

相互結合型ニューラルネットワークを用いた
連想記憶の記憶容量のGAによる進化

6Q-7

今田 彬 荒木啓二郎
奈良先端科学技術大学院大学

ランダムに生成した相互結合型ニューラルネットワークの結合行列をGAで進化させることにより既存の学習則を用いることなく49ノードをもつネットワークに最大5個のパターンを記憶させることに成功した。

1. はじめに

これまで連想記憶を進化的手法で扱った報告はそれほどないが、例えば藤田ら[1]による研究がある。ここでは、ニューロンの物理的形状を考慮に入れた進化が試みられていて興味深い。しかし、我々はここで、それよりもはるかに簡単なモデルを用いても進化による学習が可能であることを示す。

我々は以前に、ヘブ則で学習した結合行列にGAを適用することによりHopfieldモデルの約2倍の記憶容量が得られることを報告した[2]。本稿では、49ノードの相互結合型ニューラルネットワークを用いた連想記憶のシミュレーションにおいてランダムに生成した結合行列がGAにより最大5個のパターンを記憶することができたことを報告する。

但しここでは、進化によりいくつの固定点が得られるかのみを考察し、引き込み領域の大きさ等には触れない。

2. 方法

まず最初に結合行列 W 及び p 個のパターン ξ^μ ($\mu = 1, 2, \dots, p$) をともにランダムに生成する。但し、 W は -1 または 1 を要素とする 49 次の正方行列、 ξ^μ は 49 桁の -1 または 1 からなるバイナリパターン $\{\xi_1^\mu, \xi_2^\mu, \dots, \xi_{49}^\mu\}$ である。

次に W の各要素 w_{ij} に $e_{ij} \in \{-1, 0, 1\}$, ($i, j = 1, 2, \dots, 49$) を掛けて微調整した結合行列 256 個を用意し、これらを各世代の個体とする。但しここでは $-1, 0$ の生成率はともに 0.02 とした。ここで 0 を掛けることは結合を切ることを意味している。また -1 は結合の強化・抑制の役割を反転する。この e_{ij} が我々のGAの遺伝子となる。

各結合行列により ξ^μ を順次次式を用いて非同期更新する。

$$s_i^\mu(t+1) = \text{sgn}\left(\sum_{j=1}^{49} w_{ij} s_j^\mu(t)\right).$$

ここで $s_j^\mu(t)$ は μ 番目のパターンに対する、更新時間 t におけるノード j の状態であり、 $s_j^\mu(0) = \xi_j^\mu$ とする。

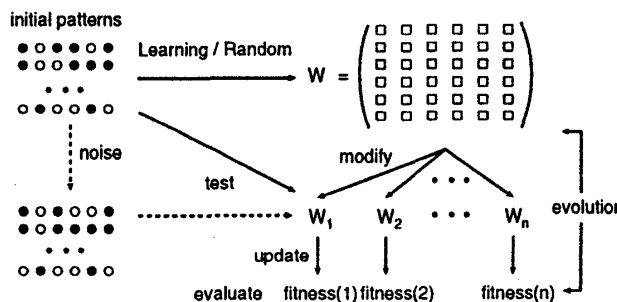


図 1: Overview of Our Genetic Algorithm

このとき、ある更新時間 t_0 までの各ステップ毎に初期パターンとの重なり度を求めて合計し、これを p 個のパターンすべてに対して繰り返した総和を正規化して fitness f とした。つまり、

$$f = \frac{1}{p \cdot (t_0 - 1) \cdot 49} \sum_{\mu=1}^p \sum_{t=2}^{t_0} \sum_{j=1}^{49} \xi_j^\mu s_j^\mu(t).$$

とする。あらかじめヘブ則で学習している場合は更新時間 $t = 98$ の1点のみで重なり度を求め、その全パターンの総和を fitness としても固定点が得られたが[2]、ランダムに生成した結合行列でこれを fitness とすると、計算した1点では重なり度は高いが、更新時間とともに fitness が振動するような個体が多く残る。それを避けるため、上述のようにある時間までのすべての時間での重なり度を加えた。但しこの場合も十分長い時間の総和を求めないとその時間まででのみ重なり度が高い個体を多く残してしまう。ここでは主として更新時間 $t = 490$ までの和とした。

なお突然変異率は 0.01 とした。また、各世代において fitness の上位 40% の個体を親として交叉率 0.56 の一様交叉を行なって新しい個体をつくり、親とともに次の世代を構成した。

上で述べた遺伝子中の $-1, 0$ の生成率 \cdot 1世代あたりの個体数 \cdot 突然変異率 \cdot 交叉率及びその方法等は多数回の試行により決定したが、その意味の解釈とともに今後さらに検討が必要である。

Mutually-Connected Neural Network Can Learn Some Patterns by Means of GA.
A.Imada, and K.Araki
Nara Institute of Science and Technology
8916-5 Takayama, Ikoma, Nara, 630-01 Japan

3. 結果及び考察

p = 4, 6, 8, 12 について 3000 世代までの進化の様子を図2に示す。ここで fitness の値が 1.000 になった

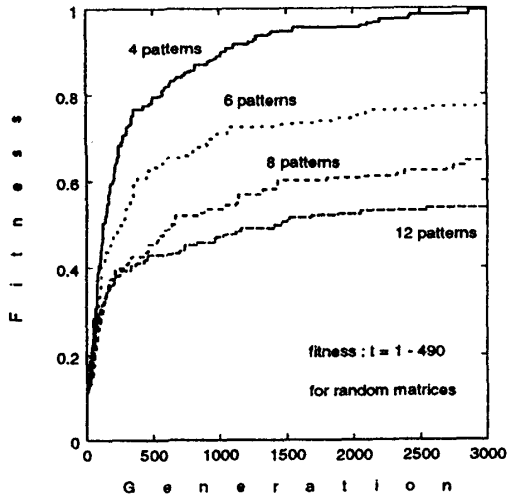


図 2: Fitness vs. Generation

場合は、最初に与えたパターンすべてが固定点になっていることを示している。一方 fitness の値が 1.000 に達していないときはいろいろな場合が考えられるが、全体として最初に与えたパターンとのずれが少ないことを示している。またこのとき一部のパターンは固定点になっている場合もあるが、詳しい様子は fitness の値からだけでは分からず個別に確認する必要がある。表 1 にパターン数を増やしていったときに 3000 世代で得られた fitness の値及び固定点の数を示す。

表 1: Maximum Number of Fixed Points

patterns	4	5	6	7
fitness	1.000	1.000	0.780	0.808
fixed-point	4	5	1	0

Hopfield のモデルでは結合行列は対称であり、対角成分がすべて 0 でそれら以外に 0 の要素をもたない。一方我々の方法では生成した最初の結合行列には対角成分も含めて要素に 0 はない。各世代の個体がつくられるときに 0 が掛けられることにより 0 の要素が生じる。この 0 は最初 0.02 の率で生成され、その後の出現頻度は淘汰により変化する。また結合行列の対称性は我々の最初の結合行列ではほぼ完全に非対称である。結合行列に含まれる 0 の率及び結合の対称性が進化にともなうどう推移していくかをパターン数が 4 の場合を例にとって図3に示す。但しここでは対称性 η として次の定義を用いた。

$$\eta = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} w_{ji}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}^2}$$

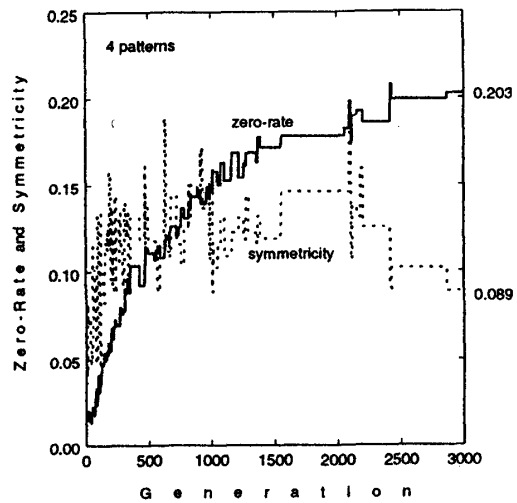


図 3: Zero-rate and Symmetricity

図3において、0 の率は fitness の増加と同じ振舞いをしていてパターンの学習に何らかの重要な意味があることを示している。一方対称性はここでは記憶の進化には無関係のようにみえる。

4. おわりに

相互結合型ニューラルネットワークを用いた連想記憶のシミュレーションにおいて、ランダムに生成された結合行列が、これもランダムに生成したバイナリーパターンの非同期更新の結果ができるだけ変化しないような淘汰圧をもった GA を実施したところ、49 個のノードを持つニューラルネットワークに対して最大 5 個のパターンを固定点として記憶させることができた。これは Hopfield のモデルにおける記憶容量の限界である 8 個前後と比較すると約 6 割にすぎないが、既存の学習則を一切用いずに記憶させることができた点に意義がある。

別の報告 [2] で示した学習後の結合行列の GA による微調整で記憶容量を増やすことができた事実と合わせ考えると、GA は従来みられなかった学習メカニズムをもっている可能性がある。実際、これらのシミュレーションで得られた結合行列は Hopfield のモデルで得られるものとは全く異なった形をしている。

今後、これらを組み合わせることによる記憶容量の増加及び GA の学習メカニズムの解明について引き続き研究を行なっていく予定である。

参考文献

- [1] 藤田成隆, 西村治彦; 進化的ニューラルネットワークと連想記憶, 平成 6 年度日本神経科学学会年会予稿集, 179-180 (1994)
- [2] Imada, A., and Araki, K.; Genetic Algorithm Enlarges the Capacity of Associative Memory, Technical Report of Nara Institute of Science and Technology (to appear)