

カオスニューラルネットによる逐次学習を用いた動的想起に関する研究

Study on Dynamical Recall using Incremental Learning in Chaotic Neural Network

報告者 家入悠至 (Ieiri Yushi)

指導教官 出口利憲 (Deguchi Toshinori)

1. 研究の目的

パターン検索の一種であるサーチアクセスなどにおいて、動的想起により想起されるパターンの数は多いことが望ましい。実験の結果、ネットワークの素子数に応じた結合荷重の変化量の選択が、動的想起により想起されるパターンの数の増加にとって重要であることが明らかになった。本研究の目的は、素子数に対する最適な結合荷重の変化量を明らかにすることである。

2. カオスニューラルネット

ニューラルネットは生物の神経回路をモデル化したものであり、パターン(画像など)を学習することができる。ニューロン(神経細胞)間の信号の伝わりやすさがそれぞれ異なることによりパターンが記憶される。「信号の伝わりやすさ」とは、つまり他のニューロンの出力が自ニューロンへ入力される際の重み付けのことであり、これを結合荷重と呼ぶ。

ニューラルネットの一種であるカオスニューラルネットは、一般的なニューラルネットと比較して実際の神経回路により近いことが特徴であり、それは、不応性と呼ばれる一般にモデル化されない性質を取り入れているためである。不応性とは、発火(出力)した直後のニューロンはしばらく発火しにくくなる性質、つまり出力が過去の状態の影響を受ける性質のことをいう。「実際の神経回路により近いこと」の例として、ニューロンがカオス的な応答を示すことや、動的想起が観察されることが挙げられる。

3. 逐次学習

本研究では、入力されたパターンと同じパターンを出力するようにネットワークを学習させる。(これを自己連想記憶という。)結合荷重の値が変化することで

ネットワークがパターンを記憶することは先述した通りである。この荷重値の変化のさせ方、つまり学習方法として、本研究では逐次学習を採用している。逐次学習ではパターンを入力しながら学習を行っている。パターンが入力されるたびに各ニューロンがそれを記憶しているかどうかを判定し、結合荷重の値を少しずつ変化させる。1度の学習で結合荷重の値を変化(増減)させる量を「結合荷重の変化量」と呼び、 Δw で表す。

逐次学習は、自己連想記憶の代表的な学習法である相関学習(パターンからあらかじめ荷重値を算出する学習法)と比較して、はるかに多くのパターンを記憶できる。

4. 動的想起

カオスニューラルネットでは不応性のはたらきにより動的想起という現象が観察される。これは、外部からの入力を与えずにネットワークの状態を更新していくと、ネットワークが過去に学習したパターンのいくつかを出力(想起)する、いわば「勝手に思い出す」現象である。動的想起では、必ずしも学習した全てのパターンが想起されるわけではない。以下にアルファベットのパターンを49素子のネットワークに学習させた場合の動的想起の一例を示す。

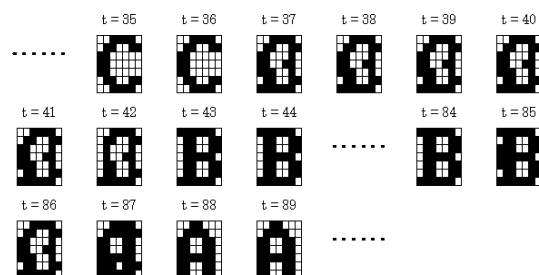


図 1. 動的想起の一例

5. 実験方法

ネットワークに学習させるパターンは 2 値のランダムパターンとした。(図 1 に例示したアルファベットのパターンではない。)

1つのパターンにつき連続で50回入力させる。(パターンが入力されるたびに逐次学習法に従って結合荷重の値が変化する, つまり, 学習が行われる。)これを全てのパターンについて行うことを 1 巡とすると, 100 巡した時点で学習を終了させた。

パターンの学習が終了した後, 動的想起を観察した。ネットワークの状態を 3000 回更新し, その過程で過去に学習したパターンが何種類出力されたかを記録した。その数をこれ以降「想起されたパターンの数」, 「想起パターン数」などと呼ぶ。

6. 実験 1 (素子数-想起パターン数の関係)

ネットワークの素子数が多ければ想起されるパターンの数もまた増加するのではないかと考え, 素子数 50 から 600 まで, 50 刻みで調べたところ, 図 2 のような結果となった。

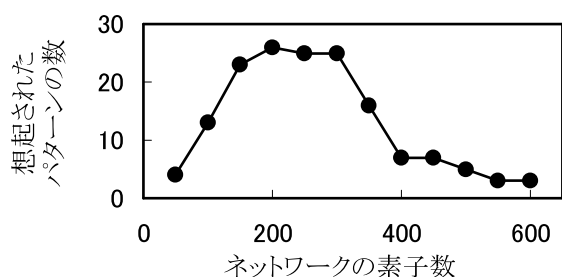


図 2. パターン数-素子数 ($\Delta w = 0.05$)

図から明らかなように 200 素子以上では想起されたパターンの数は減少していき, 素子数に伴ってパターン数が増加していないことがわかる。

7. 実験 2 (素子数-想起パターン数- Δw の関係)

実験 1 の結果(素子数に伴ってパターン数が増加しないこと)は結合荷重の変化量 Δw の選択が適切でなかったことに起因するのではないかと考え, 実験 2 では Δw を実験 1 の場合 ($\Delta w = 0.05$) より小さくして調べた。具体的には, Δw が 0.00625 から 0.05 まで, 0.00625 刻みで 8 通りの場合について実

験した。素子数については実験 1 と同様, 50~600 素子の場合をそれぞれ調べた。

実験の結果より, 「最適な」 Δw を選択した場合, 素子数の増加に伴い想起されたパターンの数もまた増加することがわかった(図 3)。(ここで言う「最適な」 Δw とは, ある素子数について Δw を 8 通り変えて実験をした中で, 想起されたパターンの数が最も多かった場合の Δw のことである。)

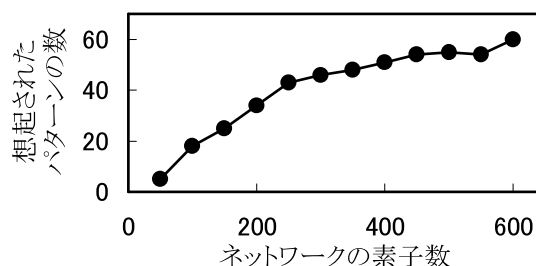


図 3. パターン数-素子数

(「最適な」 Δw を選択した場合)

ところで, それぞれの素子数にとっての「最適な」 Δw は図 4 の通りであった。「最適な」 Δw は素子数に対して一定でも単調に増加・減少するわけでもないことがわかる。

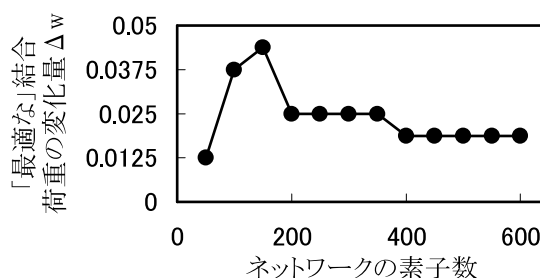


図 4. 「最適な」 Δw - 素子数

8. 今後について

「最適な」 Δw が, ネットワークに学習させるパターンにどの程度影響を受けるのか(パターンを変えた場合に図 4 と同様のグラフとなるのかどうか)を確認し, さらに, 素子数や Δw をより細かく変化させた場合について調べるつもりである。そして, 素子数に対する最適な Δw はどのような値になるのか, また, 最適な Δw がどのような理由によって決定されるのかを明らかにしていきたいと考えている。