

スパース符号化された連想記憶モデルの想起特性

宮崎大学 工学部 情報システム工学科

76050580 山本 浩史

1 はじめに

人は誰かの顔を見たとき、知り合いかどうか、すぐに分かる。人は「知らない」ことを一点の曇もなく即座に答えることができる。よく考えてみると、これは不思議だ。脳の記憶をモデル化したものに、連想記憶モデルがある。連想記憶とは、「りんご」という言葉から、「赤い」や「丸い」を思い出したり、知人の「声」から「顔」を思い出すように、一部の情報から実際の記憶に近いものを思い出すことである。連想記憶モデルの研究は古くから行われてきたが、想起の成否を容易に判断できるモデルはなかった。Hopfield は 2008 年に、この機能を説明する新しい連想記憶モデル (2008 モデル) を発表した [3]。これまでのモデル [1, 2] とは記憶パターンの生成方法、結合係数の設定方法、活動のダイナミクスが異なる。本研究では、そのうち何が本質的に効いているのか明らかにする。さらに、同じ機能をより単純化したモデルを用い実現できたので、それを報告する。

2 Hopfield2008 モデル

2.1 数理モデル

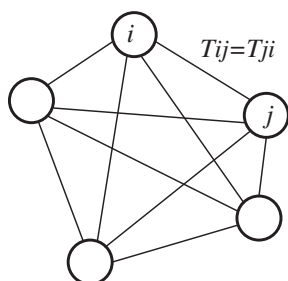


図 1: 相互結合型の神経回路モデル

まず Hopfield によって提案された、連想記憶モデルについて簡単に紹介しよう。このモデルと通常の連想記憶モデルとは、記憶パターンの生成方法、結合係数の設定方法、活動のダイナミクスの 3 点が異なる。モデルは N 個のニューロンとそれらをつ

なく結合から成り立っている (図 1)。 i 番目のニューロンの内部状態を u_i 、出力を V_i で表す。各々の結合に対して、その強さを表す実数値 T_{ij} が定められている。ここで、 T_{ij} は j 番目から i 番目へのニューロンの結合の重みであり、 $T_{ii} = 0$ とする。各素子は、その総入力に応じて、自分の状態を更新する。具体的には、以下の式に従う。

$$u_i(t+1) = u_i(t) + 0.0015 \left(-\frac{u_i(t)}{100.0} + \sum_{j=1}^{1000} T_{ij} V_j(t) - h \right) \quad (1)$$

$$V_i(t+1) = \begin{cases} u_i(t+1), & \text{if } u_i(t+1) > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

h はしきい値に対応する。 h は以下の式に従い、時間的に変化する。

$$h = -30.0 + 3.5 \left(\sum_{k=1}^{1000} V_k(t) \right) \quad (3)$$

$$\text{if } h < 0 \Rightarrow h = 0 \quad (4)$$

2.2 記憶パターンの学習

$N = 1000$ の回路を考えよう。回路に記憶させる記憶パターンの一例を図 2 に示す。 $50 \times 20 = 1000$ 個のニューロンの活動が示されている。このパターンは 50 行から構成されているが、1 つの行には 1 つのニューロンしか興奮していない。さらに、左側に表示されているニューロンほど興奮しやすくなっている。Zipf の法則に従い k 列目のニューロンが選ばれる確率が、

$$p(k) = \frac{1/k}{\sum_{n=1}^{20} 1/n} \quad (5)$$

になるよう、記憶パターンは生成された。通常モデルは、結合係数を Hebb 学習で変更するが、2008 モデルでは i 番目と j 番目のニューロンが 1 度でも同時に興奮すれば、 $T_{ij} = T_{ji} = 1$ と設定される。

2.3 シミュレーション

2008 モデルにおける想起過程の様子を紹介しよう。記憶させるパターン数 $m = 225$ とした。回路

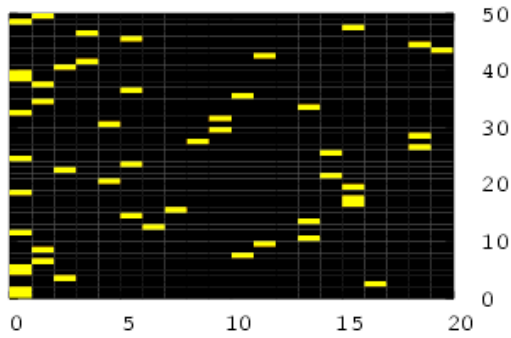


図 2: Zipf の法則で生成された記憶パターンの例

の初期状態を $V_i(0)$, $i = 1, \dots, 1000$ として, 1 番目のパターンの 50 行のうち, 1 から α 番目の行に正しい 0, 1 の値を入れる. 例えば, $\alpha = 10$ のときは, 1000 個のうち最初の 200 個に正しい 0, 1 のパターンを入れて, 残りの 800 個は 0 にしておく. どの程度正しい記憶が想起できているか調べるため, 式 (6) で類似度を求めた.

$$dc = \frac{\text{正しく想起できた数} - \text{間違っして想起した数}}{50} \quad (6)$$

ただし, $dc < 0$ となるときは, $dc = 0$ とした. 想起の過程を図 3¹ に示す. 明るい色はニューロンの活動度が高く, 暗い色ほど活動度が低いことを表し, 黒い部分は興奮していないことを表す. 活動度の値は図右側のカラースケールに従う. 初期値 $\alpha = 10$ の場合で想起させると図 3 のようになった. すぐに類似度は 1.0 となり, 想起に成功したことが分かる. 次に, 想起に失敗する様子を調べるため, 図 4 のように初期値 $\alpha = 5$ で想起させた. 更新後すぐに類似度は 0.0 となり, 想起に失敗したことが分かる. 600 回更新した時点で, 活動度の高いニューロンが左側に集中している. また, 2400 回更新しても全体の活動度は一定になっていない. このように 2008 モデルでは, 想起に失敗することが, 活動度の違いと, 平均活動度の高いニューロンが左側に集中することで容易に判断できる.

3 実験

3.1 記憶パターンを一様分布で生成する

記憶パターンを Zipf の法則ではなく, 一様分布で生成し想起させた. つまり, 各行 20 個のニュー

¹ 図の左下の文字が重なっているのは 3 次元の表現を 1 方向からプロットしているため.

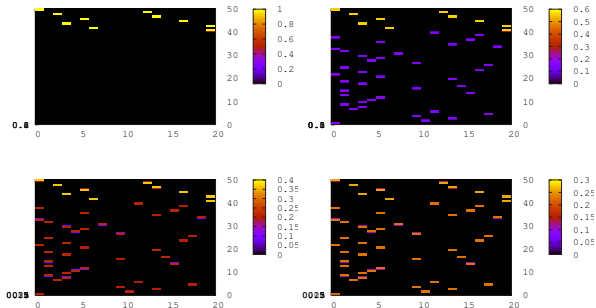


図 3: $\alpha = 10$. 左上から 0 回, 600 回, 1200 回, 2400 回更新した様子

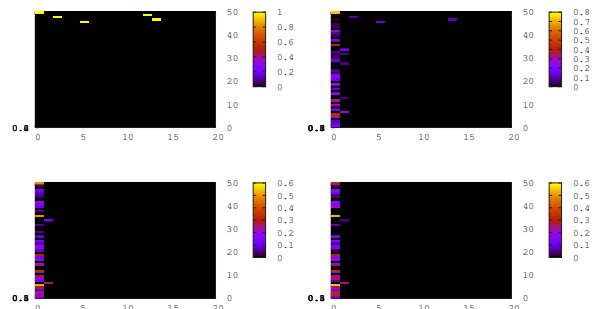


図 4: $\alpha = 5$. 左上から 0 回, 600 回, 1200 回, 2400 回更新した様子

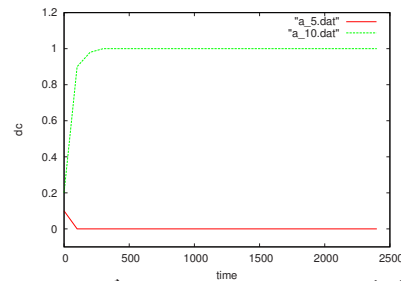


図 5: (2008 モデル) $\alpha = 10$, $\alpha = 5$ で想起した類似度

ロンが, それぞれ 5% で興奮する. 各行で, 1 つのニューロンしか興奮しない条件は変えていない. 記憶パターン数 $m = 225$, 初期値 $\alpha = 10$ で想起させると図 6 のようになった. 更新後すぐに類似度は 1.0 となり, 想起に成功している. 次に, 初期値 $\alpha = 5$ で想起した様子を図 7 に示す. 興奮するニューロンはすぐに決まるが, 類似度は 0.0 となり想起に失敗している. 失敗するときは, 記憶パターンを Zipf の法則で生成した時とは違い, 活動度の高いニューロンの位置は分散している. 活動度をみると, 100 回程度の更新では失敗を判断するのは難しい. 700 回程度更新した時点で, 失敗と判断できた. ただし, 記憶パターンによっては活動度の微妙なものが

あり，1000 回程度更新しないと判断できない場合があった．

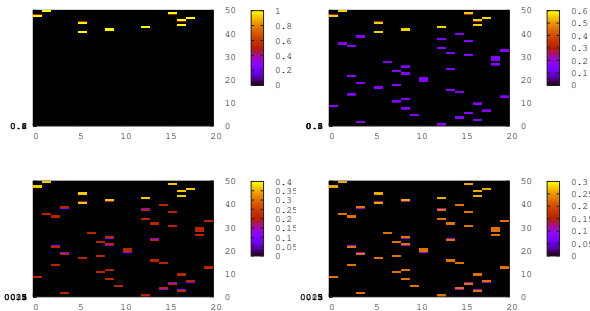


図 6: $\alpha = 10$. 左上から 0 回, 600 回, 1200 回, 2400 回更新した様子

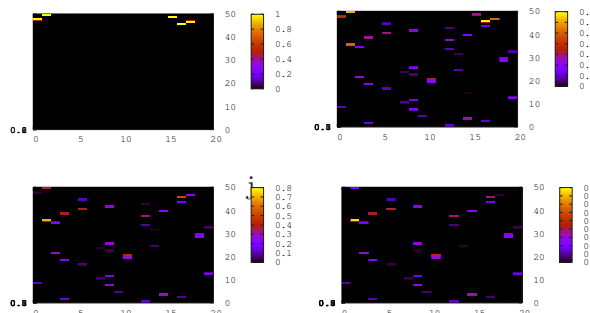


図 7: $\alpha = 5$. 左上から 0 回, 600 回, 1200 回, 2400 回更新した様子

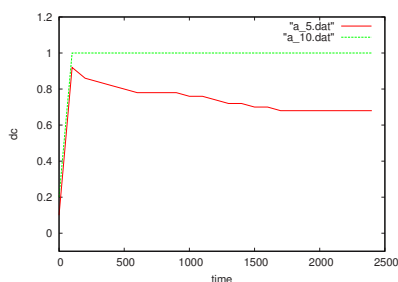


図 8: (記憶パターン一様分布) $\alpha = 10$, $\alpha = 5$ で想起した類似度

3.2 活動のダイナミクスを従来型にする

想起失敗時に活動度の高いニューロンが左に寄ることは，Zipf の法則による記憶パターンの生成が効いているようだ．次に，従来のモデルで用いられている 0, 1 の 2 値をとるダイナミクスを利用して想起させた．活動のダイナミクスは，式 (7), (8) [1] に従い，記憶パターンの生成は Zipf の法則に従い生成する．なお，このままでは活動が抑えられなく

なるので，内部状態を計算し大きいものから 50 個を取り出して更新する．

$$u_i(t) = \sum_{j=1}^n T_{ij} u_j(t-1) \quad (7)$$

$$V_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{if } u_i(t) > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

図 9 のように，記憶パターン数 $m = 225$ ，初期値 $\alpha = 10$ で想起させた場合，すぐに類似度 1.0 となり正しく想起できている．図 10 に初期値 $\alpha = 5$ で想起したときの様子を示す．類似度はすぐに 0.0 になり，想起に失敗したことが分かる．ダイナミクスが 0, 1 の 2 値のため，活動度の違いでは想起の失敗を判断できない．しかし，活動度の高いニューロンが左側に集中するため，すぐに失敗を判断できる．

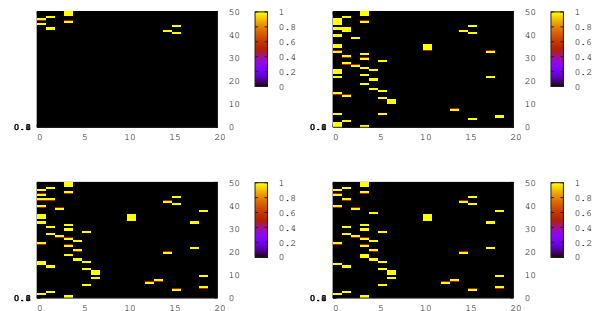


図 9: $\alpha = 10$. 左上から 0 回, 2 回, 4 回, 30 回更新した様子

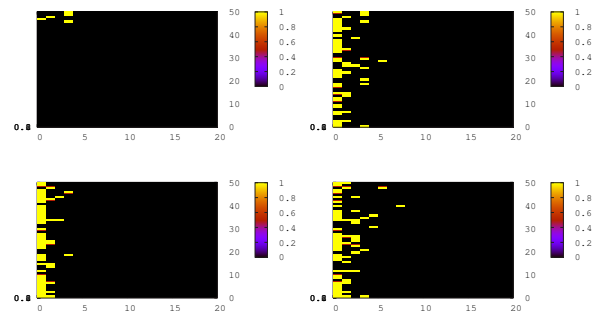


図 10: $\alpha = 5$. 左上から 0 回, 2 回, 4 回, 30 回更新した様子

3.3 結合係数をコバリアンス型にする

従来型のダイナミクスを用いても，想起の失敗は容易に判断できた．最後に，結合係数をコバリアンス型にして想起させた．結合係数は式 (9), (10) に

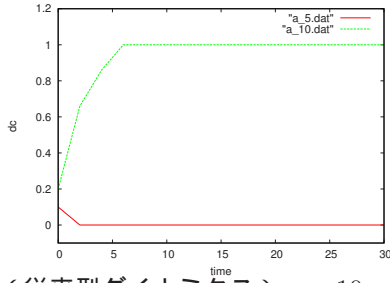


図 11: (従来型ダイナミクス) $\alpha = 10$, $\alpha = 5$ で想起した類似度

従って設定した [2] .

$$T_{ij} = \frac{1}{n} \sum_p^m (u_i^p - \bar{u}_i)(u_j^p - \bar{u}_j) \quad (9)$$

$$\bar{u}_i = \frac{1}{p} \sum_{p=1}^m u_i^p \quad (10)$$

このまま更新すると活動度が低く想起の様子が見えにくいため、式 (1) のパラメータ 0.0015 を 0.015 に変更した . 初期値 $\alpha = 10, 20$ で想起させた様子を 図 (12), (13) に示す . どちらも正しく想起できなかった . ただし、想起に失敗することは、2008 モデルと同様に活動度の高いニューロンの位置、活動度の違いで判断できた .

4 まとめ

今回の研究で、2 つのことを確認した . まず、活動度の違いで失敗と判断できることは、2008 モデルのダイナミクスが効いている . そして、想起に失敗するとき、活動度の高いニューロンが左側に集中することは、Zipf の法則による記憶パターン生成が効いているということである . さらに、今回、単純化した 2 値のダイナミクスで、2008 モデルと同様に、想起の成否を容易に判断できるモデルを実現できた .

参考文献

- [1] J. J. Hopfield. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proceedings of the National Academy of Sciences, U.S.A., vol.79, pp.2554-2558, 1982.
- [2] 甘利 俊一, 神経回路網モデルと接続性ニズム, 東京大学出版会, 1989 .

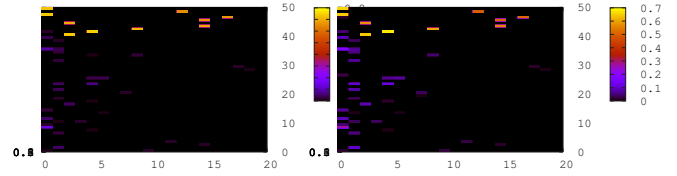
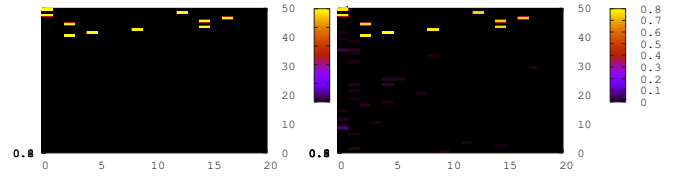


図 12: $\alpha = 10$. 左上から 0 回 , 600 回 , 1200 回 , 2400 回更新した様子

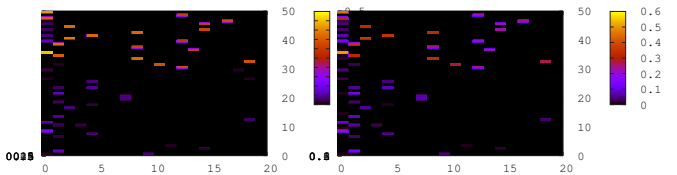
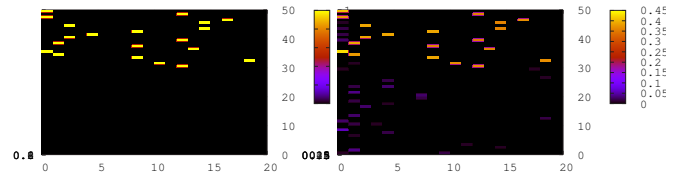


図 13: $\alpha = 20$. 左上から 0 回 , 600 回 , 1200 回 , 2400 回更新した様子

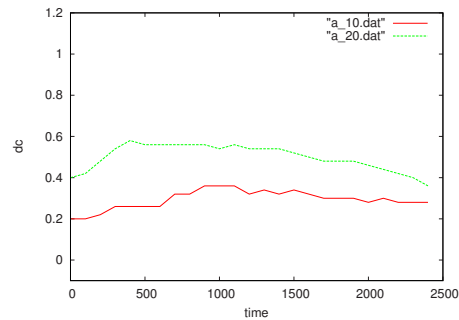


図 14: (コバリアンス型結合係数) $\alpha = 10$, $\alpha = 20$ で想起した類似度

- [3] J. J. Hopfield. Searching for memories, Sudoku, implicit check-bits, and the iterative use of not-always-correct rapid neural computation. Neural Computation, vol. 20, pp. 1119-1164, 2008 .