

Cell のための並列誤差逆伝搬アルゴリズム

佐々木健吾[†] 藤本敬介[†] 中山泰一[†]

[†]電気通信大学 情報工学科

1 背景と目的

Cell Broadband Engine(以下 Cell B.E.)[1]は単精度浮動小数演算を高速に処理することができる。単精度浮動小数演算を用いて実現できるアルゴリズムに、ニューラルネットの学習アルゴリズムである誤差逆伝搬法 [2] が考えられている。誤差逆伝搬法の並列化は既に多くの研究が行われており、様々なモデルが存在している [3]。しかし、Cell B.E. に適する誤差逆伝搬法のモデルは存在していない。

そこで、Cell B.E. に適した誤差逆伝搬法を提案し、速度、解の収束の面から評価する。

2 Cell B.E.

Cell B.E. は Sony, IBM, 東芝が共同で開発したマイクロプロセッサである。Cell B.E. は単精度浮動小数演算を非常に高速に処理することができるが、倍精度浮動小数演算は単精度程度は高速に処理することができない。つまり、Cell B.E. の性能を引き出すためには、単精度浮動小数演算を用いたシステムを実装する必要がある。図 1 は Cell B.E. の物理構成を示す。

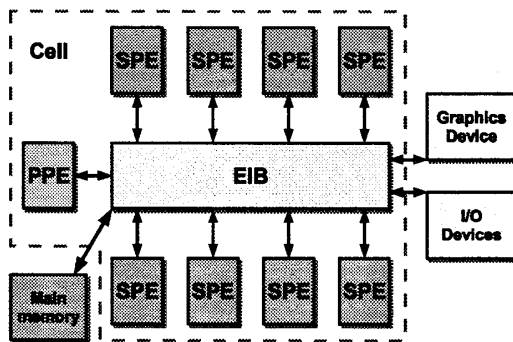


図 1: Cell B.E. の物理構成

Parallel backpropagation algorithm for Cell processor
Kengo SASAKI[†], Keisuke FUJIMOTO[†] and Yasuichi NAKAYAMA[†]

[†]Department of Computer Science, The University of Electro-Communications
182-8585, Chofu, Japan

3 誤差逆伝搬法

誤差逆伝搬法とは、入力層-中間層-出力層からなるフィードフォワード型ニューラルネットの学習法の一つで、出力層に対して正しい解答を教師信号として与え、正しい解答と出力層の出力との間の誤差を減らすように、重みの大きさを変更する手法である。

誤差逆伝搬法は複雑で高度な写像能力を有するが、その能力を発揮するために十分多く学習を繰り返す必要がある。

4 提案手法

本研究では Cell B.E. 上での誤差逆伝搬法について提案を行う。通常、誤差逆伝搬法を図 2 のように、中間層ノードを基準に分割し並列化する場合、Cell B.E. の高速な演算用のコアである SPE が中間層の出力を求め、メモリに出力し、他の SPE が担当する中間層の出力を求めメモリに出力するまで同期をとる必要がある。ところが、入力中間層間の重みは一度の学習での重みの変化が小さい。

そこで本手法では、全学習セットに対する全中間層の出力をメモリ中に保持しておき、各 SPE が中間層の出力を求める回数を制限する [4] [5]。中間層の出力を計算しないとき、各 SPE はメモリに保持されている中間層の出力を使用する。本手法を用いることで各 SPE は通信回数と中間層出力を導く回数を減らしつつ、SPE 間で同期を取らずに、他の SPE からの中間層の出力を読み込み、出力層の出力を求めることができる。

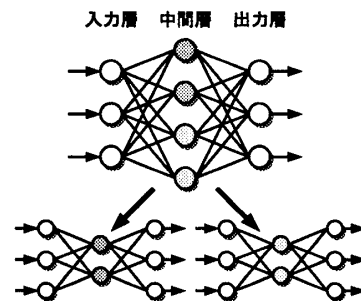


図 2: ニューラルネットの分割

5 実験と結果

ニューラルネットに、2パターンの教師付き学習セットを与え、速度、解の収束を調べた。

ニューラルネットの構成は入力ノード 10000、中間ノード 792、出力ノード 5 である。

実験環境として PLAYSTATION[®]3 を用いた。

2パターンの 1つはランダムに生成した教師セットで、もう 1つは図 3 のように、

$$y = f(x) = -\frac{3}{100}x^2 + 3x \quad (1)$$

$$y = g(x) = \frac{3}{100}x^2 - 3x + 100 \quad (2)$$

によって分割された 5つの領域を判断する教師セットである。

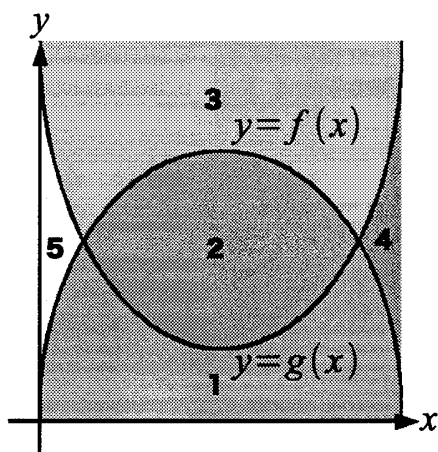


図 3: 領域の分割

表 1 は速度に関する実験結果である。“Cell B.E.(6 SPE(n))” は提案手法を用いており、n 回に一度メモリに対して中間層の出力を書き出す。他は通常の誤差逆伝搬法を用いている。表 1 より、Cell B.E. が他のプロセッサと比べ十分高速に学習できることが分かる。また、提案手法を用いることで一部の計算を省略する事ができるので、従来手法より、学習を高速に実行できることも分かる。

解の収束を調べるために、許容できる誤差になるまでのループの回数を測定した。規則のある問題に関しては、提案手法に近いループの回数を示した。つまり、学習のループを一回処理する時間が短いので、提案手法を用いるほうが、高速に学習が終了する事が分かる。ところが、ランダムにつくられた問題で、提案手法を用いると、学習の方向が見出しにくいいため、全学習セットを一度学習したときの最大誤差が増減を何度も繰り返す。

表 1: 速度に関する実験結果

プロセッサ	速度 (s)	6 SPE との比較
Cell B.E.(6 SPE(8))	2.230	0.73
Cell B.E.(6 SPE(4))	2.347	0.77
Cell B.E.(6 SPE(2))	2.582	0.85
Cell B.E.(6 SPE)	3.048	1.0
PentiumD 2.8GHz	135.18	44.35
Pentium4 2.6GHz	321.37	105.45

返した。結果として、学習のループの回数が従来手法と比べ十分多くなり、従来手法のほうが高速に学習を終了した。

6 まとめ

本研究では、Cell B.E. のための並列誤差逆伝搬法を提案し、実験により、法則性の強い問題では提案手法が、学習の高速化につながることを示した。提案手法による高速化の限界も見えてきた。アムダールの法則を用いると、提案手法による高速化はおおよそ 0.69 倍で限界が来ることが分かる。今後は提案手法と解の収束に関する詳細な実験、新しい高速化手法の模索、より大規模なニューラルネットの学習の高速化を行う。

参考文献

- [1] Sony Computer Entertainment Inc.: <http://cell.scei.co.jp/>
- [2] 熊沢逸夫: 学習とニューラルネットワーク, 森北出版株式会社 (1998).
- [3] Sundararajan N. , Saratchandran P. : Parallel Architectures for Artificial Neural Networks : Paradigms and Implementations , IEEE Computer Society Press(1998).
- [4] 佐々木健吾, 渥美清隆: クラスタ型並列計算機を用いたニューラルネットワーク学習法の高速化に関する研究, 情報処理学会第 68 回全国大会 (2006).
- [5] 佐々木健吾, 藤本敬介, 中山泰一: Cell のための並列誤差逆伝搬アルゴリズムの提案, ハイパフォーマンスコンピューティングと計算科学シンポジウム (2008).