代の様子をネッカーキューブの場合について示したのが図1である。この場合、提示された視覚刺激に対して面の前後関係に2つの解釈(2義)が存在し、互いの見え(解釈)が意図に関係なく突然切り替わる興行反転現象が継続して生起する。我々は、この図1の視覚情報をニューラルネットワーク上で図2のようなパターン情報として表現(特徴抽出)することにする。各ユニットはそれぞれ空白が抑制状態($\xi_i = -1$)、それ以外が興奮状態($\xi_i = 1$)に対応している(具体的な説明については3.1節を参照のこと)。

また、視覚対象を‘何か’として認知できるのは対象に関する先行知識が存在しているからである。この認知(解釈)候補パターン(ここでは $\{\xi_i^{\mu 1}\}$ と $\{\xi_i^{\mu 2}\}$)の知識(記憶)としての埋め込み(ニューロン間の関係性形成)は、ホップフィールドネットワークモデルにおける静的記憶(エネルギー極小状態)として取り扱う。ただし、多義図形刺激パターン(ここでは $\{\xi_i^{\nu}\}$)自体は記憶としては埋め込まない。具体的には以下のような逐次的パーセプトロン学習則を適用することで埋め込みが達成される。 p 個 ($p < N$) のパターン $\{\xi_i^{\nu}\} \equiv (\xi_1^{\nu}, \dots, \xi_N^{\nu})$, ($\nu = 1, \dots, p$; $\xi_i^{\nu} = +1$ or -1) に対して全ニューロンが $\gamma_i^{\nu} \equiv \xi_i^{\nu} \sum_{j=1}^N w_{ij} \xi_j^{\nu} \geq \kappa (> 0)$ を満たすまで、 $w_{ij}^{new} = w_{ij}^{old} + \sum_{\nu} \delta w_{ij}^{\nu}$, ($\delta w_{ij}^{\nu} = \frac{1}{N} \xi_i^{\nu} \xi_j^{\nu}$) に従って無結合状態 ($\forall w_{ij} = 0$) から徐々にその値を変更する²⁶⁾。ただし、 κ は記憶の引力圏パラメータ

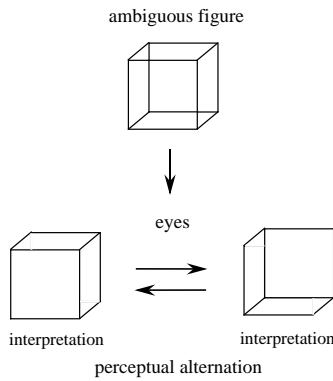


図 1 多義図形認知の交代現象 (ネッカーキューブの場合)
Fig. 1 Perception of the Necker cube with its two alternative interpretations.

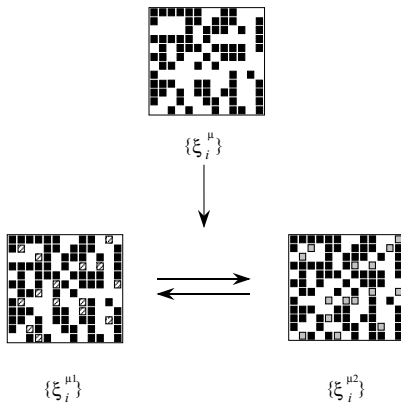


図 2 多義図形認知のモデリングにおける情報表現例

Fig. 2 Pattern states of the neural network correspond to the ambiguous figure and its interpretations in Fig. 1. White and other pixels represent the states -1 and $+1$, respectively. Shaded and dotted pixels indicate the $+1$ positions which do not overlap between $\{\xi_i^{\mu 1}\}$ and $\{\xi_i^{\mu 2}\}$.

で、安定度 γ_i^ν の下限を与える。この学習則は、ヘブ学習則²⁷⁾ の非直交 (相関) パターン学習への素直な拡張となっている。

ニューロン群への多義パターン刺激 (ここでは $\{\xi_i^\mu\}$) の寄与は、ネットワーク発展方程式 (1) の内部状態に刺激入力項 σ_i ($i = 1, \dots, N$) を付加する形 ($\eta_i + \zeta_i \rightarrow \eta_i + \zeta_i + \sigma_i$) で考慮することにする:

$$X_i(t+1) = f(\eta_i(t+1) + \zeta_i(t+1) + \sigma_i). \quad (7)$$

これは、刺激入力項 σ_i の効果をネットワーク内の各ニューロンの内部電位の増減として取り扱うものであり、外部刺激によるニューロン発火性 (興奮/抑制) への影響のモデル化としては簡単かつ有効な形式の 1 つである。そして、パターン情報 $\{\xi_i^\mu\}$ 全体は

$$\{\sigma_i\} = s\{\xi_i^\mu\} \quad (8)$$

という定常な形でネットワークに反映される。ただし、 s はパターン刺激の強さを左右する強度パラメータである。なお、外部刺激による想起過程においては結合荷重 $\{w_{ij}\}$ は固定されている。

外部刺激としては認知 (解釈) 候補パターン自身 (ここでは $\{\xi_i^{\mu 1}\}$ または $\{\xi_i^{\mu 2}\}$ の一義パターン) も考えられるが、この場合には刺激に対応したエネルギー極小状態に誘導され、定常状態 (ポイントアトラクタ) が実現することになる。

3. 計算機実験とその結果

3.1 設定および評価尺度

多義図形認知に関する実験を計算機上で具体的に展開するにあたって、ニューラルネットワークを構成する全ニューロン数は 156 ($N = 156$) とし、1 つの多義パターン刺激に対して 2 つの解釈が存在する 2 義の場合 (上述のネッカーキューブの場合) を取り上げる。刺激パターンとしては 12×13 ($N = 156$) 構成のランダムパターン 10 種 ($\mu = 1, 2, \dots, 10$) を用意し、それぞれに対して 2 個の認知 (解釈) パターン $\{\xi_i^{\mu 1}\}$, $\{\xi_i^{\mu 2}\}$ を設定する。具体的には、それぞれ刺激パターンに比べて $\xi_i = +1$ 状態が 15 個多く、しかも $\mu 1$ と $\mu 2$ 間ではその 15 個 (図 2 における斜線とドットのユニットに対応) は別位置になるよう作成する (ここでの設定はまったく限定的なものではなく、 $\mu 1$ と $\mu 2$ 間のハミング距離が大きい場合にも以降と同様の帰結が得られている)。そして、これらの認知 (解釈) パターン ($p = 20$) を 2.2 節の学習則にて $\kappa = 1$ で先行知識として記憶 ($\{w_{ij}\}$ を決定) させる。これにより、ネットワークに対して図 2 のような情報表現モデルが 10 組できることになる。

なお、ニューロンのしきい値と入出力関数の傾きについては、実験を通じて全ニューロンに対して $a = 0$ ($\theta_i = 0$), $\varepsilon = 0.015$ の場合を取り上げることにする。

ネットワーク挙動やそのダイナミクスについて定量的に評価を進めるための尺度としては、重なり度、エネルギーマップ、および (最大) リアプノフ指数の 3 つの量を用いることにする。まず、時刻 t におけるネットワーク状態 $\{X_i(t)\}$ と ν 番目のパターン $\{\xi_i^\nu\}$ との重なり度は

$$m^\nu(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \xi_i^\nu X_i(t), \quad (9)$$

時刻 t におけるエネルギーマップは

$$E(t) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} w_{ij} X_i(t) X_j(t) \quad (10)$$

で与えられる．重なり度 m^ν は $-1 \sim 1$ の範囲の値をとる．また，カオス・ニューラルネットワークにおいては， $k_f = k_r = \alpha = 0$ の場合（同時更新による離散時間連続値ホップフィールドネットワーク）以外は厳密にはエネルギーとしての性質を有する関数（リアプノフ関数）の存在を保障できない^{(28);(29)} ので，ここではネットワーク状態を写像する 1 スカラー量という位置づけで E をエネルギーマップと呼んでいる．

ネットワークの振舞いがカオス性を有するかどうかを定量的に評価する尺度としてはリアプノフ指数^{(30);(31)} を導入する．リアプノフ指数は一般に対象とする系の自由度数だけあるが，その中で最も大きい値を与える最大リアプノフ指数は

$$\lambda_1 = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n\tau} \sum_{l=0}^{n-1} \log \frac{|d_l(\tau)|}{|d_l(0)|}, \quad (11)$$

ただし

$$d_l(0) = d_{l-1}(\tau) \cdot \frac{|d_0(0)|}{|d_{l-1}(\tau)|}$$

で定義される．ここで， τ は時間間隔， d_l は基準軌道からのずれのベクトル， $||$ はベクトルの大きさを表す．対象とする系が正の最大リアプノフ指数を有する場合には，基準軌道からのずれが時間とともに指数関数的に増大することとなり，カオスの特徴である初期値敏感性が存在することになる．

実際のシミュレーション実験では，ネットワークを構成する $N = 156$ 個のニューロンの内部状態 η_i, ζ_i を成分とする 312 ($= 156 \times 2$) 次元ベクトル基準軌道 $(\boldsymbol{\eta}(t), \boldsymbol{\zeta}(t)) \equiv (\eta_1(t), \dots, \eta_N(t), \zeta_1(t), \dots, \zeta_N(t))$ に対して式 (11) を適用する．そのとき，1 ステップ時間ごとにずれを評価する ($\tau = 1, l = t$) ことにすると，基準軌道からのずれのベクトルの逐次変化は

$$\begin{aligned} (\boldsymbol{\eta}(0), \boldsymbol{\zeta}(0)) + \mathbf{d}_0(0) &\rightarrow (\boldsymbol{\eta}(1), \boldsymbol{\zeta}(1)) + \mathbf{d}_0(1), \\ &\vdots \\ (\boldsymbol{\eta}(t), \boldsymbol{\zeta}(t)) + \mathbf{d}_t(0) &\rightarrow (\boldsymbol{\eta}(t+1), \boldsymbol{\zeta}(t+1)) \\ &\quad + \mathbf{d}_t(1), \\ (\boldsymbol{\eta}(t+1), \boldsymbol{\zeta}(t+1)) + \mathbf{d}_{t+1}(0) &\rightarrow (\boldsymbol{\eta}(t+2), \boldsymbol{\zeta}(t+2)) + \mathbf{d}_{t+1}(1), \\ &\vdots \end{aligned}$$

を式 (4), (5) を通して具体的に計算することにより与えられる．計算では，基準軌道に与える初期のずれベクトル $\mathbf{d}_0(0) = (\delta\eta_1, \dots, \delta\eta_N, \delta\zeta_1, \dots, \delta\zeta_N)$ の成分は全ニューロンとも同じ $\delta\eta_i = \delta\zeta_i = 10^{-8}$ とした．式 (11) の $l (= t)$ の上限 n については λ_1 値が

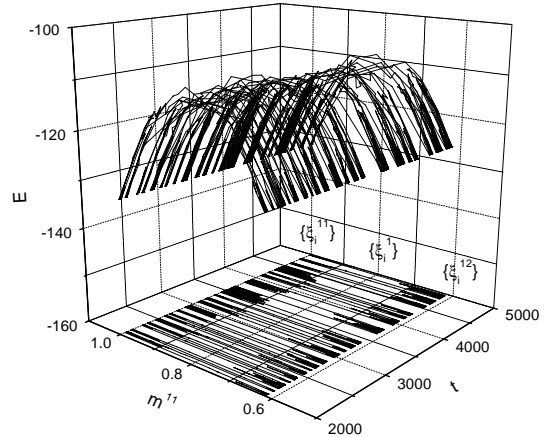


図 3 刺激下でのネットワーク状態の経時変化
Fig. 3 Time series of the overlap with $\{\xi_i^{11}\}$ and the energy map under the stimulus $\{\xi_i^1\}$.

$O(10^{-3})$ 内の変動幅に十分収束することが確認できた 3×10^5 ステップとし， λ_1 値の提示には $O(10^{-2})$ まで（すなわち，小数点以下 2 桁まで）を用いることにした．

3.2 実験結果

多義パターン刺激 $\{\sigma_i\} = 0.7\{\xi_i^1\}$ ($\mu = 1$ の場合) の下でのネットワーク ($k_f = 0.5, k_r = 0.8, \alpha = 0.34$) の挙動を $m^{11}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \xi_i^{11} X_i(t)$ とエネルギーマップ $E(t)$ の関係として追跡したのが図 3 である．刺激は一定であるにもかかわらず，それぞれの認知（解釈）パターン状態 $\{X_i\} = \{\xi_i^{11}\}$ (このとき $m^{11} = 1.0$ に一致)， $\{X_i\} = \{\xi_i^{12}\}$ (このとき $m^{11} = 0.615$ に一致) 付近に ($\Delta m^{11} \simeq 0.1$ で) 暫時滞在しながら，その間を自発的にしかも不規則に交代しているのが分かる．このようなネットワーク状態がカオスであることはその最大リアプノフ指数が正（今の場合 $\lambda_1 = 0.26$ ，式 (11) を用いて計算）であることから確認されている．刺激を切った場合にはそれ以降の交代は停止し，ネットワークは停留状態（今の場合 $\lambda_1 = -0.22$ ）をとる．すなわち，多義パターン刺激とネットワークの相互作用でカオス性が惹起され，それによって各認知（解釈）パターン状態のポイント・アトラクタ的束縛を脱しているわけである．同様の結果は，他の 9 種の刺激パターン $\{\xi_i^\mu\}$ ($\mu = 2, \dots, 10$) の場合に対しても得られている．そして， $\lambda_1 < 0$ の場合にはこのような不規則で非周期的な交代挙動は観測されていない．

次に，上記の各認知（解釈）パターンに対する滞在時間 T （一方の見えの持続時間と呼ばれている）の経時変化 $T(n)$ に着目する．ここで $n(=$

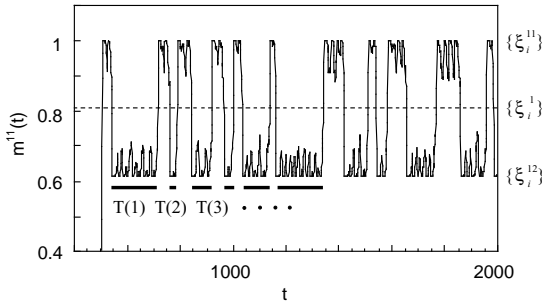


図 4 ネットワーク状態の経時変化と滞在時間 T

Fig. 4 Time series of the overlap with $\{\xi_i^{11}\}$ and the corresponding residence time T .

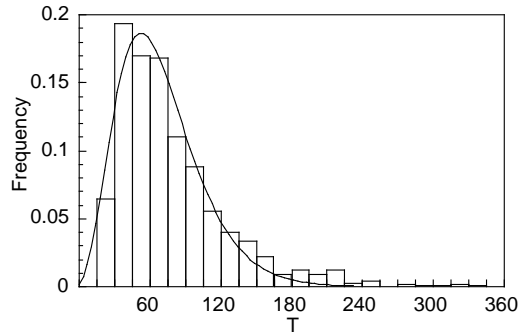


図 5 認知持続時間の出現度数分布

Fig. 5 Frequency distribution of the persistent durations $T(n)$ and the corresponding Gamma distribution.

1, 2, 3, ..., K) は順序時刻である．具体的には図 4 に示されるように $\{\xi_i^{12}\}$ 付近での各滞在区間に対して $T(1), T(2), T(3), \dots, T(K)$ のように決定される．心理学実験上の事実として, $T(n)$ の系列はほぼランダムに変動し, T の大きさの出現頻度はガンマ分布を形成することが知られている^{2)~5)}．そこで, この事実との対応をチェックすることにする．まず, $t = 2 \times 10^5$ までの $\{\xi_i^{12}\}$ に対するデータ ($T(1), T(2), \dots, T(1257)$) に関して, T の時間自己相関 $C(k) = \langle T(n+k)T(n) \rangle - \langle T(n+k) \rangle \langle T(n) \rangle$ (ただし, $\langle \rangle$ は n に対する平均) を求めると $k = 1 \sim 100$ において $-0.06 < C(k)/C(0) < 0.06$ の結果となり, T 値の変動はほぼランダムであることが確認された．また, 実際の心理学実験データの分析によく用いられてきた Lathrop's statistic³²⁾, すなわち

$$L = \sqrt{\sum_{n=1}^{K-1} \frac{|T(n+1) - T(n)|}{(K-1)\sigma}}, \quad (12)$$

ただし, σ は T 分布の標準偏差, の評価からも $L = 1.01$ が得られており, $T(n)$ と $T(n+1)$ が互いに独立 (理論的には $L = 1.0$) であることが分かる．

さらに, この T の大きさの出現度数分布を求めたのが図 5 である．分布はガンマ分布 (図中の実曲線) にほぼフィットしている．具体的には分布関数の式

$$G(\tilde{T}) = \frac{b^n \tilde{T}^{n-1} e^{-b\tilde{T}}}{\Gamma(n)}, \quad (13)$$

ただし, $\tilde{T} = T/15$ (15 は図 5 での度数を求める際に設定された単位区間), $\Gamma(n)$ はオイラー—ガンマ関数, に対して $b = 0.918, n = 4.68$ である．このときデータと曲線とのカイ二乗値 (両者間の偏差の二乗和) は $\chi^2 = 0.0033$, 相関係数は $r = 0.980$ となっており, ガンマ分布への高いフィットを示している．以上の 2 点から, 図 3 のネットワーク挙動は多義図形認知の基本的性質をよくとらえていることが分かる．

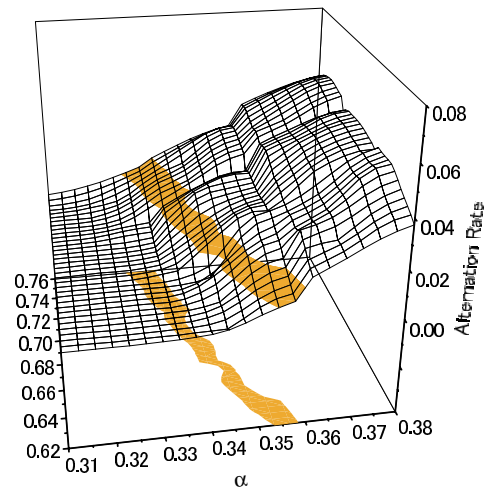


図 6 交代率の刺激強度および不応性依存性 ($N = 156$ の場合)
Fig. 6 Dependence of the alternation rate on the stimulus strength and the refractoriness. ($N = 156$ case)

$\{\xi_i^{11}\}$ 側での滞在時間 T に対する解析からも同様の性質が確認できている．

図 6 は不応性パラメータ α と刺激強度 s に対するネットワーク挙動の変化を認知 (解釈) パターンの交代率 (alternation rate), すなわち (時刻 t までの交代回数) / t でとらえたものである． α と s が大きくなると交代率も上がる傾向が見られるが, T の変動がほぼランダムかつその頻度がガンマ分布型という性質は, 上記の $\alpha = 0.34, s = 0.7$ の場合を含む図中のグレーのパラメータ帯域で現れることが確認された．刺激強度 s に対する依存性としては, s が小さいほど分布がなだらかになる傾向を持つ．具体的には, $\alpha = 0.34$ のときに $s = 0.68, 0.69, 0.70$ の 3 つの場合を取り上げると, T の平均値 $\langle T \rangle$ は 163.0, 104.5, 78.2, および分布パラメータ (b, n) は $(0.30, 2.78), (0.570, 3.65), (0.918, 4.68)$ のように変化する (図 7 参照)．

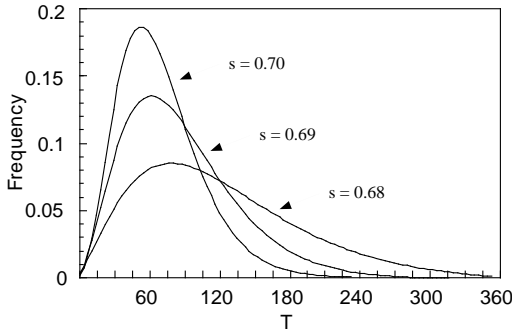


図 7 認知持続時間度数分布の刺激強度依存性
Fig. 7 Dependence of the persistent duration frequency distribution on the stimulus strength.

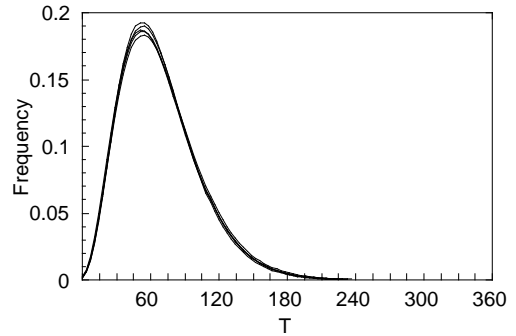


図 8 認知持続時間度数分布への初期ネットワーク状態の影響
Fig. 8 Influence of the initial network states on the frequency distribution of persistent durations.

図 6 の帯域外では、式 (12) の L 値は 1 近くをとりえても、分布型がガンマ分布からはずれてしまうなど上記の性質を満たさない。このように、カオス性が誘発され交代率が正となる領域内の一定のパラメータ帯域 (グレー部分) で実際の多義図形認知の基本的性質との合致がモデル的に実現されている。

上記と同様のシミュレーションは異なる初期ネットワーク状態 (別のランダムパターン) の場合にも行われた。その場合、ネットワーク挙動の基準軌道に違いは生じるものの、 2×10^5 ステップのデータに対する最適フィット分布の違いは図 8 に示される程度であり、 (b, n) は $(0.90, 4.6) \sim (0.97, 4.9)$ の範囲に収まるものであることが確認されている。したがって、図 5 の分布を含む上記の結果全体が初期状態のとり方によって大きく左右されることはない。

4. 比較および検討

4.1 3 ニューロンの場合

3 章では 156 ニューロン ($N = 156$) の場合について述べてきたが、ここでは自由度の低い 3 ニューロン ($N = 3$) の場合を取り上げる。(1, -1, 1) と (-1, 1, -1) の 2 状態をホップフィールドネットワーク上での静的記憶とする結合荷重は

$$\{w_{ij}\} = \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 0 & -2 & 2 \\ -2 & 0 & -2 \\ 2 & -2 & 0 \end{pmatrix}$$

で与えられる。そこで、この 2 状態を認知 (解釈) パターン $\{\xi_i^{11}\} = (1, -1, 1)$, $\{\xi_i^{12}\} = (-1, 1, -1)$ とし ($p = 2$)、多義刺激パターンとしては両者から等距離にある $\{\xi_i^1\} = (1, 1, 0)$ を設定する。これは我々が提案する 2 章のモデルスキームにおける最小モデル

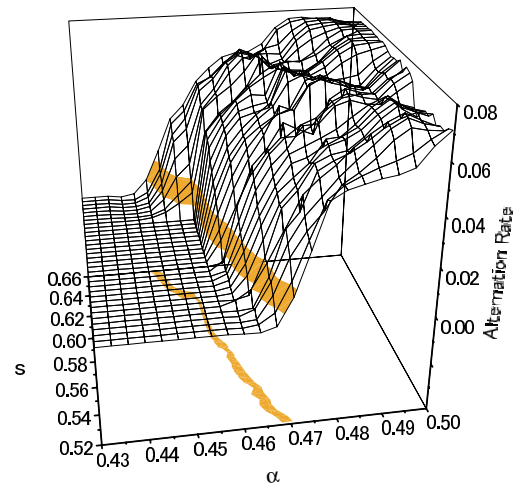


図 9 交代率の刺激強度および不応性依存性 ($N = 3$ の場合)
Fig. 9 Dependence of the alternation rate on the stimulus strength and the refractoriness. ($N = 3$ case)

となっている (さらに自由度を下げた 2 ニューロンの場合には、多義刺激パターンをうまく構成できない)。 $\{\xi_i^{11}\}$, $\{\xi_i^{12}\}$ および $\{\xi_i^1\}$ のエネルギー値は、それぞれ $-2, -2, 2/3$ である。

156 ニューロンの場合と同様の実験を行った結果、最終的に図 6 に対応する交代率の刺激強度および不応性依存性として図 9 を得た。この図は交代挙動が起こりやすい $\alpha - s$ 領域について図 6 と同一スケールで表示したものである。156 ニューロンの場合に比べて交代率の変位は急であり、多義図形認知の基本的性質に合致するパラメータ帯域はより狭いものとなっている (底面への射影図参照)。

このように本論文のモデルスキームは、 $N = 3$ という少数自由度においても多義図形認知の基本的性質を許容することが分かったが、カオスによる交代挙動であれば他のスキームでも同様の滞在時間構造が得

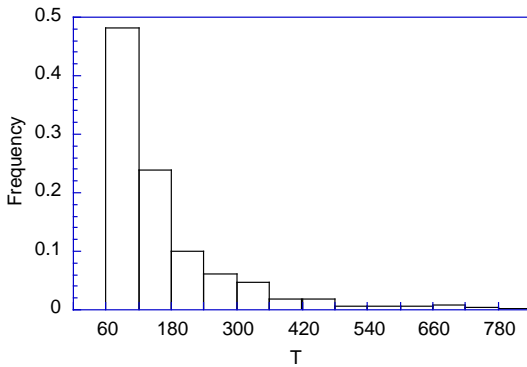


図 10 ローレンツアトラクタにおける回転滞在時間の出現度数分布
 Fig. 10 Frequency distribution in the case of Lorenz attractor.

られるというものではない．そこで，一例として系の自由度が 3 のカオス系であるローレンツアトラクタ (Lorenz attractor)³¹⁾ に着目する．方程式は

$$\begin{cases} \dot{x} = a(y - x) \\ \dot{y} = bx - y - xz \\ \dot{z} = xy - cz \end{cases} \quad (14)$$

で与えられ，その挙動としては，不安定な固定点 (p_1 または p_2) を中心に回り続けながら，不規則にその中心固定点を切り替える ($p_1 \rightleftharpoons p_2$) ストレンジアトラクタがよく知られている． $a = 10, b = 28, c = 8/3$ の場合に得られた一方の不安定固定点まわりの回転滞在時間の時系列 $T(1) \sim T(1500)$ に対して，これまでと同様の分析を行った結果， $L = 0.86$ ，出現度数分布は図 10 となった．シミュレーションでは b をオーダパラメータとして，ストレンジアトラクタが唯一の安定なアトラクタである $b \in [24.74, 30.1]$ の範囲で同様の分析を行ったが，その度数分布はいずれも図 10 のような指数分布様であった．また， L も同程度で $T(n)$ と $T(n+1)$ は独立とはいえないものであった．

なお，ここで比較対象としてローレンツアトラクタを取り上げたのは単に交代挙動という両者の類似性に着目してのことであった．今後，我々のモデルのアトラクタの性質を詳しく分析し，両者の結果の違いをカオス力学系の構造と結びつけて説明することが課題として残されている．

4.2 確率的モデルの場合

ところで，認知交代のための活性源としては，確率活性 (白色ノイズ) も考えられる．この場合，式 (6) の従来のニューロンの発展方程式の内部状態に刺激項 $\{\sigma_i\}$ とともに確率的ノイズを持たせる処方をとる：

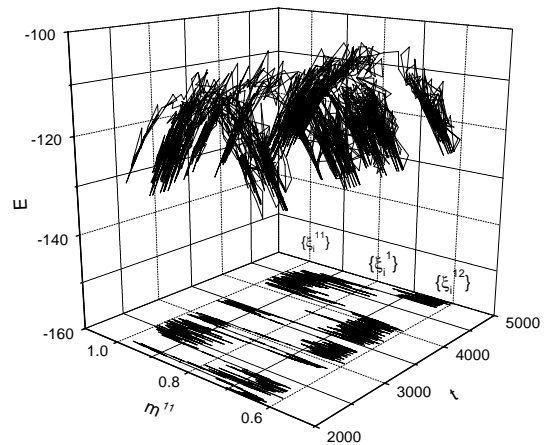


図 11 刺激下でのネットワーク状態の経時変化 ($N = 156$, 確率的ノイズの場合)

Fig. 11 Time series of the overlap with $\{\xi_i^{11}\}$ and the energy map under the stimulus $\{\xi_i^1\}$. In the case of stochastic noise in Eq. (14). (Compare with Fig. 3.)

$$X_i(t+1) = f \left(\sum_{j=1}^N w_{ij} X_j(t) + \sigma_i + F_i(t) \right). \quad (15)$$

ここで， F_i はニューロンごとに独立なガウス型白色ノイズであり，

$$\begin{cases} \langle F_i(t) \rangle = 0 \\ \langle F_i(t) F_j(t') \rangle = D^2 \delta_{tt'} \delta_{ij} \end{cases} \quad (16)$$

を満足する．そして，先の CNN ($N = 156$) に対するのと同様の設定の下で刺激強度 s とノイズ強度パラメータ D に対する挙動変化を調べた．交代を生じるものの中から典型例として取り上げたのが図 11 ($s = 0.5, D = 0.65$ の場合) である．確率的ノイズの場合，交代が起こりやすくなるレベルではネットワーク状態の軌道にかなりのゆらぎが存在しており，滞在域自体が認知 (解釈) パターン $\{\xi_i^{11}\}, \{\xi_i^{12}\}$ から外れ，その幅も広く ($\Delta m^{11} \simeq 0.2$) なってしまっている．また， $t = 2 \times 10^5$ までの $\{\xi_i^{12}\}$ に対する滞在時間データ ($T(1) \sim T(1387)$) に関して，その出現度数分布を求めると図 12 のような指数分布様になり，認知の時間的構造としては図 5 のようなガンマ分布を形成しない． L 値も $L = 0.87$ となり， $T(n)$ と $T(n+1)$ も独立とはいえない．3 ニューロンの場合についても同様の傾向が見られた．

以上によって認知交代活性源としての確率的ノイズの可能性が完全に否定されるものではないが，現象をうまく説明するためにはスキームの複雑化が余儀なくされることになるう．

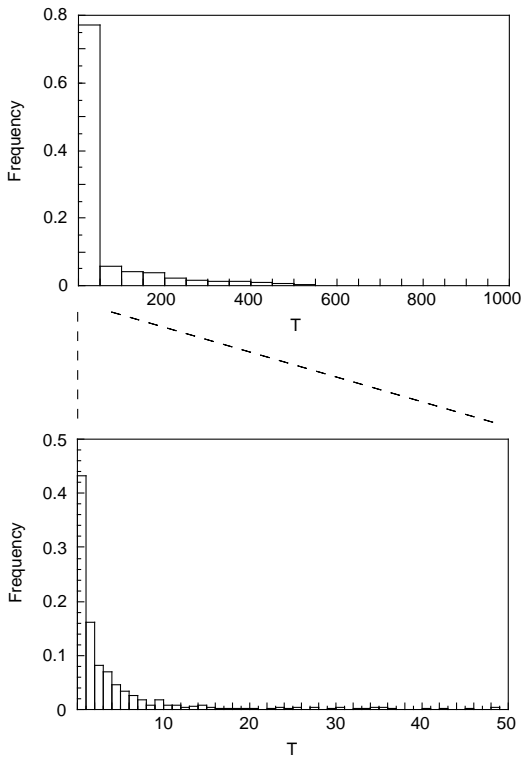


図 12 認知持続時間の出現度数分布 (確率的ノイズの場合)
Fig. 12 Frequency distribution in the case of stochastic noise.

5. おわりに

本論文では、多義な外部刺激の下でニューラルカオスが認知交代を引き起こす、カオス・ニューラルネットワークによる多義図形認知モデルについて検討した。その基本メカニズムは定常な外部刺激と(静的)記憶状態との不整合によってダイナミカルなカオス状態が生じるというものであり、それがホップフィールド型ニューラルネットワークによる連想記憶モデルの動的拡張として構成できた。カオスのダイナミクスのネットワークレベルでの生起という点では、単一ニューロンレベルでは単純な入出力特性を有するが、バイアス的な外部入力などに依存して動的複雑性を生成する非対称部分結合系や結合振動子系のモデルが知られている^{33)~35)}。これらの立場からの多義図形認知に関するモデルの検討も可能であると思われる。その際、不応性を有するカオスニューラルネットワークによるモデリングと比べて、振動子ニューラルネットワークによる場合には外部入力の大きさに対する不安定化傾向にかなりの違いが出るものと考えられる。

これまでの理論的モデルアプローチの中で、 T の変

動がほぼランダムでかつその頻度がガンマ分布型という点までトレースできているのは、Ditzinger らのシナジェティックモデル^{6),7)}であるが、そこでは確率活性(白色ノイズ)の導入が必要不可欠となっている。これに対して我々は、決定論的カオスによるモデリングの立場から同程度のトレースが可能であることを示したことになる。本論文では不応性と刺激強度への依存性については分析したが、記憶の引力圏や履歴減衰性の変更が結果に及ぼす影響についてはまでは言及しなかった。しかしながら、本モデルがガンマ分布を生成できる基本条件を明らかにするためには、ネットワークの複雑挙動に対応したモデル内の各パラメータ間の関係性について調べなければならない。そのためには、まず最小モデルである 3 ニューロンの場合について個々のニューロンの振舞いを詳しく解析する必要がある。さらに、ここでの履歴性効果を時系列記憶のガンマモデル³⁶⁾の立場から一般的にとらえ、その枠組みを不応性を含む形に拡張して検討し直すことも有用であると考えられる。

心理実験との合致を与えるカオスニューラルネットワークのパラメータ値が、現実の認知過程におけるどのような自由度(要素)に対応するのかを検討したいところであるが、この点の議論のためには現実の脳の高次視覚野モデルの提案とその妥当性の追求がともなわなければならない。しかし、多義図形認知が起こっている脳内の部位およびそのニューロン群対応がまだまだ定かではなく、理論的モデルアプローチに対する実際の認知機構としての妥当性の議論はむずかしいのが現状である。

参考文献

- 1) Attneave, F.: Multistability in Perception, *Scientific American*, Vol.225, pp.62-71 (1971).
- 2) Borsellino, A., Marco, A.D., Allazatta, A., Rinsei, S. and Bartolini, B.: Reversal time distribution in the perception of visual ambiguous stimuli, *Kybernetik*, Vol.10, pp.139-144 (1972).
- 3) Borsellino, A., Carlini, F., Riani, M., Tuccio, M.T., Marco, A.D., Penengo, P. and Trabucco, A.: Effects of visual angle on perspective reversal for ambiguous patterns, *Perception*, Vol.11, pp.263-273 (1982).
- 4) Haken, H.: *Synergetic Computers and Cognition*, Springer-Verlag (1991).
- 5) 村田 勉: 視覚認識 (visual awareness) とダイナミクス, *数理科学*, Vol.394, pp.38-47 (1996).
- 6) Ditzinger, T. and Haken, H.: Oscillations in the perception of ambiguous patterns: A model

- based on synergetics, *Biological Cybernetics*, Vol.61, pp.279–287 (1989).
- 7) Ditzinger, T. and Haken, H.: The impact of fluctuations on the recognition of ambiguous patterns, *Biological Cybernetics*, Vol.63, pp.453–456 (1990).
 - 8) Chialvo, D.R. and Apkarian, V.: Modulated noisy biological dynamics: Three examples, *Journal of Statistical Physics*, Vol.70, pp.375–391 (1993).
 - 9) Kawamoto, A.H. and Anderson, J.A.: A Neural Network Model of Multistable Perception, *Acta Psychol.*, Vol.59, pp.35–65 (1985).
 - 10) Riani, M., Masulli, F. and Simonotto, E.: Stochastic dynamics and input dimensionality in a two-layer neural network for modeling multistable perception, *Proc. IJCNN*, pp.1019–1022 (1990).
 - 11) 松井伸之, 森 栄之, 鶴野怜治: 多層ニューラルネットワークによる交代想起現象の検討, 信学論 (D-II), Vol.79, No.11, pp.1906–1912 (1996).
 - 12) Rumelhart, D.E., McClelland, J.L. and the PDP Research Group: *Parallel Distributed Processing*, Vol.1, MIT Press (1986).
 - 13) Sakai, K., Katayama, T., Wada, S. and Oiwa, K.: Chaos causes perspective reversals for ambiguous patterns, *Advances in Intelligent Computing IPMU'94*, pp.463–472 (1995).
 - 14) Inoue, M. and Nishi, Y.: Dynamical Behavior of Chaos Neural Network of an Associative Schema Model, *Prog. Theoret. Phys.*, Vol.95, pp.837–850 (1996).
 - 15) Grossberg, S.: Nonlinear difference-differential equations in prediction and learning theory, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, Vol.58, pp.1329–1334 (1967).
 - 16) Amari, S. and Arbib, M.A.: Competition and cooperation in neural nets, *Systems Neuroscience*, Metzler, J.(Ed.), pp.119–165, Academic Press (1977).
 - 17) Hopfield, J.J.: Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, Vol.79, pp.2554–2558 (1982).
 - 18) Aihara, K., Takabe, T. and Toyoda, M.: Chaotic Neural Networks, *Phys. Lett. A*, Vol.144, pp.333–340 (1990).
 - 19) Ikeda, K., Matsumoto, K. and Ohtsuka, K.: Maxwell-Bloch turbulence, *Prog. Theoret. Phys. Suppl.*, Vol.99, pp.295–324 (1989).
 - 20) Kaneko, K.: Clustering, coding, switching, hierarchical ordering, and control in a network of chaotic elements, *Physica D*, Vol.41, pp.137–172 (1990).
 - 21) Tsuda, I.: Chaotic itinerancy as a dynamical basis of Hermeneutics in brain and minds, *World Futures*, Vol.32, pp.167–184 (1991).
 - 22) 安達雅春, 合原一幸: カオスニューロンモデルとそのネットワークダイナミクス, ニューラルシステムにおけるカオス, 合原一幸 (編), pp.158–188, 東京電気大学出版局 (1993).
 - 23) Adachi, M. and Aihara, K.: Associative dynamics in a chaotic neural network, *Neural Networks*, Vol.10, No.1, pp.83–98 (1997).
 - 24) 西村治彦, 長尾夏樹, 松井伸之: ニューラルカオスに基づく認知交代モデル, 認知科学, Vol.4, No.3, pp.111–119 (1997).
 - 25) Nishimura, H., Nagao, N. and Matsui, N.: A Perception Model of Ambiguous Figures based on the Neural Chaos, *Progress in Connectionist-Based Information Systems*, Vol.1, Kasabov, N., et al.(Eds.), pp.89–92, Springer-Verlag (1997).
 - 26) Diederich, S. and Oppen, M.: Learning of Correlated Patterns in Spin-Glass Networks by Local Learning Rules, *Phys. Rev. Lett.*, Vol.58, pp.949–952 (1987).
 - 27) Hebb, D.: *Organization of Behaviour*, Wiley, New York (1949).
 - 28) Marcus, C.M. and Westervelt, R.M.: Dynamics of iterated-map neural networks, *Phys. Rev. A*, Vol.40, No.1, pp.501–504 (1989).
 - 29) Chen, L. and Aihara, K.: Chaos and asymptotical stability in discrete-time neural networks, *Physica D*, No.104, pp.286–325 (1997).
 - 30) Parker, T.S. and Chua, L.O.: *Practical Numerical Algorithms for Chaotic Systems*, Springer-Verlag (1989).
 - 31) 長島弘幸, 馬場良和: カオス入門, 培風館 (1992).
 - 32) Lathrop, R.G.: First-Order Response Dependencies at A Differential Brightness Threshold, *Journal of Experimental Psychology*, Vol.72, No.1, pp.120–124 (1966).
 - 33) Nara, S., Davis, P. and Totsuji, H.: Memory Search Using Complex Dynamics in a Recurrent Neural Network Model, *Neural Networks*, Vol.6, pp.963–973 (1993).
 - 34) Buhmann, J.M.: Oscillatory Associative Memories, *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, Arbib, M.A.(Ed.), pp.691–694, MIT Press (1995).
 - 35) 椎野正寿, 深井朋樹: ニューラルネットワークの統計力学とカオス, ニューラルシステムにおけるカオス, 合原一幸 (編), pp.189–239, 東京電気大学出版局 (1993).
 - 36) De Vries, B. and Principe, J.C.: The Gamma Model — A New Neural Model for Temporal Processing, *Neural Networks*, Vol.5, No.4,

pp.565-576 (1992).

(平成 12 年 6 月 29 日受付)

(平成 13 年 3 月 9 日採録)



長尾 夏樹 (学生会員)

1994 年近畿大学工学部電気工学科卒業. 1996 年神戸大学大学院教育学研究科修士課程修了. 現在, 兵庫教育大学大学院博士課程在学中. ニューラル・コンピューティションによる知能情報科学の研究に従事. 電子情報通信学会会員.



西村 治彦 (正会員)

1980 年静岡大学理学部物理学科卒業. 1985 年神戸大学大学院自然科学研究科博士課程修了. 学術博士. 現在, 兵庫教育大学 (情報科学) 教授. カオスとニューラルネットワーク, セルオートマトン等の知能情報科学および複雑系の科学の研究に従事. 電子情報通信学会, システム制御情報学会, 日本認知科学会, 日本神経回路学会等会員.