

任意の有限状態機械を学習する

2E-7 ニューラルネットワークとそのプロトコルへの応用

西垣 正勝 佐藤 文明 水野 忠則

静岡大学工学部知能情報工学科

1. はじめに

情報通信システムや分散システムにおいて、計算機間を接続するために通信プロトコルが必須である。近年は、LANやISDN等の高速通信網が発展し、また、各種情報処理装置の高機能化・高性能化が著しい。今後、社会の高度情報化が益々進むにつれ、より高速かつ信頼性の高い通信プロトコルが要求される。

高速な通信が要求される場合やメモリ領域の少ない計算機を端末として通信を行う場合には、プロトコルのハードウェアによる実装が不可欠となる [1]。従来までに、FDT(Formal Description Techniques)を用いたプロトコルの形式記述から回路を自動合成する研究が行われているが、その手法は未だ確立されていない [2]。更に、動作の無矛盾性・完全性が要求されるプロトコルにおいては実装後にその動作改善のための仕様変更が行われることが少なくなく、ハードウェアによるプロトコルの実装には、仕様変更の度にハードウェア構成が変わってしまうという柔軟性に対する問題も指摘されている。

本稿では、自己組織化能力を有するニューラル(ウェーブレット)ネットワーク [3] を活用し、状態遷移表から任意の有限状態機械を学習するネットワークを構築する。一般に、プロトコルの動作は有限状態機械で表されるため、本ネットワークはプロトコルのハードウェアによる実装を可能にする。ニューラルネットワークによるプロトコルの実装には多くの長所が存在する。

1. 回路全体が並列動作するためデジタル回路より高速な応答を示す。
2. 回路は学習により自動合成される。
3. ネットワークは結合荷重を最適化(学習)することにより任意の動作を獲得する。従って、ハードウェア構成(回路トポロジ)は同一である。

2. ウェーブレットネットワーク

次式で表される N 入力の論理関数(ブール関数)を学習するニューラルネットワークを考える。

$$y = f(x_N, \dots, x_2, x_1) \quad (1)$$

入力の各要素 x_i 及び出力 y は 0 または 1 である。

ここで、

Neural Networks Representing Finite State Machines and Its Application to Hardware Implementation of Protocols
Masakatsu NISHIGAKI, Fumiaki SATO, Tadanori MIZUNO
Faculty of Engineering, Shizuoka University
3-5-1 Johoku, Hamamatsu 432, Japan

$$u = \sum_{i=1}^N 2^{i-1} x_i \quad (2)$$

を用いて入力に対する 2 進 - 10 進変換を行うことにより、 N 次元の $\{x_i\}$ 空間は一次元の u 空間に写像される。 u 空間には 2^N 個の点が存在し、各点には出力 $y(u)$ (0 または 1) が対応している。今、 u を横軸に y を縦軸にプロットすると、 $\{y(u) \mid u = 0, 1, \dots, 2^N - 1\}$ はサンプリングされた 2^N 個の点列と捉えることができる。この点列が $N_{data} = 2^N$ ごとに繰り返す周期的な点列であると仮定すると、いかなる点列 $\{y(u)\}$ もフーリエ級数

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^{N_{freq}} \left\{ a_i \cos\left(\frac{2\pi i u}{N_{data}}\right) + b_i \sin\left(\frac{2\pi i u}{N_{data}}\right) \right\} \quad (3)$$

for $u = 0, 1, \dots, N_{data} - 1$

により完全に表現することが可能である。ここで、点列 $\{y(u)\}$ の最高調波 $\{y(u)\} = \{\dots, 0, 1, 0, 1, \dots\}$ が $\cos(\pi u)$ で表されることから、最高調波数 N_{freq} は $N_{data}/2 (= 2^{N-1})$ である。

従って、任意の論理関数は図 1 に示されるウェーブレットネットワークにより実現される。ここで、各ウェーブレットは入力 u に対して $\cos(\frac{2\pi i u}{N_{data}})$ または $\sin(\frac{2\pi i u}{N_{data}})$ の大きさの出力を呈する。本ネットワークのウェーブレット数は $2N_{freq} + 1 = 2^N + 1$ である。(通常、ニューラルネットワークでは必要なニューロン(ウェーブレット)数

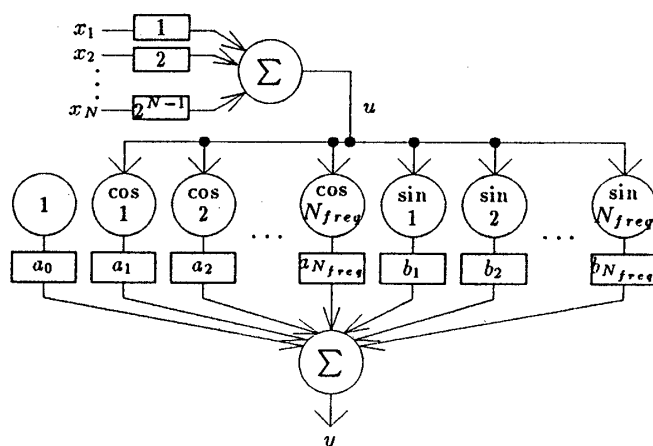


Fig.1. Wavelet network to approximate general logic functions, where \cos and \sin express wavelets to output $\cos(\frac{2\pi i u}{N_{data}})$ and $\sin(\frac{2\pi i u}{N_{data}})$, respectively.

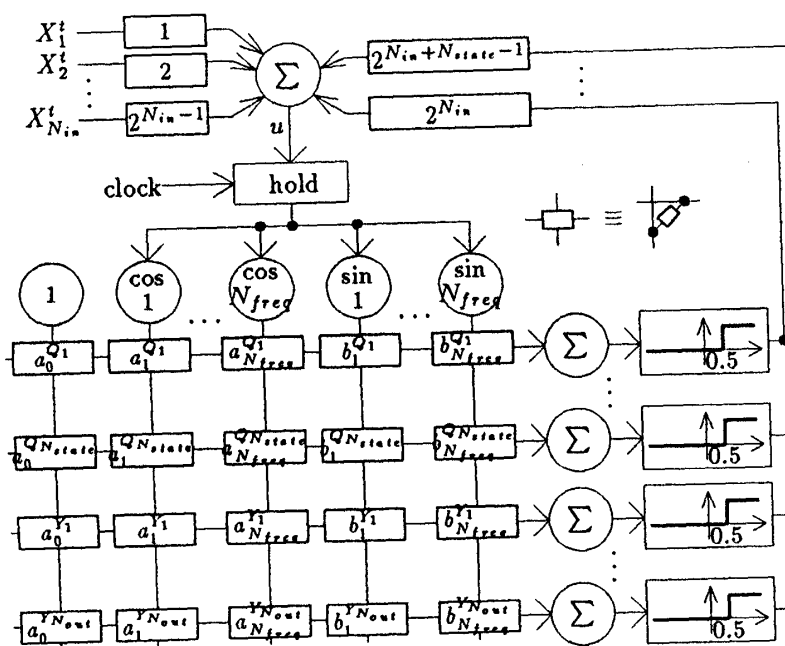


Fig. 2. Wavelet network to approximate general sequential logic functions.

in	Q_1^{t-1}	Q_2^{t-1}	Q_1^t	Q_2^t	out
0	0	0	0	0	1
0	0	1	0	0	0
0	1	0	0	1	0
0	1	1	0	1	0
1	0	0	1	0	0
1	0	1	1	0	0
1	1	0	1	1	0
1	1	1	1	1	1

Fig. 3(a). The state table.

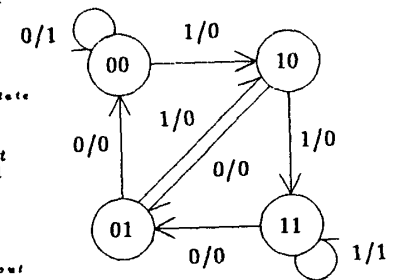


Fig. 3(b). The state transition diagram.

を前もって知ることができない。) 各結合荷重 $\{a_i\}, \{b_i\}$ は最急降下法に基づく教師付き学習アルゴリズムにより自動的に最適化される。教師信号は真理値表から与えられる。

3. 万能順序回路とプロトコルの実装

任意の有限状態機械は順序回路により実装することが可能である。順序回路の動作は

$$Y^t = g(X^t, Q^{t-1}) \quad (4)$$

$$Q^t = h(X^t, Q^{t-1}) \quad (5)$$

により表される。ここで、 X^t, Y^t, Q^t はそれぞれ入力ベクトル、出力ベクトル、内部状態変数ベクトルである。式(4),(5)は Q^{t-1} を外部入力であると仮定することにより複数の論理関数の組に分解することができる。

$$Y_i^t = g_i(X_{N_{in}}^t, \dots, X_2^t, X_1^t, Q_{N_{state}}^{t-1}, \dots, Q_2^{t-1}, Q_1^{t-1}) \quad (6)$$

$i = 1, 2, \dots, N_{out}$

$$Q_i^t = h_i(X_{N_{in}}^t, \dots, X_2^t, X_1^t, Q_{N_{state}}^{t-1}, \dots, Q_2^{t-1}, Q_1^{t-1}) \quad (7)$$

$i = 1, 2, \dots, N_{state}$

ここで、 $N_{in}, N_{out}, N_{state}$ はそれぞれ X^t, Y^t, Q^t の次数である。

従って、図1のウェーブレットネットワークを図2のように構成することにより順序回路を構築することができる。設計者はプロトコルの仕様を状態遷移表(または状態遷移図)により記述するだけで良い。本ネットワークは与えられた状態遷移表を基に自己組織化を行い、所

望の動作を学習する。なお、図2では学習の収束性を向上させるために出力部にコンパレータを挿入している。

4. プロトコル実装例

例として、「1または0が入力される入力系列に対して1または0が3回連続して入力された時のみ1を出力する」という手続きを行う回路を、本ネットワークに学習させた。本回路の状態遷移表、状態遷移図を図3(a),(b)に示す。任意の結合荷重から、数回の学習で適切な結合荷重へ収束し、本回路の動作を獲得することを確認した。

5. まとめ

本稿は任意の有限状態機械を学習するニューラル(ウェーブレット)ネットワークを提案した。ニューラルネットワークは、応答が高速である、自己組織化能力を有する、同一のハードウェア構成により任意の動作を実現することが可能である等の長所を持ち、高速なプロトコルを実装するに適した回路であると言える。実際に、簡単なプロトコルを本ネットワークにより実装し、その適用可能性を示した。

参考文献

[1] 井戸上, 加藤, 鈴木, パーソナルコンピュータおよびワークステーションのための OSI7 層ボードの実装と評価, 情報処理学会誌, vol.36, 3, pp.763-774, Mar. 1995.

[2] 黄, 安本 他, LOTOS 風言語で書かれた同期式順序回路の要求仕様記述と回路自動合成, 情報処理学会研究報告 マルチメディア通信と分散処理, 66-9, pp.49-54, July. 1994.

[3] Q.Zhang and A.Benveniste, Wavelet networks, IEEE Trans. Neural Networks, 3, 6, pp.889-898, Nov. 1992.