神経回路網を用いたフローグラフの 静的スケジューリング

非会員 中 島 重 義 (大 阪 市 大)

非会員 佐 藤 清 次 (産業技術短大)

正 員 岡 本 次 郎 (大 阪 市 大)

正 員 山 下 一 美 (大 阪 市 大)

Statical Scheduling of Flow Graphs Using Neural Networks

Shigeyoshi Nakajima, Non-member (Osaka City University), Kiyotsugu Satoh, Non-member (College of Industrial Technology), Jiro Okamoto, Member, Kazumi Yamashita, Member (Osaka City University)

In the problem of scheduling data flow computers, the optimization of scheduling needs much cost. The cost often increases in non-polynomial order as the number of the processing elements and tasks increases. Many studies have been tried to decrease the order. We have used Hopfield-type neural network model for this problem. We have achieved the reduction of calculation cost in proportion as the number of tasks and the number of processing elements. Our algorithm schedules flow graphs onto the data flow architectures. Our algorithm optimizes communication delays and parallel processing delays only on the critical path of the graph. So the result of our scheduling is more superior to therecent other studies which employs neural network models. Our method is so good at being processed in parallel for it employs neural networ model.

キーワード：静的スケジューリング、フローグラフ、データフロー、神経回路網、Hopfield、最適化

1. はじめに

データフロー型計算機の研究が進むにつれて、データフロー型計算機を処理要素とし、その間を通信路で結合してマルチプロセッサを構成し、そのうえで負荷分散を動的⁽¹⁾⁽²⁾に、あるいは静的^{(3)~(5)}に行う研究もなされている。このスケジューリング、あるいは負荷分散という問題については、過去より様々な研究がなされてきている⁽⁶⁾⁽⁷⁾。

動的な負荷分散はそのための特別な機構を必要とし、それだけハードウェア資源を余分に消費する。

静的な負荷分散はハードウェア資源を消費することはないが、実行前に負荷の分布状況を予測しなければならぬので、負荷割当に前間がかかる⁽⁸⁾⁽⁹⁾。

大塚ら⁽⁵⁾の手法は、フローグラフの負荷分散を行

うにあたって、幾種類かのレベルを節点に付け、それをヒューリスティック値として、リストスケジューリングを用いたものである。節点数を N とすると、この手法は、レベル付けに $O(N^2)$ のオーダの割当てに要する時間（割当てコスト）がかかる。

小柳ら⁽⁸⁾⁽⁹⁾は、ノイマン型マルチプロセッサの負荷分散を組合せ論的なエネルギー最小化問題の一つとして定式化し、Hopfield 型の神経回路網⁽¹⁰⁾の手法が適用できることを示した。

著者らはこれに対し、フローグラフの静的な負荷の割当に対して、神経回路網の手法が適用できることを示した⁽¹¹⁾⁽¹²⁾。本論文では、クリティカルパスの上の遅れだけを最小化することが可能なことと、処理要素数を P としたとき、その割当てコストのオーダが $O(N \times P)$ となることを示す。

小柳らの手法は、タスクグラフのタスク間でそれらが同時に生起する確率があらかじめわかっているならば割当てができなかった。また、データの授受を行うタスクが別の処理要素に割当てられた場合の通信コストの計算をし、すべてのタスク間での並列処理されるための遅れ（並列処理コスト）と、通信のための遅れ（通信コスト）の総和を最小化するようにエネルギー関数の設定を行った。彼らの手法は、タスク間に実行順序に関して半順序関係が成立しない場合には負荷分散法として利用できる。しかし、半順序関係が成立する場合には、グラフのクリティカルパス上だけではなく、その他の部分の並列処理コストと通信コストをも加算した値を最小化しており、負荷分散の評価法としては正確ではない。

本手法はデータフロー型の処理要素からなるマルチプロセッサシステムに、フローグラフを静的に割当てる問題を対象としている。グラフの先行関係において半順序関係が成立する場合には、クリティカルパスが定義でき、このうえの遅れを総和したものがグラフの遅れとなり、プロセッサにおける遅れを正確に表現している。著者らは、クリティカルパスの概念をHopfield型の神経回路網に適用できるように拡張してクリティカルパス貢献度を定義し、これによりクリティカルパス上の遅れのみを加算するようにエネルギー関数を設定することに成功した。フローグラフ上で、データの授受が行われる節点の組の数は節点数に比例するので kN とし、処理要素の数を P とすると、クリティカルパス貢献度の算出のために必要とする計算コストのオーダーは $O(N \times P)$ となる。

以下、第2章では神経回路網による節点の割当てについて、第3章ではクリティカルパス貢献度について、第4章ではその実験結果について、それぞれ述べる。

2. 神経回路網による割当て

〈2・1〉 神経回路網によるエネルギー関数の最小化

Hopfield は、次式で表されるエネルギー関数 E を最小化する神経回路網モデルを提案した。

$$E = \sum_i \sum_j T_{ij} V_i V_j + \sum_i I_i V_i \dots\dots\dots (1)$$

モデルは次のシステム方程式で与えられる。

$$\frac{dU_i}{dt} = - \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i$$

$$(T_{ij} = T_{ji}) \dots\dots\dots (2)$$

V_i はニューロン ν_i の出力であり、0 から 1 までの値をとる。 T_{ij} は ν_i と ν_j 間の結合を表す係数であり、

I_i は ν_i の入力を示す。 ν_i の内部状態 U_i と出力 V_i は次の関係にある。

$$V_i = g(U_i) = \{\exp(-U_i/T) + 1\}^{-1} \dots\dots\dots (3)$$

U_i と E とは次式の関係にあるから、 U_i が時間と共に最急降下法に基づいて E の最小値（一般には極小値）に収束する。

$$\frac{dU_i}{dt} = - \frac{\partial E}{\partial V_i} \dots\dots\dots (4)$$

よって、問題の拘束条件と最小化させるべき値を(1)式の形で表現できれば、 E の値を最小化する組合せ論的最小化問題が解決できる。著者らは、これをフローグラフの処理要素への最適負荷割当てに適用した。

〈2・2〉 神経回路網による負荷割当ての表現

データフロー型計算機の仕事をフローグラフで表したとき、グラフの節点は一つのタスク（命令）を表す。

n をある節点とし、 p をある処理要素とする。ニューロン ν_{np} の出力 V_{np} が 1 のとき、節点 n が処理要素 p に割当てられたとする。ニューロン ν_{np} の出力 V_{np} が 0 のとき、節点 n は処理要素 p に割当てられないとする。この V_{np} の値は次の条件を満たす必要がある。

(i) V_{np} が 1 または 0 あること。そうでないと負荷割当てが決定しえない。

(ii) 節点 n が処理要素 p に存在すれば、ほかの処理要素上には存在できない。

条件の(i)は次の値を最小化する項をエネルギー関数に加えることで実現できる。

$$a_1 = \sum_n \sum_p V_{np}(1 - V_{np}) \dots\dots\dots (5)$$

条件の(ii)は次の値を最小化する項をエネルギー関数に加えることで実現できる。

$$a_2 = \sum_n \{1 - (\sum_p V_{np})^2\} \dots\dots\dots (6)$$

〈2・3〉 通信コスト V_{np} の値により、計算順序を各要素に割当てたときの通信コストと並列実行コストが計算できる。

通信コストとは、異なる処理要素の間でデータが授受されるときに費やされる通信時間である。並列実行コストとは、複数の命令が同じ処理要素で同じ時刻に実行されるときの実行の遅れである。複数のタスクが同じ時刻に実行されても、それぞれ異なる処理要素上で実行されれば並列処理遅れは起きない。

簡単のために、通信路が単位時間内に処理できるデータ量、つまりスループットは一定であると仮定する。この値を $K/2$ とする。そして、また、ある時刻 t において通信路上に存在するデータ量を $d_a(t)$ とす

る。これは、パケット通信の場合では通信路の中のパケット数に対応する。そのうちの 하나가通信路を通過するに必要とされる時間の期待値を $\text{delay}_c(t)$ とする。ここで時刻 t においてプロセッサ間の通信に要するデータの転送時間の分布が一様分布であると仮定する。つまりデータが通信路を通る時間にばらつきがあるが、そのばらつきには偏りがないとする。そうすると、通信路がデータ量 $d_a(t)$ をすべて転送するに必要な時間は、 $\text{delay}_c(t)$ の 2 倍になる。よって次のようになる。

$$0.5 \times K = d_a(t) / \{2.0 \times \text{delay}_c(t)\}$$

$$K = d_a(t) / \text{delay}_c(t)$$

従って、 delay_c は $d_a(t)$ に比例する。

$$\text{delay}_c(t) = d_a(t) / K \quad \dots\dots\dots (7)$$

節点 n から節点 m にデータが渡されるとする。 n と m が別の処理要素に割当てられたときには、そのデータは通信路を伝わって移動する必要がある。次の式が 1 のとき、節点 n から節点 m に渡されるデータは通信路を通ることになる。

$$\sum_p \sum_q V_{np} V_{mq} (1 - \delta_{pq}) \quad \dots\dots\dots (8)$$

節点 n から節点 m にデータが渡されるとき $L(n, m)$ が 1 で、そうでないときは 0 であるとする。 $L(n, m)$ はフローグラフが与えられれば一意的に与えられる。従って、 n から出るデータのうち、通信路に出る数は次のとおりである。

$$\sum_m \sum_p \sum_q V_{np} V_{mq} (1 - \delta_{pq}) L(n, m) \quad \dots\dots\dots (9)$$

データが通信路に出現する時刻は n の処理が終了した時刻である。ある時刻 t に処理が終了する節点の集合を、 $s(t)$ とする。時刻 t における通信路上のデータの数、つまり通信路上のトラフィックは次のとおりである。

$$d_a(t) = \sum_{n \in S(t)} \sum_m \sum_p \sum_q V_{np} V_{mq} (1 - \delta_{pq}) L(n, m) \quad \dots\dots\dots (10)$$

$n \in S(t)$ なる n から出るデータの遅れは、上式に比例する。

$$\text{delay}_c(t) = \sum_{n \in S(t)} \sum_m \sum_p \sum_q V_{np} V_{mq} \times (1 - \delta_{pq}) L(n, m) / K \quad \dots\dots\dots (11)$$

小柳らの手法では、以下に述べるようにクリティカルパスを考慮せずに、 $n \in S(t)$ なる節点 n に関して総和をとり、更に時刻 t におけるデータの遅れの総和をとっている。すなわち、

$$\sum_{n \in S(t)} \text{delay}_c(t) \quad \dots\dots\dots (12)$$

であり、これをすべての t について総和をとると次式

になる。

$$a_3 = \sum_t \sum_{n \in S(t)} \text{delay}_c(t) \quad \dots\dots\dots (13)$$

第 3 章では、更にクリティカルパスを考慮した場合の通信コストの計算法を示す。

〈2・4〉 並列処理コスト ある節点 n が処理要素 p に割当てられ、その処理が開始される時刻を τ とする。実際に n が p で処理されるための所要時間を $\text{delay}_p(n, p)$ とする。時刻 τ において処理される節点の集合を $D(\tau)$ とする。 n を p で処理するために必要な最小時間を $\text{delay}_p'(n)$ とする。時刻 τ において、 p に存在する節点の数は次式で与えられる。

$$\sum_{m \in D(\tau)} V_{mp} \quad \dots\dots\dots (14)$$

p において n が処理されるとき遅れは上式に比例するものと仮定する。これは、ハッシュキーを用いる機構が、ハッシング対象の数に比例してハッシュ衝突を起こす⁽¹³⁾ ことなどから、適当な仮定であると思われる。比例定数を z とすると、

$$\text{delay}_p(n, p) = \text{delay}_p'(n) + z \sum_{m \in D(\tau)} V_{mp} \quad \dots\dots\dots (15)$$

小柳らの手法ではクリティカルパスを考慮せず、すべての n, p について総和をとっており、その結果が次式のようにになる。

$$\sum_n \sum_p \text{delay}_p(n, p) \quad \dots\dots\dots (16)$$

(16) 式を V_{np} の重みを付けて総和をとると次のようになる。

$$a_4 = \sum_n \sum_p \text{delay}_p(n, p) V_{np} \quad \dots\dots\dots (17)$$

〈2・5〉 エネルギー関数 (5), (6), (13), (17) 式の項を適切な重み定数 w_i によって荷重加算したものをエネルギー関数とする。

$$E = \sum_i w_i \times a_i \quad \dots\dots\dots (18)$$

この E より、(4) 式と同様に次の式に従って U_{np} を時間変化させる。

$$\frac{dU_{np}}{dt} = - \frac{\partial E}{\partial V_{np}} \quad \dots\dots\dots (19)$$

ホップフィールドの提案した神経回路網モデルは、図 1 のように、ニューロンとそれらの間の線形接続より成り立っていた。しかし、(19) 式の時間変化を算出するためには、システムは図 2 のように、線形な接続だけでなく、時刻ごとに通信路のトラフィックを算出する部分と、処理要素上の節点数を算出する部分とが必要になる⁽¹⁴⁾。このような非線形の回路網モデルであっても偏微分が正確に算出できればこう配法の原理によってシステムは収束する。

図 1 神経回路網モデル
Fig. 1. Neural network model.

図 2 非線形部のある神経回路網モデル
Fig. 2. Neural network model with non-linear unit.

3. クリティカルパス貢献度

〈3・1〉 クリティカルパス上の遅れ (19)式に従ってシステムを変化させた結果は、(18)式の値を最小化させる。これは〈2・2〉節の条件(i)と(ii)を満足させたうえで、並列による遅れと通信による遅れを最小化するが、それは図3に示すように、すべての箇所での遅れの総和である。実際に計算の必要のある遅れは、図4に示すようにクリティカルパス上の節点の遅れと節点間の遅れのみとの総和である。そのために、次のようにして、クリティカルパスの上にある遅れのみとの総和を計算し、それを新たにエネルギー関数とする。

節点 n がクリティカルパス上にあるときに $\text{cri}(n)$ が1で、そうでないときに0であるとする。(11)式を次のように変える。

c_i : 通信による遅れ
 d_i : 並行実行による遅れ

図 3 すべての部分の遅れ
Fig. 3. Sum of the delays all over the graph.

図 4 クリティカルパス上の遅れ
Fig. 4. Sum of the delays on the critical path.

$$\text{delay_c}(\tau) = \sum_{n \in S(\tau)} \sum_m \sum_p \sum_q V_{np} V_{mq} \times (1 - \delta_{pq}) L(n, m) / K \text{cri}(n) \text{cri}(m) \dots (20)$$

上式に従って(13)式の a_3 を計算する。また、(15)式の代わりに次の式を用いる。

$$\text{delay_p}(n, p) = c_n(n) \times \{ \text{delay_p}'(n) + z \sum_{m \in D(\tau)} V_{mp} \} \dots (21)$$

上式に従って(17)式の a_4 を計算する。このようにすれば、クリティカルパス上の遅れのみが総和される。負荷割当てが決定されているとき、つまり V_{mp} が〈2・2〉節における条件の(i)と(ii)を満足しているとき、節点 n に対して、それが存在する処理要素 p が唯一性をもって決定される。このとき、クリティカルパスの検出は、次のように行う。例えば、図5の太丸で示したような、最も遅く終了する節点をまず最初を選ぶ。この節点がクリティカルパスの終端節点であ

図 5 最も遅い節点

Fig. 5. The node which is processed latest.

図 6 親節点

Fig. 6. Mother node.

図 7 もう一つの親節点

Fig. 7. Another mother node.

る。クリティカルパスの上では、ある節点 n とその親節点 m は次の関係にある。

「節点 n に最も遅くデータを渡す節点 m がクリティカルパス上での n の親節点である。」

よって、図 6 のように終端節点の親節点を探して、それをクリティカルパス上の新たな節点とする。次に、図 7 のようにその節点の親節点を探す。

節点 n に対して、それが存在する処理要素 p が唯一性をもって決定されないときは、この方法ではクリティカルパスが決定できない。このときの $\text{cri}(n)$ の算出法を〈3・2〉、〈3・3〉節に述べる。

〈3・2〉 ニューロンに対応した開始時間 節点 n に対して、それが存在する処理要素 p が唯一性をもって決定されないときは、節点 n の開始時刻が決定できない。よって、ニューロン ν_{np} に対応した開始時刻 $\text{start}(n, p)$ と終了時刻 $\text{end}(n, p)$ を算出する。ここで、この開始時刻と終了時刻の算出は次の条件を満たすものとする。

(i) 割当てが確定したとき実際の時刻に一致する。

(ii) 割当てが確定しないとき V_{np} に応じて時刻を決定。

まず、フローグラフの開始節点 s の $\text{start}(s, p)$ を 0 とする。このとき、 $\text{end}(s, p)$ は次の式で求められる。

$$\left. \begin{aligned} \text{end}(s, p) &= \text{start}(s, p) + \text{delay}_{p'}(s) \\ &\quad + z \sum_{m \in D(\tau)} V_{mp} \end{aligned} \right\} \text{ただし, } s \in D(\tau) \quad \dots\dots\dots (22)$$

処理要素 q にある節点 m が処理要素 p にある節点 n からデータを受取るとすると、受取る時刻 $\tau(m, q, n, p)$ は、 $\text{end}(n, p)$ に通信路を通る遅れ時間が加算された値となる。

$$\left. \begin{aligned} \tau(m, q, n, p) &= \text{end}(n, p) \\ &\quad + \sum_{m' \in S(\tau)} \sum_{m'} \sum_{p'} \sum_q V_{m'p'} V_{mq} (1 - \delta_{pq}) \\ &\quad L(n, m) / K \end{aligned} \right\} \text{ただし, } n \in S(s) \quad \dots\dots\dots (23)$$

処理要素 q にある節点 m が節点 n からデータを受取る時刻 $\tau'(m, q, n)$ は、 V_{np} が 0 から 1 に収束する過程において V_{np} の変化が反映するように、しかも、収束したときに実際の時刻と一致するように、 τ を V_{np} の重みで荷重平均したものとする。

$$\tau'(m, q, n) = \frac{\sum_p \tau(m, q, n, p) V_{np}}{\sum_p V_{np}} \quad \dots\dots\dots (24)$$

処理要素 q にある節点 m の開始時刻 $\text{start}(m, q)$ は $\tau'(m, q, n)$ の最大値である。

$$\left. \begin{aligned} \text{start}(m, q) &= \max_n \{ \tau'(m, q, n) \} \\ \text{ただし,} \\ L(n, m) &= 1 \end{aligned} \right\} \cdots (25)$$

このようにして、ニューロン ν_{np} の開始時刻 $\text{start}(n, p)$ と終了時刻 $\text{end}(n, p)$ が算出可能である。この $\text{start}(n, p)$ と $\text{end}(n, p)$ に従って、クリティカルパス貢献度 $\text{cri}(n)$ を算出する方法について次節で述べる。

〈3・3〉 クリティカルパス貢献度 節点 n に対して、それが存在する処理要素 p が唯一性をもって決定できないときは、 $\text{cri}(n)$ は〈3・1〉節で述べたように 0 あるいは 1 に決定できない。ここで、 $\text{cri}(n)$ の値域を拡張して 0 と 1 の間の連続値とし、 $\text{cri}(n)$ を改めてクリティカルパス貢献度として定義する。これはその節点がクリティカルパスの成立にどれだけ貢献しているかを示す量である。クリティカルパス貢献度の満たすべき条件として次を挙げる。

(i) V_{np} が 0 か 1 に収束したときは、クリティカルパス貢献度は 0 か 1 に収束し、その値がクリティカルパスの経路と一致すること。

(ii) クリティカルパス貢献度は V_{np} に応じて時刻 τ' の算出の場合と同様に分配されていること。

すなわち、クリティカルパス貢献度の計算は次のようにして行う。終端節点のクリティカルパス貢献度を 1 とする。そして、次の方法で V_{np} の値に応じて、フローグラフの遅れ時間の多い節点のほうにクリティカルパス貢献度が大きくなるように節点をさかのぼって順次決定してゆく。伝搬させていく。

クリティカルパス貢献度の確定した節点を m とする。 $\text{cri}(m)$ を V_{mq} に従って処理要素に分配する。すなわち、 ν_{mq} の貢献度は次式となる。

$$\text{cri}(m) V_{mq} \cdots \cdots \cdots (26)$$

$L(n, m)=1$ を満たす n の中で、(25)式を満たす n を選び、これを $p_a(m, q)$ で表す。

$$n = p_a(m, q) \cdots \cdots \cdots (27)$$

ある n に対し、 $L(n, m)=1$ を満たすすべての m の $\text{cri}(m)$ が決定されているとき、 n は(27)式を満たす m からのみ V_{mq} を重みとして $\text{cri}(m)$ の伝搬を受ける。これは、本節で述べた条件(i)と(ii)を満たすものである。 $\text{cri}(n)$ は次の式で与えられる。

$$\text{cri}(n) = \sum_{n=p_a(m, q) \mid L(n, m)=1} \text{cri}(m) V_{mq} \cdots \cdots \cdots (28)$$

(28)式に従って、すべての n に対し $\text{cri}(n)$ を算出する。このとき、

$$\left. \begin{aligned} a_3 &= \sum_n \text{cri}(n) \times \text{delay}_c(\tau) \\ \text{ただし,} \\ n &\in S(\tau) \end{aligned} \right\} \cdots \cdots \cdots (29)$$

$$a_4 = \sum_n \sum_p \text{cri}(n) \times \text{delay}_p(n, p) V_{np} \cdots \cdots \cdots (30)$$

となる。

4. 実験結果

本方式による割当てコストと割当てられた結果の有効性を検証するために計算機シミュレーションを行った。

〈4・1〉 割当てコストの評価 シミュレーションプログラムとして、逐次型アルゴリズムを用いて上記の負荷割当てを行ったときに必要なコスト、つまり処

図 8 割当てコストと接点数 N
Fig. 8. Scheduling cost and the number of nodes N .

図 9 割当てコストと処理要素数 P
Fig. 9. Scheduling cost and the number of processing elements P .

速度は $P=1$ のときが 1 であるとしている

図 10 速度と処理要素数 P

Fig. 10. Speed and the number of Processing elements P

理にかかる時間は、処理対象のフローグラフの節点数 N と処理要素数 P の積に比例する。 P が一定のときには、処理時間は N に比例する。図 8 にカスケードサム、すなわち、 $\sum a_i$ を計算するフローグラフを P 個の処理要素に割当てたときに割当てにかかる時間の様子を両対数のグラフで示す。また、 N が一定のときには、時間は P に比例する。図 9 にその様子を同様に示す。

図 8、図 9 より割当てコストは $O(N \times P)$ であることが示される。

著者らが実行したシミュレーションプログラムは逐次型であったが、もし、並列型の Hopfield タイプの神経回路網をシミュレーション可能なシステムを用いるならば、割当ての計算に必要な時間は大幅に短縮される。

〈4・2〉 割当て結果 次に、本方式による負荷割当ての有効性を検証するために、次のように実験を行った。10 個の直列した加算を 10 列、並列に実行するアルゴリズムを P 個の処理要素に割当てる。図 10 のグラフには処理要素の数が増えるに従って処理速度が向上することを示し、これは台数効果と呼ばれる。しかし、処理要素数が 10 台を超えると速度の向上が飽和している。これは、フローグラフ自体のもつ並列性が 10 であるから、10 程度の処理要素数で飽和に達したものと推察される。フローグラフの並列性を増加させれば、増加した値において飽和が生じることが予測される。

Hopfield 型神経回路網の一般的な欠点として、エネルギーの最小点ではなく、極小点へ収束するという問題が常に挙げられるが、回路網の動作にガウス雑

音を加えるなどの試みがなされており、それらの研究の結果に期待する。

5. 終りに

データフロー型計算機のスケジューリング問題を、Hopfield の神経回路網のエネルギー最小化原理を用いて解くことができた。そして、Hopfield 型の神経回路網を用いて逐次型アルゴリズムを用いて負荷割当てを行った。負荷割当てに必要なコストがフローグラフの節点数と処理要素の数に比例することを確認し、従来の方法より優れていることを示した。また、負荷割当ての結果に台数効果が表れることも確認できた。

今後の研究課題は、ここで述べた手法をデータフローマシンとは異なる型の並列タスク、例えば、データフロー型計算機による画像処理演算や、ロボットの制御などの負荷割当てに、適用範囲を広げていくことであると考えている。(平成 3 年 4 月 1 日受付)

文 献

- (1) 平木・関口・島木:「並列計算機におけるネットワークを用いた動的負荷分散機構」, 信学論 D-II, J69, (昭 61-2)
- (2) 児玉・坂井・山口・平木:「データ駆動計算機 EM-4 の負荷分散」, 情報処理学会第 38 回全大, (III), p. 1416 (平成元)
- (3) S. H. Bokhari: "Partitioning Problems in Parallel, Pipelined, and Distributed Computing", *IEEE Trans. Comput.*, C-37, 48 (1988)
- (4) H. Kasahara & S. Narita: "Practical Multiprocessor Scheduling Algorithms for Efficient Parallel Processing", *ibid.*, C-33, 1023 (1984)
- (5) 大塚・坂井・弓場:「データ駆動計算機における命令水準の静的負荷分散」, 信学技報, cpsy 86-48, 75 (昭 61)
- (6) 坂井:「並列計算機におけるスケジューリングと負荷分散」, 情報処理, 27, 1031 (昭 61-9)
- (7) 田中・笠原:「並列化マルチプロセッサ・スケジューリング・アルゴリズムの実マルチプロセッサ上でのインプリメント」, 情報処理学会第 38 回全大, (III), p. 1452 (平成元)
- (8) 田中・Canfieldy・小柳・玄地:「ニューラルネットを用いた最適ジョブ割当て」, 信学技報, MBE 88-59, 43 (昭 63)
- (9) 小柳・田中・玄地:「ニューラルネットワークを用いた最適タスク割当て」, コンピュータール, 29, 78 (平 2)
- (10) J. J. Hopfield & D. W. Tank: "Neural Computation of Decisions in Optimization Problems", *Biological Cybernetics*, 52, 141 (1985).
- (11) 中島・佐藤・山下:「ホップフィールドの神経回路網モデルを用いたフローグラフのデータフローマルチプロセッサへの最適割当ての一手法」, 情報処理学会第 37 回全大, (I), p. 63 (昭 63)
- (12) 中島・佐藤・山下:「フローグラフのクリティカルパス上の実行時間の最小化に関する研究」, 平元電気関係学会関西支部連大, p. G 234
- (13) 山崎, 他:「外部ハッシュキーを用いたデータ駆動形実行制御方式の性能評価」, データフローワークショップ 1987 予稿集, p. 287
- (14) K. Tsutsumi & H. Matsumoto: "Neural Computation and Learning Strategy for Manipulator Position Control", *Proc. of IEEE First Annual International Conference on Neural Networks (ICNN-87)*, p. 525 (1987)

中 島 重 義 (非会員)

昭和 59 年京都大学大学院修士課程修了。62 年同博士課程単位取得退学。同年大阪大学工学部助手。現在に至る。主として、ディジタル画像処理、神経回路網、並列処理などの研究に従事。情報処理学会会員、人工知能学会会員、電子情報通信学会会員、IEEE 会員。

佐 藤 清 次 (非会員)

昭和 56 年大阪市立大学大学院修士課程修了。60 年同博士課程単位取得退学。同年鉄鋼短大(現、産業技術短大)講師。平成元年同助教授。現在に至る。工学博士。現在、高速画像処理プロセッサ、画像高能率符号化の研究に従事。情報処理学会、電子情報通信学会会員。

岡 本 次 郎 (正員)

昭和 37 年京都工芸繊維大学繊維工学科卒業。39 年大際市立大学大学院修士課程修了。同年同大学工学部助手。45 年同講師, 63 年同助教授, 現在に至る。工学博士。この間、音声情報処理、バイオニクス、二次元ディジタルフィルタの安定性、ニューラルネットワークなどの研究に従事。電子情報通信学会, IEEE 会員。

山 下 一 美 (正員)

昭和 27 年大阪大学工学部通信工学科卒業。神戸工業(現富士通)(株)勤務を経て, 29 年大阪市立大学工学部勤務, 45 年同教授(情報システム工学講座担当), 現在に至る。工学博士。この間、ディジタル通信、音声高能率符号化、視聴覚神経系の情報処理などの研究を経て、現在、音声認識、情報ネットワーク、ディジタル信号処理、動画像高能率符号化、並列処理、ニューラルネットワークなどの研究に従事。電子情報通信学会, IEEE 会員。