

確率的ニューラルネットによるLSIモジュール配置手法

5M-1

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

ニューラルネットのもつダイナミクスが、理論的に解明されるに従って、LSIの設計自動化への応用研究も活発になってきた。我々も¹⁾J.J.Hopfieldが提案した相互結合型のニューラルネットをLSIのモジュール配置問題に適用したときに制約条件を満たす解に収束するようなパラメータの理論式を²⁾導出した。しかしこの手法では、極小値に収束するため得られる配置に多少問題があることが分かった。そこで今回、その欠点を克服するために確率的揺らぎを導入したニューラルネットを考案し、LSIのモジュール配置問題に適用した。本論文では、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って本手法の有効性を示す。

2. 確率論的ニューラルネット

確率論的最適化法であるシミュレーテッドアニーリング法³⁾が、S.Kirkpatrick等によって提案されて後、その原理を応用して、ニューラルネットに確率的揺らぎを導入して最適解に近い解を得ようとする研究も行われてきた^{4),5)}。本モデルもこの方針に基づいている。

本モデルの動作方程式は、基本的には、ホップフィールドマシンと同様に次式で与えられる。

$$\frac{d u_{ik}}{d t} = - \frac{\partial E}{\partial x_{ik}} \quad (1)$$

$$u_{ik}(t+1) = u_{ik}(t) + d u_{ik} \quad (2)$$

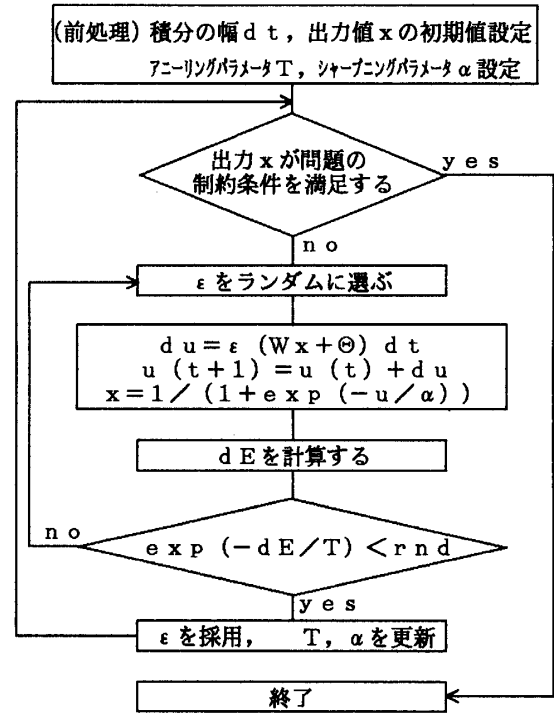
$$x_{ik}(t+1) = \frac{1}{1 + \exp(-u_{ik}(t+1)/\alpha)} \quad (3)$$

本論文で提案する確率論的ニューラルネットの特徴は、式(1)がノイズεで影響され次の式で表される点である。

$$\frac{d v_{ik}}{d t} = \epsilon \frac{\partial E}{\partial u_{ik}} \quad (4)$$

ノイズεは、区間[-1, 1]の一様分布に従うものとする。

このようなノイズを入れると図1に示すようにシミュレーテッドアニーリング法がホップフィールドマシンに導入でき、確率的に最適解の探索が可能となる。



rnd: 区間 [0, 1] の一様乱数

図1 各ユニットの処理フロー

このときのニューラルネットのエネルギー増加量 dE は、次式で与えられる。

$$dE = \frac{\epsilon}{\alpha} \sum_{(i,k)} I_{ik}^2 x_{ik}(1-x_{ik}) dt \quad (5)$$

$$I_{ik} = \sum_{(j,l)} w_{ikjl} x_{jl} + \theta_{ik} \quad (6)$$

ここで制御するパラメータとしては、シャープニングパラメータと呼ばれるα, 及びアニーリングパラメータと呼ばれるTである。

3. LSIモジュール配置への適用

LSIモジュール配置問題への適用方法は、既に論文[2]で述べた。よって、ここでは問題の定式化と適用方法の概要について記す。

LSIモジュール配置問題とは、ゲートアレイの配置処理に現れる問題であり、モジュールと呼ばれる論理の集まりをスロットと呼ばれる配置場所に仮想総配線長が最小になるように1対1に配置する問題である。

[LSIモジュール配置問題]

目的関数: $F = \frac{1}{2} \sum_{i \neq j} \sum_{k \neq l} d_{kl} c_{ij} x_{ik} x_{jl}$ (7)
 ここに、

d_{kl} : スロットkとスロットlとのマンハッタン距離

c_{ij} : モジュールiとモジュールjとの結線数

制約条件: $x_{ik} \in \{0, 1\}$

$\sum_i x_{ik} = 1, (\forall k)$ (8)

$\sum_k x_{ik} = 1, (\forall i)$ (9)

最小化する目的関数である式(7)は、モジュール間のマンハッタン距離総配線長を表している。

式(8)及び式(9)は、一つのモジュールは、一つのスロットに割り当てるという条件に対応している。

ニューラルネットの構成法としては、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¹⁾は、次の式で与えられることが知られている。

$E = -(1/2) \sum W_{ij} x_i x_j + \sum \Theta_i x_i$ (10)

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

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。

$E = E_1 + E_2 + E_3$ (11)

$E_1 = (1/2) D \sum_{i \neq j} \sum_{k \neq l} d_{kl} c_{ij} x_{ik} x_{jl}$ (12)

$E_2 = A \{ \sum_i (\sum_k x_{ik} - 1)^2 + \sum_k (\sum_i x_{ik} - 1)^2 \}$ (13)

$E_3 = A \sum_{i,k} x_{ik} (x_{ik} - 1)$ (14)

E_1 : LSI配置問題の目的関数

E_2 : 解が満たすべき制約条件

E_3 : 出力値が0か1に収束するという条件

このようにエネルギー関数を定義すると、重み行列Wは対称行列となり、かつ対角成分が0となる。このとき揺らぎεがなければ、ニューラルネットのエネルギー関数¹⁾は、単調減少することが知られている。

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 E_1, E_2, E_3 の係数の比A/D、(d)シャープニングパラメータα、(e)アニーリングパラメータT、以上五つのパラメータを決定しなければならない。(a),(b),(c)の決定方法は、既に文献[2]で検討済みであり、ここでは次のように決定した。

(a) 出力値の初期値x: $x_{ik} = 0.5, (\forall (i,k))$

(b) 積分の幅dt: $dt = 0.01$

(c) 係数の比A/D: 次の式に従い設定した。

$A/D = (1/2) N_{max} D_{max} C_{max}$ (15)

N_{max} : 最大ファンインファンアウト数

D_{max} : 最大スロット間距離

C_{max} : モジュール間の最大結線数

(d), (e)は、実験により最適と思われる値を決定した。

(d) シャープニングパラメータα: 次の式に従った。

$\alpha = \alpha_0 \gamma^{i-1}$ (16)

(e) アニーリングパラメータT: 次の式に従った。

$T = T_0 \beta^{i-1}$ (17)

これらのパラメータ決定方法に従い、従来手法と性能比較実験をした結果が表2である。

表2 従来手法との仮想総配線長比較

手法	シミュレートド アニーリング法	ニューラル ネット	ホップフィールド マシン	最小カット法
データ1	17875	18043	21576	19864
データ2	17659	18262	19273	19751
データ3	7000	7210	8456	7375
データ4	8014	8312	9046	9059

5. おわりに

ニューラルネットにおける各構成要素の出力関数に揺らぎを入れ、確率的な最適解の探索を可能にしたモデルを提案した。そしてLSI実データを用いた実験によりホップフィールドマシンよりも総配線長が短い良い配置が求まることを確認した。今後は、シャープニング、アニーリングパラメータを最適化していく予定である。

参考文献

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

[2] 伊達博ほか: ニューラルネットによるLSIモジュール配置手法: 情報大全39, pp.1619-1620 平成元年後期

[3] Kirkpatrick, et al.: Optimization by Simulated Annealing: Science, 220, pp.671-680 (1983)

[4] 秋山泰ほか4名: ガウシアンマシンによる組合せ最適化: 電子情報通信学会技術研究報告, MBE 88-181, pp.163-168 (平1-3)

[5] G.E.Hinton, et al.: Boltzmann Machines; Constraint Satisfaction Networks that Learn: CMU-CS-84-119, CMU, (1984)