

ニューラルネットワークを応用した論理最適化システム

9M-4

水野 淳 西尾 誠一 関根 優年
(株)東芝 研究開発センター

1 はじめに

半導体技術の進歩による集積回路の大規模化に伴い、設計の上流工程からの一環したCADツールの重要性はますます増大している。論理合成システムはこの中でも主なツールの一つであり、我々はこれまでに論理合成システムの開発、実用化を進めてきた[2][3]。

このシステムでは、ルールベースに基づいた局所変換による論理最適化手法を採用しており、ルールの適用順序の決定や、複数のルールが適用できる場合のルールの選択はメタルールにより行なっている。しかし、ルールの数が増加するに従い、人手でメタルールを作成することは非常に手間がかかる作業となり、問題点の一つとなっている。さらに、複数の適用可能なルールから一つのルールを選ぶ場合、どのルールを選べば最も効果があるかは回路の状況によっても異なるので、そのときの回路の状況から最も効果的であるルールを自動的に選択するような機能も要求されている。このような状況から我々は、自動的にルールの選択を制御する手法の一つとして、ニューラルネットワークの学習機能を利用して回路の状況からルールを選択するシステムを開発した[1]。本稿では、このニューラルネットワークを応用した論理最適化システムについて述べる。

2 ニューラルネットワーク応用論理最適化システム

2.1 システムの概要

本システムは大別して、(1)ニューラルネットワーク制御部、(2)ルールベース論理最適化部、(3)学習部の三つの主要部分から成る。

最適化の対象となる回路が与えられると、回路内で注目すべきエレメントを決定する。本システムは、現在は、AND、OR、NOTの回路の単純化を対象としているので、それらのゲートをエレメントとする。注目すべきエレメントが決定すると以下の1.から5.までの動作を繰り返す。

1. 論理最適化システムはその時の回路から各ルールの適用可否及び回路状況を調べ、その情報をニューラルネットワーク制御部へ渡す。
2. その情報を入力パターンとしてニューラルネットワークは出力パターンを計算し、適用すべきルールを決定する(発火させる)。
3. 発火ルールを適用し回路を変換する。

4. 3.の結果より学習システムは期待値(学習パターン)及び訓練する回数を決定する。

5. 4.で決定した学習パターンと入力パターンとの組をニューラルネットワークへ渡し決められた回数だけ学習させる。

上述の1.から5.まで動作をエポックと呼ぶ。指定された回数までエポックが繰り返されるとこのシステムは終了する。

2.2 ニューラルネットワーク制御部

ニューラルネットワークは三層ネットワークを用い、入力層のノードが回路変換ルールと回路の状況、出力層のノードが回路変換ルールに対応する。ルールに対応した入力層のノードには、そのルールがその時の回路に適用できるかできないかの情報が与えられ、回路の状況を表すノードにはその時注目しているエレメントの周辺の情報が与えられる。

出力層のノードでは出力値が大きいほど、そのノードに対応するルールが有効であるとし、従って出力層の全ノードの中で最大の出力値をもつノードに対応するルールを最も有効なルールであるとして発火させる。

2.3 ルールベース論理最適化部

ルールベース論理最適化部では基本的な回路変換ルールを組み込んでいる。論理最適化部はまず回路中に注目すべきエレメント(ゲート)を決定する。

各エポックの始めに、論理最適化部は、注目しているエレメントの周辺回路に対して、各ルールの適用可否を判断する。同時にそのエレメントの周辺状況も調べ、これらの情報をニューラルネットワークへ渡す。

そして、ニューラルネットワークがこれらの情報をもとに発火させたルールを適用し回路を変換する。このとき適用不可能なルールが発火された場合は変換は行なわない。さらにルール適用後の評価関数を計算し、その結果を学習部へ送る。評価関数 f は、ファンイン数、ファンアウト数、エレメント数の総和で表す。

2.4 学習部

学習部は、変換前後の回路の f の値の変化により学習パターン(期待値)を決定し、訓練の回数を決定する。

	orig.	(a)	(b)	(a)/(b)
b1	101	59	62	0.95
cm138a	161	81	83	0.96
cm152a	162	76	76	1.00
cm42a	189	95	99	0.96
cm82a	148	113	114	0.99
cm85a	380	243	272	0.89
cmb	374	179	216	0.83
decod	311	149	148	1.01
majority	129	31	56	0.55
optim4	276	65	74	0.85
tcon	216	138	138	1.00
unreg	755	547	583	0.94

表1: 実験結果: (a) 本システム、(b) 従来のシステム

期待値の決定法は、(1) 発火ルールを適用して回路が改善された場合には、発火ルールに対応する出力値を上げ、それ以外の出力値を下げる、(2) 発火ルールを適用して回路が改善されなかった場合には、発火ルールと適用不可能なルールの出力値を下げ、それ以外の出力値を上げる、(3) 適用不可能なルールを発火してしまった場合は、適用可能なルールの出力値を上げ、それ以外の出力値を下げる、のように計算する。

さらに、 f の値が x 変化した場合、その時のパターンでネットワークを x 回訓練する。このことにより、有益ではあるが使用頻度の少ないルールの優先度を上げることができる。

3 実験結果

本システムと我々の従来の論理合成システムを用いて、いくつかの回路モチーフ・データの論理最適化に関して比較実験を行なった。表1に実験結果を示す。従来のシステムと比較すると、ほとんどのモチーフにおいて同等もしくはより良い結果が得られている。また、回路最適化の過程では、ルール選択の試行錯誤を繰り返した後、良いルールを選択して局所解を脱している状況がよく見受けられた。ルールの適用試行を繰り返し最終的には効果のあるルールを選択したということであり、自動的に最適なルールを選択する機能は実現できている。

4 問題点と今後の課題

今回のシステムでは、ルールの適用順序についての学習機能は実現できなかった。適用順序の学習法としては、回路が改善されたとき過去数回の適用ルールを学習するという手法が考えられたが、これでは、回路が改善されても局所解に陥っている場合には、覚えて欲しくないルール適用の系列を学習してしまうことになる。また、現在の回路状

態に加え、過去何回かの適用ルールの情報を入力パターンに付加しなければ、適用順序の学習にはならないと考えられる。ルール適用順序の学習方法については、過去の適用ルールの情報を学習に反映させるような新しいアルゴリズムを開発する必要がある。

また、局所解に陥った場合でも、本システムでは学習機能が作用している。このような場合にルール適用の学習を行っても無意味であり、かえって逆効果の場合もある。しかし、局所解に陥っているかどうかの判断は難しく、また、一旦学習してしまった情報を取り消すのも非常に困難である。これを解決するためには、局所解に陥っているかどうかを判定する基準を設けることと、局所解に陥る前のニューラルネットの内部状態を記憶しておく必要がある。そうすれば、局所解に陥っていると判断した場合に、記憶しておいた状態にニューラルネットを初期化すれば無意味な学習を取り消すことができる。

5 結論

本文では、ニューラルネットワーク応用論理最適化システムの概要と実験結果、及び今後の課題について述べた。

本システムと従来の我々の論理合成システムとの比較実験では、ほとんどの実験モチーフにおいてより良い結果が得られている。また、ルールの適用試行を繰り返し最終的には効果のあるルールを選択しており、回路の状況から自動的に最適なルールを選択するという課題に対して、ニューラルネットの学習によりある程度の効果があるといえる。今後の課題としては、局所解に陥っている間にニューラルネットが学習した情報を無効にする機構の組み込みと、ルールの適用順序の学習方式の実現が挙げられる。

参考文献

- [1] E.I.Chang, M.Sekine, "ARENA, A Rule Evaluating Neural Assistant that Performs Rule-based Logic Optimization", Proc. IJCNN'91, pp.678-683, 1991
- [2] 黒澤、西尾、増淵、宮田、"LSI 論理合成エキスパートシステム", 電子情報通信学会論文誌 A Vol.J72-A No.8 pp.1154-1162, 1989
- [3] 関根、武井、相原、山岸、河野、北原、"機能設計支援システムの HDL 記述文に基づくデータ構造による統合化", 電子情報通信学会論文誌 A Vol.J74-A No.2 pp.256-276, 1991