

ニューラルネットによるLSIモジュール配置手法

1V-3

伊達 博 林 照峯

Hiroshi Date Terumine Hayashi

(株) 日立製作所 日立研究所

1. はじめに

半導体技術の進歩に伴うLSIの高集積化・高機能化の要求に応えるためには、並列処理による高速かつ高性能な最適化手法が必要である。ここでは、LSIモジュール配置問題の目的関数及び制約条件を連続変数の相互結合型ニューラルネットのエネルギー関数に変換しニューラルネットのもつダイナミクスを用いて最適配置を求める方法を提案する。そしてテストデータとLSIの実データを用いて従来手法と比較評価することによりその有効性を示す。

2. LSIモジュール配置問題

LSIモジュール配置問題とは、図1に示すようにモジュールと呼ばれる論理の集合をスロットと呼ばれる配置場所に総配線長が最小となるように配置する問題である。

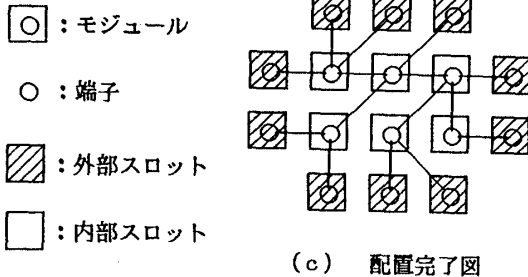
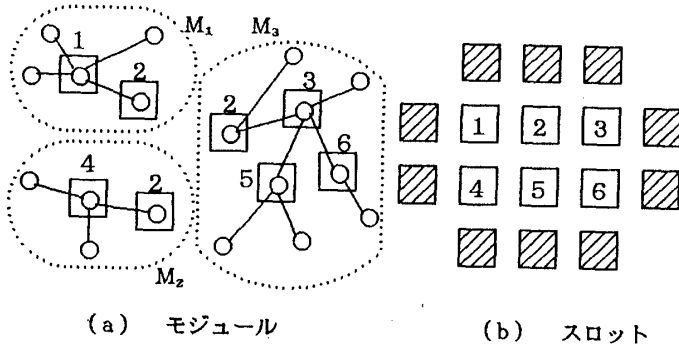


図1 LSIモジュール配置問題

3. 相互結合型ニューラルネットと最適化

ニューラルネットの構成法としては、図2に示すように行方向にスロット番号、列方向にモジュール番号を対応させる。そして座標 (i, k) のユニットの出力値 x_{ik} が1のとき「モジュール i をスロット k に配置する」という意味に対応づけた。

このとき、ネットワークのエネルギー関数は、次の式で与えられることが知られている。

$$E = -(1/2) \sum_{i,j} T_{ij} x_i x_j + \sum_i b_i x_i \quad (1)$$

ここで、 T は各ユニット間の重みを成分とする行列、 b は、各ユニットのしきい値を成分とするベクトルである。

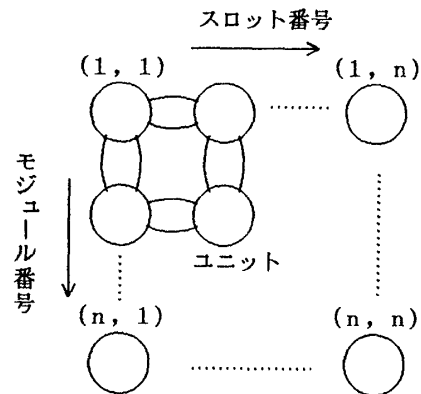


図2 ニューロ構成図

そしてLSIモジュール配置問題における目的関数と制約条件を2次式で表し、ニューラルネットのエネルギー関数 E を次のように定義した。

$$E = E_1 + E_2 \quad (2)$$

$$E_1 = (1/2) D \sum_{i \neq j} \sum_{k \neq l} \sum_m d_{kl} c_{ijm} x_{ik} x_{jl} \quad (3)$$

$$E_2 = A \left\{ \sum_i \left(\sum_k x_{ik} - 1 \right)^2 + \sum_k \left(\sum_i x_{ik} - 1 \right)^2 \right\} \quad (4)$$

E_1 : LSI配置問題の目標関数

E_2 : 解が満たすべき制約条件

d_{kl} : スロット k とスロット l との距離

c_{ijm} : モジュール i とモジュール j がネット m に

属していれば1、そうでなければ0

さらに、エネルギー関数の線形化、即ち重み行列 T の対角成分が0になるようにエネルギー関数を変形する。

ニューラルネットのエネルギーEの極小値を求めることは、次の微分方程式をある初期値で解くことと等価であることが知られている。

$$du/dt = -\partial E / \partial x \quad (5)$$

$$x = 1 / \{1 + \exp(-u)\} \quad (6)$$

ここでは、各ユニットiは上式に従って変数uの変化量duを計算しuに加えるという処理をする。このとき、文献[1]より必ず極小値に収束することが保証される。

4. パラメータに対する考察

ニューラルネットをうまく動作させるには、(a)各ユニットの出力値の初期値x、(b)積分計算する場合の積分の幅dt、(c)エネルギーEの各項E₁、E₂の係数の比A/D、以上三つのパラメータを決定しなければならない。(a),(b)は数値実験、(c)は理論的考察により以下のように決定した。

(a) 出力値の初期値x : x_{ik} = 0.5, (∀(i,k))

表3 初期値とエネルギーとの関係

データ	初期値	A*	B*	C*
テストデータ1		1.7	3.0	3.0
テストデータ2		4.9	5.5	5.5
実データ		15.0	15.6	15.4

- * A : x_{ik} = 0.5, (∀(i,k))
- B : x_{ik} ∈ {0.495, 0.5, 0.505}
- C : x_{ik} ∈ [0.495, 0.505]

(b) 積分の幅dt : dt = 0.01

表4 積分幅の影響 (テストデータ2)

積分の幅	終了ステップ数	エネルギー	処理時間(秒)
0.005	55	49	25.2
0.01	48	49	24.6
0.05	194	55	35.8
0.1	114	87	28.4

* HITAC M280HによるCPUタイム

(c) 係数の比A/D : E₂が最小の状態から、ある変数x_{ik}を0から1に変えたときの各項E₁、E₂の変化量が等しくなるように次式で設定した。また、その正当性を実験により検証した。この方法で係数比を決定すると必ず制約条件を満たす解が得られる。

$$A/D = (1/2) N \max_{(i,k,j,l)} \{ \sum_m d_{kl} c_{ijm} \} \quad (7)$$

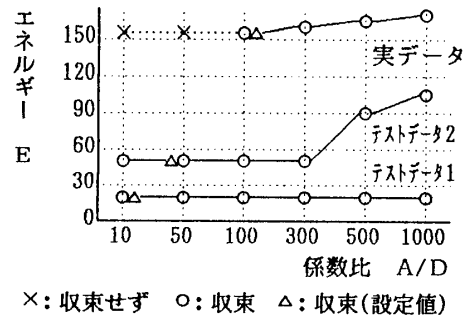


図5 係数比とエネルギーとの関係

以上の方法でパラメータを決定し実験を行った結果極小値に収束させることが出来た。

表6 従来法との配線長比較

データ	手法	シミュレーテッド アニーリング法	ニューラル ネット	最小カット法
テストデータ1		17*	17*	23
テストデータ2		49*	49*	55
実データ1		146	150	158
実データ2		3621	4020	4024
実データ3		3149	3381	3522

* 最適解

5. おわりに

LSIモジュール配置問題に対するニューラルネットのモデルを提案した。そしてニューラルネット動作時に決定しなければならないパラメータをLSIのネット情報から簡単に決定する方法を示し、必ず制約条件を満たす配置が求まることを実験により確認した。これにより従来のパラメータ決定時の試行錯誤を解消し、ニューラルネットを実用化に近づけることができた。

参考文献

[1] Hopfield, et al. : Neural computation of decisions in optimization problems : Biol. Cyber., 52, pp.141-152 (1985)

[2] 小林ほか : 大規模ゲートアレイ用自動配置プログラム : 情報処理学会 設計自動化39-7(1987.10.15)

[3] 阿部 : Hopfield型ニューラルネットの理論的考察 : 情報処大全38, pp.470-471 平成元年前期