

# CDMA 方式を使ったホップフィールドネット集積アーキテクチャ A Novel Architecture for implementing Large-Scale Hopfield Neural Networks using CDMA Communication Technology

金澤 雄亮 (PY), 浅井 哲也, 雨宮 好仁

Kanazawa Yusuke(PY), Asai Tetsuya, and Amemiya Yoshihito

北海道大学 工学部 電子工学科

Department of Electrical Engineering, Hokkaido University

We propose a novel LSI architecture that allows silicon LSIs to implement mutual-coupled neural networks. The architecture reduces wiring areas of Hopfield neural networks by using CDMA protocols for communicating between neurons. As an example, we propose a CDMA-Hopfield neural network, aiming at examining retrieval properties of the network. Extensive simulation results indicated that the CDMA-Hopfield neural network of  $N$  neurons could retrieve signal patterns from  $P$  memory patterns when  $P/N \approx 0.3$ .

## 1 はじめに

ホップフィールドネットを集積回路化することで、連想メモリチップを作りたい。ホップフィールドネットのような相互結合型のネットワークは、ニューロン数の増加にともないシナプス結合（結合重みを記憶するメモリとニューロン間の配線）が指数関数的に増加する。このシナプス結合の増加は、大規模なニューラルネットを集積回路化する際に大きな問題となる。なぜなら、シナプスメモリと配線がチップ上の大部分の面積を占有し、集積度が低下するためである。従って、相互結合型ニューラルネットの集積回路化には、新しいアーキテクチャが不可欠である。光ニューラルネットは、配線部増大の問題を解決するアーキテクチャの一つである [1]。これは、光の空間並列性を利用し、三次元媒体（空気など）を通して情報を伝達することで、配線部増大の問題を解決するものである。しかし、シリコン LSI の製造プロセスと光デバイスの製造プロセスのミスマッチにより、集積回路化は容易ではない。そこで、我々は既存の集積回路技術を用いて、大規模ニューラルネットを集積化する新たなアーキテクチャを作りたい。本稿では、CDMA 技術を用い、かつ連続時間で動作するホップフィールドネットの構成とその連想記憶シミュレーション結果について示す。

## 2 ネットワーク構成アーキテクチャ

従来の相互結合型ニューラルネットの構成を図 1(a) に示す。ホップフィールドネットは典型的な相互結合型ニューラルネットである。このネットワークは  $N$  個

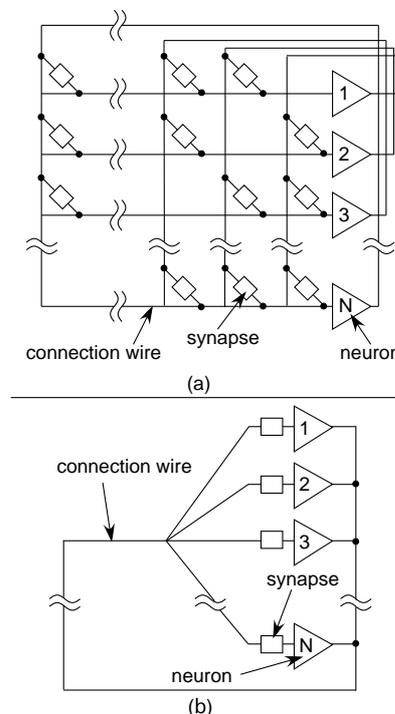


図 1: 相互結合型ネットワークの構成 (a) 結合重みが非一様, (b) 結合重みが一様

のニューロンと  $N(N - 1)$  個の配線とシナプスデバイスを持つため、ニューロン数が増加すると、配線とシナプスデバイスが指数関数的に増加する。一方、それぞれのニューロンに対して一様な結合重みを持っているネットワークであれば、配線とシナプスデバイスの数を減少させることが可能になる（図 1(b)）。なぜなら、全てのニューロンに対する入力と同じであり、一本の配線を共有して信号を伝達することが可能なためである。このネットワークはニューロン数  $N$  に対して

配線数が  $N$  本で増加するので、配線部の面積爆発が起こらず、集積回路化に適している。もし、この配線を共有する方法が相互結合型ニューラルネットに適用できれば、ホップフィールドネットの集積回路化が容易になるだろう。一つの伝送路を共有する方法（情報の多重化）は、無線通信の分野で広く実用化されている。また、デジタルシステムの分野でも、チップ間の情報伝達を多重化する手段として「有線 CDMA バスインターフェイス」が注目を浴びている [2][3]。この技術を相互結合型ニューラルネットに適用することで、配線部の面積増大を克服し、集積度を高めることができそうである。以降、CDMA 方式を用いた、大規模なホップフィールドネットを集積化するアーキテクチャについて解説する。

### 3 CDMA ホップフィールドニューラルネット

#### 3.1 CDMA 方式

CDMA 方式は現在、無線通信の分野で広く利用されている多重化の方式である [4]。CDMA 方式ではそれぞれのユーザに特定の符号（拡散符号と呼ばれる）を与え、その符号を参照することでユーザの識別を可能にする。従来の FDMA（周波数分割多重接続）や TDMA（時間分割多重接続）と違い、信号が周波数的、時間的に混在してもユーザの識別が可能である。以下に、CDMA 方式の一つである、直接拡散法を例に取り CDMA の原理を説明する。

CDMA 方式では拡散、逆拡散と呼ばれる操作を行うことで信号の伝達を行う。拡散（spreading）とは、ユーザが送りたい情報信号（時間  $T$  毎に値が変化し、 $\pm 1$  の値をとる）に拡散符号と呼ばれる雑音信号（時間  $T_c$  ( $T > T_c$ ) 毎に値が変化し、 $\pm 1$  の値をとる）をかけ合わせることで情報信号の持つ周波数帯を広げる操作である。逆拡散（despreading）とは、拡散された情報信号に、拡散に使った符号と同じ符号をかけ合わせ、時間  $T$  に渡り積分することで拡散された情報信号を元に戻す操作である。拡散と逆拡散は拡散符号の自己相関を計算することと等価である。従って、複数のユーザが同時に信号を送ったとしても、それぞれに与えられた拡散符号の相互相関が無ければ、通信を行いたい相手の拡散符号を使って逆拡散することで所望の情報信号のみを取り出すことができる。図 2 に 3 ユーザの場合の直接拡散法による通信の例を示す。ここで

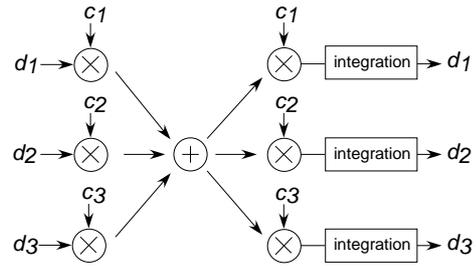


図 2: 直接拡散法による CDMA 通信の例

$d_i$  はユーザ  $i$  が送信する情報信号、 $c_i$  はユーザ  $i$  に与えられた拡散符号を表している。一連の計算で最終的に得られるユーザ  $i$  の復元信号  $D_i(n)$  は

$$D_i(n) = \frac{1}{T} \int_{nT}^{(n+1)T} c_i(t) \sum_{a=1}^P d_a(t) c_a(t) dt, \quad (1)$$

となる。ここで  $T$  はシンボルレート、 $c_i(t)$  はユーザ  $i$  の拡散符号、 $d_i(t)$  はユーザ  $i$  の情報信号、 $n$  は情報信号の  $n$  番目のビット、 $P$  はユーザ数をあらわす。

#### 3.2 ネットワーク構成

ホップフィールドネットのダイナミクスは

$$\tau \frac{du_i}{dt} = -u_i + \sum_{j \neq i}^N J_{ij} f(u_j), \quad (2)$$

で表される。ここで、 $u_i$  はニューロンの膜電位、 $f(x)$  は伝達関数、 $N$  はニューロン数であり、また  $J_{ij}$  は

$$J_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{\mu=1}^P \xi_i^\mu \xi_j^\mu, \quad (3)$$

で表される結合重みである ( $P$  は記憶させたいパターン数、 $\xi^\mu$  は記憶させたい  $\mu$  番目のパターン)。通常、ホップフィールドの連想記憶モデルでは伝達関数として、シグモイド型の単調増加関数が用いられる。しかし、ニューロンの伝達関数に非単調な関数を用いることでネットワークに新しい機能が加わる。例えば記憶容量が約三倍に増加し、また想起の際に障害となるノイズ成分が完全に消失するような相も生まれる [5]。このようなネットワークの機能向上は連続時間で動作するホップフィールドネットのみであられる。

上記のダイナミクスに CDMA 部分を組み込むことで、結合の配線を多重化した CDMA ホップフィールドネットを構成する。CDMA ホップフィールドネットに非単調な伝達関数を持つニューロンを使うことによ

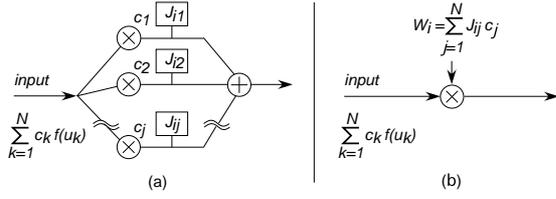


図 3: シナプス部の多重化

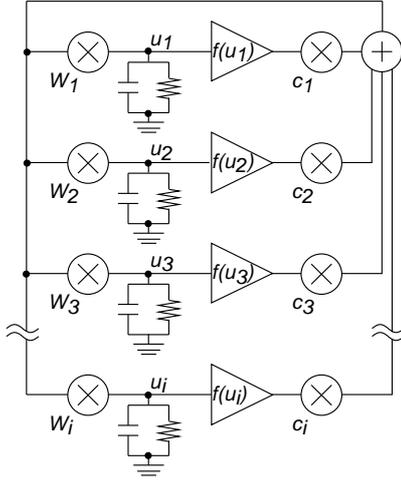


図 4: CDMA ホップフィールドネット

る機能が加わることは、連想メモリの実用上大きな利点となる。しかし、CDMA 方式は本来離散時間で動作するシステムであるため、CDMA ホップフィールドネットを連続時間で動作させるには、システム構成の変更が必要になる。

文献[3]で、CDMA の演算とシナプス部の演算を一体化させる方法が提案されている。具体的には、CDMA における拡散符号の乗算とホップフィールドネットにおける結合重みの乗算を一体化させる。この方法を用いると、従来は  $N$  個のニューロンを持つネットワークで  $N(N-1)$  個あったシナプスデバイスと拡散符号の乗算機 (図 3(a)) が多重化により  $N$  個にまで減少される (図 3(b))。CDMA 方式による配線とシナプスの多重化を組み込んだ CDMA ホップフィールドネットの構成を図 4 に示す。このネットワークのダイナミクスは

$$\tau \frac{du_i}{dt} = -u_i + \sum_{j \neq i} W_j \left( c_j \sum_{k=1}^N c_k f(u_k) \right), \quad (4)$$

である。ここで、 $W_j$  は

$$W_i = \sum_{j=1}^N J_{ij} c_j, \quad (5)$$

で表される、多重化された結合重みである。この式では、 $u_i$  の増減は時定数  $\tau$  のオーダの時間遅れを伴う。 $u_i$  は  $\tau$  秒前の  $u_i$  の値を時間的に重ね合わせたもの (任意の時刻  $t_0$  から  $t_0 + \tau$  の時間積分) である。つまり、(4) は CDMA の計算 (1) の右辺の積分計算を含むことになる。従って、連続時間でネットワークを動作させても CDMA による復調を行うことができる。

### 3.3 シミュレーション結果

ニューロンの伝達関数に

$$f(u_i) = \begin{cases} 1 & 0 < u_i < \theta \\ 0 & |u_i| > \theta \\ -1 & -\theta < u_i < 0 \end{cases}$$

で与えられる非単調関数を用いたネットワークの連想記憶シミュレーションを行う。前節で示した CDMA ホップフィールドネットでは、ダイナミクスに CDMA の復調の計算が含まれるため、復調に最適なニューロンの時定数 (CDMA の復調における積分時間と等価になる) を見積もることが必要になる。

最適な時定数を見積もるため、

$$\tau \frac{dD_i(t)}{dt} = -D_i(t) + \sum_{j=1}^N d_j(t), \quad (6)$$

を解き、従来の 2 値の CDMA ではなく、 $\pm 1, 0$  の値を持つ CDMA のシミュレーションを行った (ニューロンの出力が 3 値であるため)。ここで、 $D_i(t)$  はユーザ  $i$  の復調信号、 $d_i(t)$  はユーザ  $i$  が送る情報信号、 $N$  はユーザ数、 $\tau$  は時定数である。式 (6) で得られた結果から、

$$Er = \frac{1}{NT_a} \int_0^{T_a} \sum_{i=1}^N |d_i(t) - D_i(t)| dt, \quad (7)$$

で表されるエラー率 ( $Er$ ) を計算した。ここで、 $T_a$  は全計算時間である。2.2 mm 角のチップに 100 個のニューロンを集積することを想定し、チップレートを 5 ns、シンボルレートを 7500 ns とした。また、拡散符号には集積化する際の面積的な効率と、符号の特性の良さ (相互相関の低さ) から 127 ビット M 系列を使用した。図 5 にエラー率の計算結果を示す。時定数が小さすぎると高調波ノイズによるエラーが増大し、時定数が大きすぎると時間遅れによるエラーが増大する。ノイズによるエラーと時間遅れによるエラーのトレードオフから復調に最適な時定数を決める。図 5 より最適な時定数は  $1 \mu s$  と決まる。

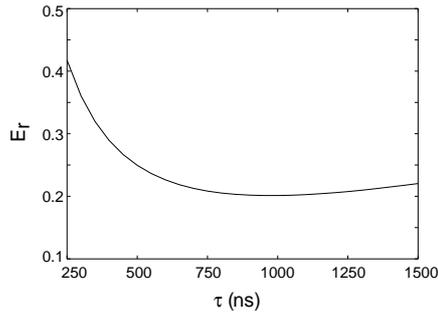


図 5: 時定数に対するエラー率

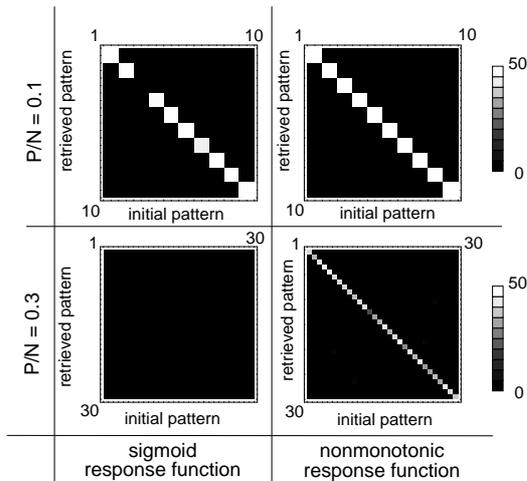


図 6: 連想記憶シミュレーションの結果

次に、(4) を数値的に解くことで、CDMA ホップフィールドネットの連想記憶シミュレーションを行った。100 個のニューロン ( $N = 200$ ) を持つネットワークに 10 種類のランダムパターンを記憶させた場合と、30 種類のパターンを記憶させた場合についてシミュレーションを行った。シグモイド型 CDMA ホップフィールドネットと非単調 CDMA ホップフィールドネットの両方についてシミュレーションを行った。ネットワークには記憶パターン中の 20 個のビットを反転したノイズパターンを初期値として与えた。それぞれの記憶パターンにつき 50 個ずつのノイズパターンを生成し、初期値として与えた。図 6 にシミュレーションの結果を示す。図 6 の横軸は初期パターンがどの記憶パターンを元にしたノイズパターンであるかを表し、縦軸はどの記憶パターンが想起されたかを表す。記憶が完全に想起された回数をグレースケールで表し、一番想起された回数が多いものを白、全く想起されていないものは黒とした。

10 パターンを記憶させた非単調ホップフィールド

ネットでは全ての記憶パターンが想起された、シグモイド型では想起されないパターンも存在したがほとんどの記憶を想起できた。30 パターンを記憶させた非単調ホップフィールドネットでは想起されないパターンもあるが、かなりの数の想起が確認できた。一方シグモイド型では全く想起が確認されなかった。このことは、非単調な伝達関数を持つニューロンで CDMA ホップフィールドネットを構成した場合に連想記憶の能力が向上することを意味し、高い記憶容量を持つ実用的な連想記憶メモリの実現にむけて大きな利点になる。

## 4 まとめ

本稿では、連想メモリチップの実現に向けて、CDMA 方式を用いてホップフィールドネットを集積化するためのアーキテクチャを示した。シミュレーションにより連想記憶の能力を持つことを確認した。また、非単調なニューロンを使うことにより CDMA ホップフィールドネットの連想記憶能力が向上する（記憶容量が増加すること確認した。以上の結果から、大規模集積化可能かつ高い記憶容量を持つ連想メモリの実現への足掛かりを得た。

## 参考文献

- [1] H. Yonezu and K. Tsuji, "Integrated optoelectronic neuro-devices," **Optoelectronics-Devices and Technol.**, vol. 8, pp. 73–84, 1993.
- [2] B.K. Tan, R. Yoshimura, T. Matsuoka, and K. Taniguchi, "Dynamically Programmable Parallel Processor (DPPP): A Novel Reconfigurable Architecture with Simple Program Interface," **IEICE Trans. Inf. & Syst.**, vol. E84-D, pp. 1521–1527, 2001.
- [3] Y. Yuminaka, K. Itoh, Y. Sasaki, T. Aoki, T. Higuchi, "A Code-Division Multiplexing Technique for Efficient Data Transmission in VLSI Systems," **IEICE Trans. Electron.**, vol. E82-C, pp. 1669–1677, 1999.
- [4] 丸林 元, 中川 正雄, 河野 隆二, **スペクトル拡散通信とその応用**, (社) 電子情報通信学会, 東京, 1998.
- [5] M. Shiino and T. Fukai, "Self-consistent signal-to-noise analysis of the statistical behavior of analog neural networks and enhancement of the storage capacity," **Phys. Rev. E**, vol. 48, pp. 867–897, 1993.