

1 L - 6

相互結合型ニューラルネットの自己想起機能

(株) 豊田中央研究所

松成文夫、大嶋満寿治

1. はじめに

学習能力はニューラルネットに期待される基本的機能である。我々は、前に、ホップフィールド型ニューラルネットに「学習—反学習」の概念を直接用いて、相互想起型の問題に適用した [1] [2] [3]。

今回、この学習方式を、更に一般的な学習・記憶方法である自己想起型の問題に適用した。

2. 学習方式

2.1 ホップフィールド型モデル

ニューラルネットの状態方程式は、素子の内部状態量を u_i 、外部出力値を x_i とすると、次式で表わされる。

$$\frac{du_i}{dt} = -u_i + \sum_j W_{ij} x_j \quad (1)$$

$$x_i = f(u_i) \quad (2)$$

W_{ij} は結合係数であり、 $W_{ij} = W_{ji}$ 、 $W_{ii} = 0$ の関係がある。また、関数 f はシグモイド関数である。

エネルギー E は次式で表わされる。

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j W_{ij} x_i x_j + \sum_i \int_0^{x_i} f^{-1}(x) dx \quad (3)$$

素子の平衡点(*)は、エネルギー E の極小点であり、次式で表わされる。

$$u_{i,*} = \sum_j W_{ij} x_{j,*} \quad (4)$$

2.2 学習—反学習

入力素子を固定した過程を学習過程(+)とし、全素子を自由とした過程を反学習過程(-)と呼ぶ。この時のエネルギー差 F を導入する。

$$F = E^+ - E^- \quad (5)$$

一般に、エネルギー E は複数個の極小値を持つ。反学習過程での極小値のうち、対応する学習過程の極小値と比較すると、学習過程では、反学習過程に比べて、自由素子の個数が少ないため、エネルギー差 F_* は非負の関係にある。

学習の進行につれて、極小値の個数は減少するが [4]、反学習過程での極小値の個数が提示パターンの個数と等しくなるとすると、学習パターンの個数 K を十分大きくとることによって、平均エネルギー差 (F_*) は非負の関係にある。

$$\langle F_* \rangle = \sum_k \frac{(F_*)_k}{K} \quad (6)$$

$$= \langle E^+ \rangle - \langle E^- \rangle \quad (7)$$

$$\geq 0 \quad (8)$$

このことから、学習則として次式が成立する。

$$\frac{dW_{ij}}{dt} = -\left\langle \left(\frac{\partial F}{\partial W_{ij}} \right)_* \right\rangle \quad (9)$$

$$= \langle (x_{i,*}^+ x_{j,*}^+ - x_{i,*}^- x_{j,*}^-) \rangle \quad (10)$$

3. 実験結果

3.1 想起方法

この学習方式で、アナログ型のデータについて、どの程度の記憶・連想機能があるかを調べるために、ここでは2つのシミュレーション実験を行なった。

想起方法としては、前記学習方式によって生成されたニューラルネットを使い、入力素子の一部分を固定し、平衡点を求めることによって行なった。

3.2 家族の検索

図1はある家族を題材とした簡単なデータベースである。各人の名前と属性値を一つの学習パターンとして、

学習・記憶する。想起は名前または属性値の一つをキーとして対応する学習パターンを想起する。

年齢を高齢、非高齢の言語的表現の場合、これを2値で表わすと、離散量のデータベースであり、名前または属性値をキーとした検索は可能であった。

年齢をアナログ量で記憶した場合も、名前からの想起は可能であった。図2はアナログ属性値からの想起例として、適当な年齢をキーとした場合に、各名前が想起された頻度分布をしめす。分布はキー素子以外のランダムに設定する自由素子の初期値によって、ある程度制御され、初期値の範囲を広くとると広い分布になり、狭くとると狭い分布になる。

名前	性別	結婚	年齢	職業	住所
省三	男	既婚	高齢	無職	岡山
政子	女	既婚	高齢	無職	岡山
文夫	男	既婚	非高齢	就職	愛知
亜子	女	未婚	非高齢	就職	愛知

(1) : 言語的表現

名前	性別	結婚	年齢	職業	住所
省三	0.9	0.9	.84	0.1	0.1
政子	0.1	0.9	.76	0.1	0.1
文夫	0.9	0.9	.50	0.9	0.9
亜子	0.1	0.1	.22	0.9	0.9

(2) : 数値的表現

図1. ある家族

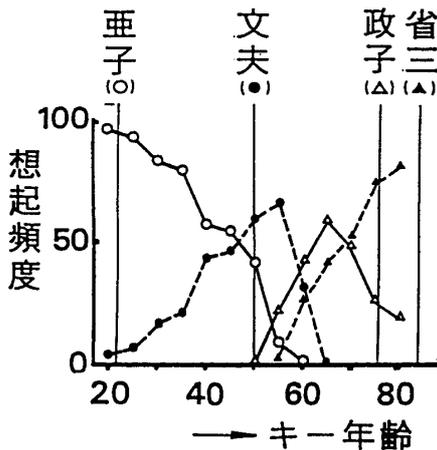


図2. 年齢をキーとした想起頻度分布

3.3 関数列の生成

図3は関数列の生成例である。関数列として

$$x, x^2, x^3, \sin(\pi x/2), \cos(\pi x/2)$$

を選び、 x の値を $[0,1]$ 区間にランダムに選び、それから計算される関数値の組を一つの学習パターンとして、学習・記憶させた。想起は x をキーとして固定し、他の関数値を含むパターンを想起した。

結果は定量的には十分とはいえないが、定性的には傾向を示している。

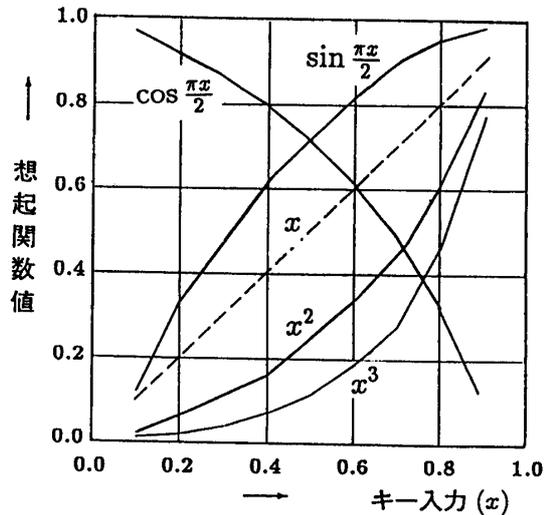


図3. 関数の生成例

4. まとめ

今回、ホップフィールド型モデルに対する学習方式を自己想起型の問題に適用した。家族の検索、関数の生成などのアナログ的な問題に対して、定量的には十分ではないが定性的な能力を持っていると思われた。

学習方式として示した内容には、学習過程での平衡点は提示パターンを示す1点のみである、反学習過程での平衡点の個数は提示パターンの個数に等しい、などの仮定が含まれている。

今後、これらの理論的な検討を進めたい。

参考文献

- [1] Hopfield, J., J. "Computing with Neural Circuits : A model" Science 233,625-633(1986)
- [2] Crick, F. "The function of dream sleep" Nature 304, 112-114(1983)
- [3] 松成、大嶋『相互結合型ニューラルネットの一学習方式』、情報処理学会第39回全国大会、1989
- [4] 鈴木、嘉教『連想記憶モデルに関する基礎研究—学習・反学習について—』情報処理学会第39回全国大会、1989