

2E-4

SDNN: 厳密にデジタル方式の NN 計算モデルに基づく
高度並列処理システム

中川 徹 北川 一
(豊田工業大学)

1. はじめに

並列処理の研究分野で重要な概念となったデータ・フローやデータ駆動の並列処理方式が提案されてから既に15年以上経過した。この間に知識処理や学習、認識、連想、最適化処理などへと計算機の応用範囲が拡大するにつれ、これらを容易に取扱える新しい制約記述モデルとその並列実行エンジンが必要になってきている。

本稿では、細粒度並列処理の極小単位であるブール演算子を神経回路網の2値ニューロンが持つ多数決機能で実現し、解くべき問題の制約条件をニューロン間の2値結合に割当てて最適化処理を行うSDNN計算モデル^{[1][2]}を紹介し、その並列処理系と性能評価について概説する。

2. SDNN計算モデル

本計算モデルはニューロン出力とシナプス結合に2値のみを用いる厳密にデジタル方式の整数計算モデルであり、単に従来のアナログ計算モデルをデジタイズしたものと原理的に異なる。

2.1 制約記述集合による問題の表現

図1に、制約を記述された複数の集合(以下、制約集合)を重ね合わせることで、解くべき問題を表現した例を示す。各集合は、相互に関係を持つn個のニューロンから構成され、その集合内からk個のニューロンを選択し、onにするという単純な制約を課せられている。この時、各ニューロンが所属している集合からの初期バイアス値、すなわち、入出力伝達関数の閾値は $2 \times k - 1$ であり、同集合内でのニューロン結合度は全て-2である(k-out-of-n設計規則^[3])。

2.2 収斂とその並列判定方式

各集合がk-out-of-nの条件を満たす時、その集合内でonになったニューロンは他のニューロンから総和で $-2 \times (k - 1)$ なる抑制信号を受け、一方、offになったニューロンは $-2k$ の抑制信号を受取る。これらに前出の初期バイアス値を加えた合計(±1)が集合の最適状態を示

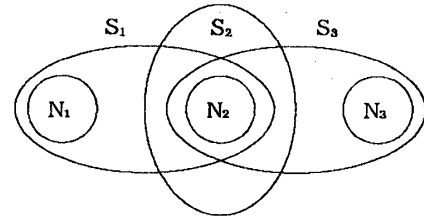


Fig. 1 An Example of three Intersecting Sets of Neurons.

す指標となる。したがって、mなる集合数に属するニューロンは、自身のon/off状態により、入力総和値として±mを制約集合群から受けた時のみ最適な収斂状態(入出力伝達関数における最適状態^{[1][2]})になれる。

3. SDNN並列処理システム

3.1 SDNNシステム構成

SDNN計算モデルに基づく処理システムは、収斂処理を自立して行なえるSDNN並列演算部(図2)を中心に、解くべき制約集合の問題をニューロン間の結線情報(2値)と初期バイアス値に変換する前処理ソフト、および、SDNNからの最適解(大域解)を利用者にグラフィクス等で提示する後処理系から構成される。

3.2 SDNN並列演算部の構成

図2を用いてSDNNの並列演算部を概説する。N1 ~ Nnはニューロン(SDN)を示し、右下のS1 ~ SmはSDN出力から集合への結合を表す集合総和計算用マトリクスであり、左上のU1 ~ Unは集合からSDNへの2値結合を表す入力総和計算用マトリクスである。2つのマトリクスに分けた理由は、一般的にSDN数よりも集合数が小さくなって $n^2 > 2m \times n$ が成立し、ハード量を節約できるからである。

各SDNは、帰還素子Pjの正帰還量を動的に制御することでヒステリシス特性を持つ伝達関数(窓関数)を実現し、さらにD1とD2の結線論理積のバスへ自己の最適状態を出力して同バスの値を読み取り、SDNN全体の収斂を並列に判定している。

4. SDNNの性能評価

4.1 測定ツールと評価項目

性能評価は全てSDNNのシミュレータ(T

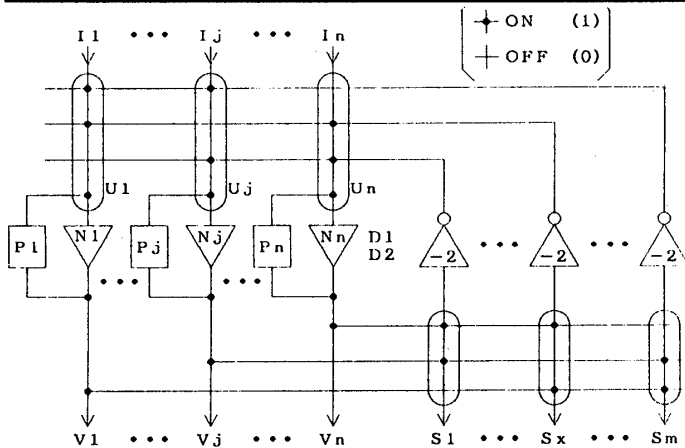


Fig. 2 Basic Configuration of SDNN.

OH)を用いて行っている。TOHにはUnix上のratfor言語で記述したものとPCDOS上のQuickBASICで記述したものがある。前者を用いて、ニューロン数が千万を越す大規模な問題でさえもSPARCstation1等の卓上形WSで求解することができ、百万個程度ならばラップトップ形SPARCでも実行できる。

計算機実験で測定する項目は、並列実行(収斂)ステップ数の解当りの平均値 \bar{T}_p 、およびシミュレーションに掛ったCPU時間の解当りの平均値 \bar{T}_s の2つである。前者によって並列処理時の計算オーダを求め、一方、後者によって既存の直列アルゴリズムと比較できる。

4.2 評価結果の例

図3に、Nクイーン問題の求解におけるクイーン数Nと \bar{T}_p との関係を最新技法を用いたボルツマン・マシン⁴⁾(慶大)の評価結果とともに示す。SDNNの各版は3つとも、数百クイーンまでフラットな特性を持ち、ほぼ同一の計算オーダO(1)を示している。SDNN第1版は大規模なクイーン問題で実績があり、第2版はその改良版、第3版は現用の最新版である。

Nクイーン問題を解くために必要なニューロン数のオーダは N^2 で増加することから \bar{T}_s のオーダは N^2 であり、図4と一致している。なお、すべての測定値はSPARCLTに正規化して示してある。

5. おわりに

SDNN計算モデルとその並列処理システムの有効性は、Nクイーン問題のみならず、各種の組合せ最適化問題の収斂処理においても実証されつつある。特に最新のSDNN-3のエン

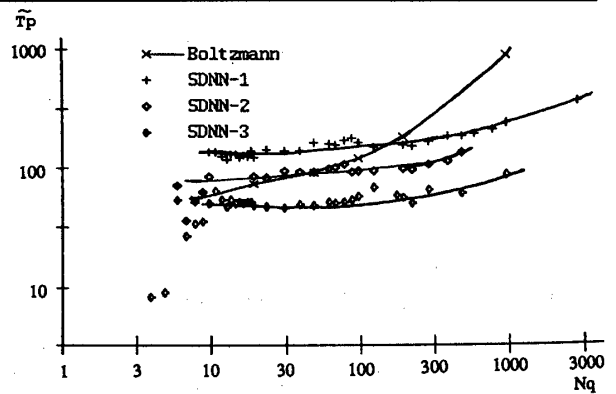


Fig. 3 Number of Queens (N_q) vs. Mean Steps of Parallel Execution(\bar{T}_p).

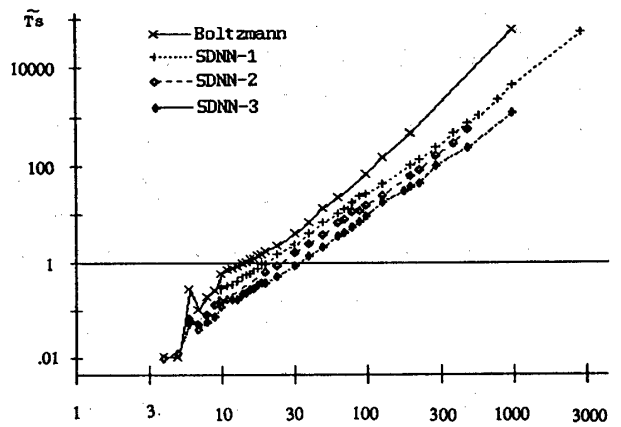


Fig. 4 Number of Queens (N_q) vs. Mean CPU-Time of Sequential Simulators(\bar{T}_s).

ジンは、各種の最適化問題において共通に使用可能な汎用エンジンであり、現在、そのハードウェア試作を行っている。今後は、SDNNにおけるコスト機能の実現と学習機構の獲得について研究を進める計画である。

参考文献

1. T. Nakagawa, E. W. Page, and G. A. Tagliarini: "SDNN: A Computation Model for Strictly Digital Neural Networks and its Applications," Proc. of 5th AAAIC'89, ACM SIGAI, Dayton, OH 1989.
2. 中川, 平岩, 小早川, 北川: "SDNN: 厳密にデジタルのNN計算モデルとその並列処理システムの提案," 信学技法 Vol.89, No.167 pp.61-66 1989.
3. E. W. Page and G. A. Tagliarini: "Algorithm Development for Neural Networks," Proc. SPIE Symposium on Innovative Science and Technology, Vol.880, pp.11-18 1988.
4. M. Kajiura, Y. Akiyama, and Y. Anzai: "Solving Large Scale Puzzles with Neural Networks," Proc. of TAI89, IEEE, pp. 562-569 1989.