# カオスニューラルネットワークによる逐次学習に関する研究

Study of Incremental Learning in Chaostic Neural Network

2018y15 久保田　勘太郎 (Kantaro Kubota)

担当教員 出口　利憲 (Toshinori Deguchi), 山田　博文 (Hirobumi Yamada)

## 1.　はじめに

人間の脳は多数のニューロンが互いに接続し, ネットワークを構成することで成り立っている. 一つ一つの細胞が行う作用は比較的単純なものでありながら, それが集まり, システムとなるだけで優れた記憶能力や学習能力, 思考能力といったものを実現している.[1] 本研究で用いるカオスニューラルネットワークは, リカレント型ニューラルネットワークにカオス要素を取り入れたモデルである. このネットワークは, ニューロンの集合を 1 つのモジュールとして捉え, 入力, 海馬, 連合野に相当する 3 つのモジュールで構成されている.

本研究では, このモジュール間の結合係数を変えることで起こる, 学習結果の変化について調べてきた. モジュール結合のうち入力ー連合野間の接続を無くし, その他の係数を変化させることによる, 学習結果の変化が確認されている.

今回, 同様のモデルにおいて結合係数はそのままにその他学習の要素を変更し, 学習中のニューロン状態式の変化を調査した. この状態式や学習結果の変化から, このモデルの学習における特性の考察を行った.

## 2.　実験

本研究で用いたネットワークモデル（Fig.1）は, 入力・海馬・連合野の 3 つのモジュールから構成されている. 各モジュール内には 100 のニューロンが存在し, 全結合のネットワークが構成されている. ニューロンの状態式が一定の条件を満たすと, このモジュール内のニューロン間結合重み係数が変化していく. これが学習となる.

モジュール間は各モジュールのニューロンが 1 対 1 で結合している. この結合にはモジュール間の接合係数が掛かる. モジュール間は, 入力から海馬, 海馬から連合野, 連合野から海馬へ接続されている.

学習は, 1 と-1 合わせて 100 個で 1 パターンとする学習データを入力している. 1 つのパターンを

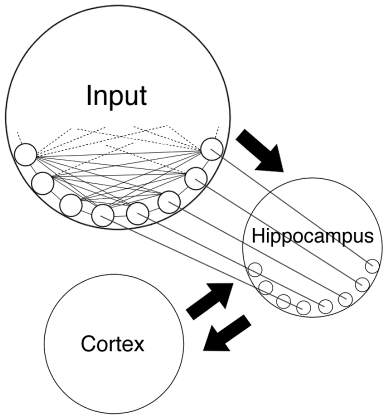


Fig.1.　Network model.

ネットワークに 100 回入力し学習を行った後, 同様に次のパターンを学習, これを 100 セット繰り返す. こうして学習した重み係数を別の全結合型ニューラルネットに適用し, 学習パターンを再度入力して同一の出力が得られたならば, パターンの学習成功としている.

今回は, ネットワークモデルが学習するパターン数を 2 つに減らした. 前回同様にモジュール間結合係数を変化させ, パターンを入力した. この結合係数のうち, 結合係数は一定のままで, 学習時のパターン入力数を 100 回から 200 回に変えた時, 学習成功数が変化した例があった. この例について, いくつかのニューロンの状態式と学習の経緯を調査した.

使用したニューロンの状態式を式 (1) に示す. 式 (2) は外部入力を示す第 1 項 $\xi$, 式 (3) はニューロン間結合を示す第 2 項 $\eta$, 式 (4) は不応性を示す第 3 項 $\zeta$ である.

$$x_i\,(t+1) = f\left[\xi_i\,(t+1) + \eta_i\,(t+1) + \zeta_i\,(t+1)\right] \tag{1}$$

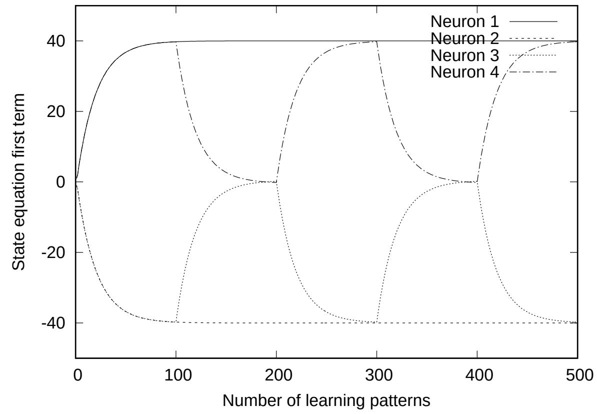

Fig.2. 100 times.

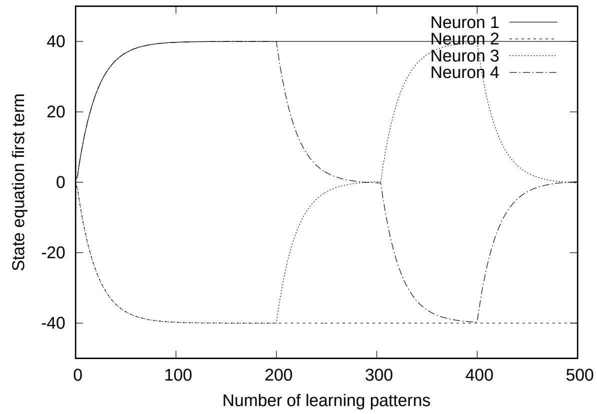

Fig.3. 200 times.

$$
\begin{aligned}
\zeta_i(t+1) &= k_s\zeta_i(t) + \sum_{j=1}^{M} v_{ij}A_j(t) \qquad (2) \\
\eta_i(t+1) &= k_m\eta_i(t) + \sum_{j=1}^{N} \omega_{ij}x_j(t) \qquad (3) \\
\xi_i(t+1) &= k_r\xi(t) - \alpha x_i(t) - \theta_i(1-k_r) \quad (4)
\end{aligned}
$$

## 3. 入力パターン数毎の学習の結果

複数あるニューロンのうち, 海馬モジュール内で明確な違いが確認されたニューロンの, $\xi$ の変化のグラフをパターン入力数別に Fig.2, Fig.3 に示す. 横軸は学習数, 縦軸は $\xi$ の値である. (Fig.2 : 入力パターン数 100, Fig.3 : 入力パターン数 200))

特に Neuron 3 と Neuron 4 において, 明確な違いが見られる. パターン数 100 では 40 ($-40$) 付近から 0 に近傍した後, また元の値に戻っているが, パターン数 200 では同様に 0 に近傍してから, $-40$ (40) 付近へと反対に動く. これらはそれぞれ, パターン入力が終わるまで同様な変化を示していた. この違いは, 40 ($-40$) 付近の変化からおよそ 100 前後入力した点で起こっているため, この時の学習状態を調査した.

## 4. 学習状態と内部式の比較の結果

海馬モジュールニューロンの内, 変化が分かりやすい Neuron 3 の $\xi$ を, 入力パターン数 100 回と 200 回の場合とで比較したものを Fig.4 に示す. ここで, pat:100 と pat:200 はそれぞれの学習回数における $\xi$ の値, learn:100 と learn:200 は, それぞれの学習が行われた点を示している. それぞれ, 最初の 100 回を除くと, 0 に近傍した付近に学習の形跡が見られる. その後, パターン数 100 の場合は学習が起こらずそのまま元に戻っているが, パターン数 200 は学習が連続的に起こり変化が起こる. 学習の経過データでは, 学習 2 回目, 89 回目の入力において, どちらのパターンでも, $\xi$ の正負が切り替わっており, その後にも学習が起こっている. パターン数 100 はここでパターンが切り換わるが, パターン数 200 は更にパターンが入力される為学習が続く. これにより $\zeta$ (不応性) の値が切り替わり, 連続的に学習が発生していた.

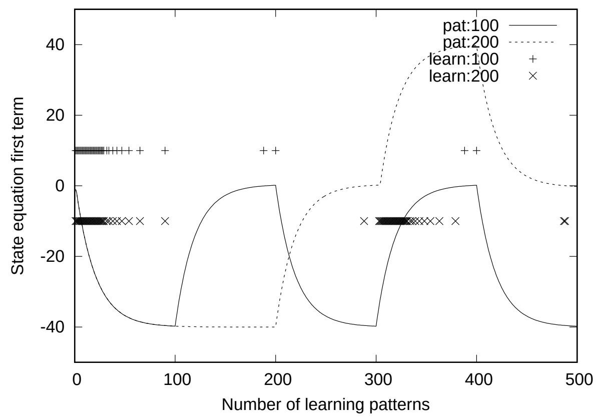

Fig.4. Comparison of 100 and 200 times.

## 5. まとめ

今回の実験の結果から, ニューロン状態式のうち, $\xi$ がきっかけとなり. なぜ 89 回目が変化点となったかについては, 入力層と連合野層からの入力と重みが影響していると考えられる.

単層のニューラルネットとは違い, 過去の入力を連合野が伝える為, 海馬は新しい入力を学習し難くなっていると思われる.

今後はこの結果をもとに, 係数や学習数を変えて検証を行いたい.

文 献


(1) 吉富康成: ニューラルネットワーク, 朝倉書店 (2002)