

分割階層型セルラニューラルネットワークによる データ分類手法の提案

Proposal of Data Classification Method using Divided Hierarchical Cellular Neural Network

西嶋悠貴⁽¹⁾ 大枝真一⁽²⁾ 章忠⁽³⁾

木更津工業高等専門学校情報工学科⁽¹⁾ 木更津工業高等専門学校⁽²⁾ 豊橋技術科学大学⁽³⁾

Yuki Nishijima⁽¹⁾ Shinichi Oeda⁽²⁾ Zhong Zhang⁽³⁾

Information Engineering Course, Kisarazu National College of Technology⁽¹⁾

Department of Information Engineering, Kisarazu National College of Technology⁽²⁾

Department of Production Systems Engineering, Toyohashi University of Technology⁽³⁾

1. まえがき

セルラニューラルネットワーク (CNN, Cellular Neural Network) は、相互結合型局所接続ネットワークである。セルと呼ばれるアナログ回路を格子状に配置し、各セルとその近傍のセルが影響を受けながら微分方程式系で変化する。CNN は連想記憶に有効であることが知られており、画像のパターン認識、迷路の探索や肝臓病診断などに幅広く利用されている[1]。

本研究では、大規模な CNN に伴う問題点を解決するために分割階層型 CNN の手法を提案し、その有効性について検証する。

2. セルラニューラルネットワーク

2.1 CNN の特徴

CNN はセルを $m \times n$ のマトリクス状に配置したものであり、各セルと近傍セルのテンプレートを通じて接続されている。図 1 に CNN の構造を示す。

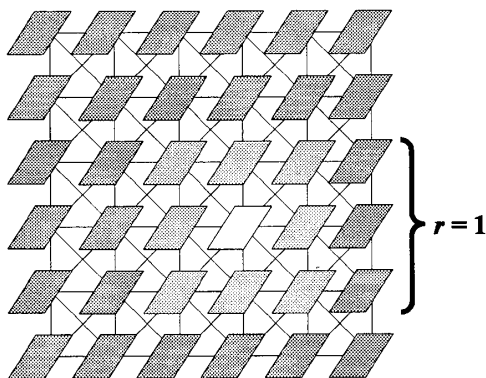


図 1: CNN の構造

CNN はいくつかのパラメータが微分方程式系の平衡点と等価である代数方程式の解に影響を与えている。主なパラメータとして、構成するニューロンの数、各ニューロンと接続されている近傍セルの大き

さ、記憶させるメモリパターンの数、およびパターンの類似度などがある。

従来の CNN の課題としては、大規模な CNN や、複雑なパターン認識を行う CNN では、多大な計算時間を必要とする点が挙げられる。さらに、記憶させるメモリ郡の中に類似度の高いパターンが 2 つ以上含まれている場合、正常に自己想起しなくなってしまう。これは、CNN 内部に周囲の状態を受けないセルが存在してしまうことにより生じる。このようなセルを不定セルと呼ぶ。

2.2 CNN の自己想起

CNN は各セルが r -近傍セルの影響を受けながら微分方程式のダイナミクスで変化していく[2, 3]。

i 行 j 列のセルの微分方程式を $m \times n$ の行列として考えると式(1)のようなベクトル記法で与えられる。

$$\dot{x} = -x + P * y + I \quad (1)$$

ここで x は次の状態変数であり、 x は現在の状態変数、 P は近傍セルからの出力の影響度を表すテンプレート行列、 I はしきい値ベクトルである。演算記号 $*$ は近傍セルからの結合を簡潔に表現するために導入されたものである。また、出力変数 y は式(2)によって与えられる。式(2)の出力特性を図 2 に示す。

$$y = \frac{1}{2} (|x_{ij} + 1| - |x_{ij} - 1|) \quad (2)$$

3. 分割階層型 CNN

分割階層型 CNN は、従来の CNN の問題であった多大な処理時間を要する点や、不定セルに起因する不完全な自己想起などの問題点を解決するために提案された手法である。例として、漢字を分類対象とした分割階層型 CNN と従来の CNN のモデルをそれぞれ図 3、図 4 に示す。

分割階層型 CNN は、分類対象となる入力信号をいくつかの領域に分割し、それぞれの入力信号に対応

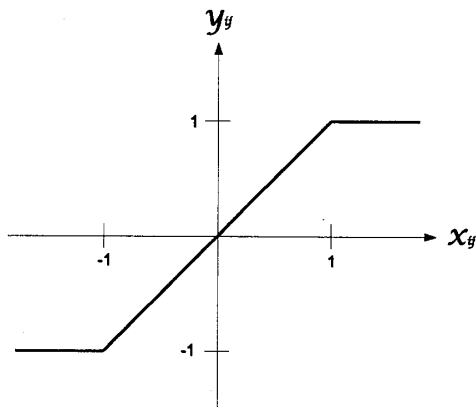


図 2: 出力方程式の特性

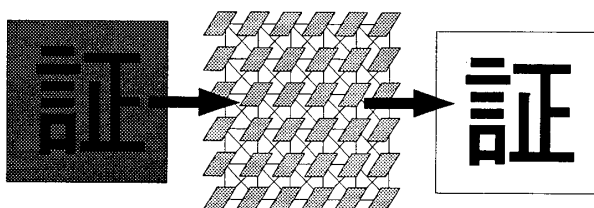


図 3: 従来の CNN のイメージ

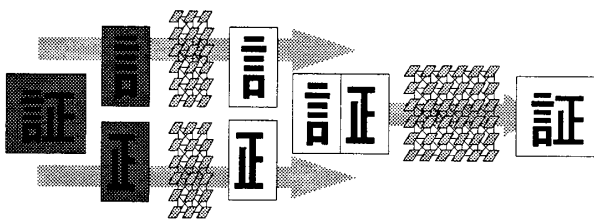


図 4: 分割階層型 CNN のイメージ

した複数の CNN を用意する。これを下位 CNN と呼ぶ。さらに分割した下位 CNN を統合する CNN が必要となる。これを下位 CNN に対して、上位 CNN と呼ぶ。上位 CNN の出力信号から、下位 CNN の分類結果を基に再構築された分類データを得ることができる。

これらの利点としては、計算時間の短縮や、下位 CNN における自己想起の精度向上、並列処理のためのチューニング簡略化が挙げられる。

4. ランダムパターンによる自己想起

分割階層型 CNN の有効性を検証するため、ランダムなパターンによる自己想起を行った。状態変数に -1 を黒、1 を白としてセル毎にランダムに与え、8 パターンを用意する。そして、その中の一つに白色雑音を付加し分類対象として自己想起を行う。また、近傍は全近傍とする。

しかし、提案した図 4 のモデルでは計算精度は向上したものの、従来の CNN よりも多くの時間がかかることが分かった。そこで、図 5 のような階層型 CNN を新たに提案する。

階層型 CNN は、分割階層型 CNN の上位 CNN を省略したものである。式(2)を計算する際の精度を上げ

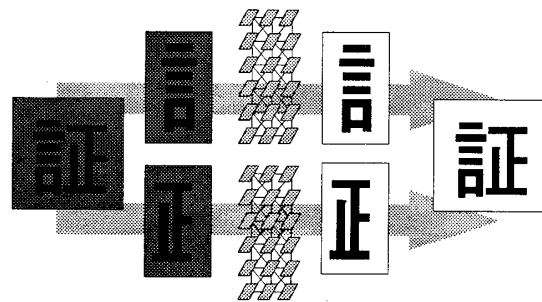


図 5: 改良後の分割型 CNN のイメージ

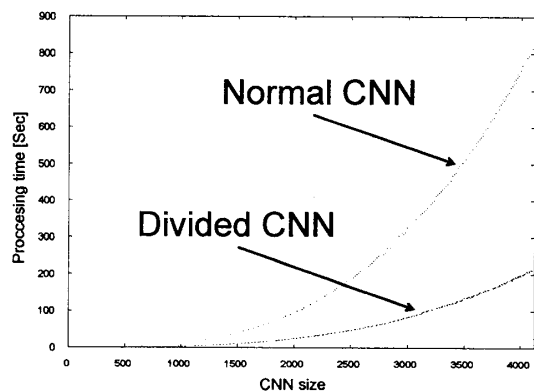


図 6: 従来の CNN と分割型 CNN の計算時間の比較

ることにより、図 5 のモデルでも十分な解を得ることができた。従来の CNN と図 5 をモデル化した分割型 CNN の測定した計算時間を図 6 に示す。

5. まとめ

分割型 CNN によって、ごく小規模な場合を除いて同メモリ消費量で計算精度を保ちながら高速化に成功した。今後は他のパターンでの適用が可能であるか検討すると共に、上位 CNN の必要性について言及していきたい。

謝辞 本研究は豊橋科学技術大学 平成 19 年度教育研究活性化経費高専連携教育研究プロジェクトの助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 章忠他, “セルラニューラルネットワークによる連想記憶の医療診断への応用”, 日本知能情報フアジィ学会誌, Vol. 16 No. 4 pp. 341-348 2004.
- [2] 川畑洋昭他, “特異値分解を用いたセルラニューラルネットワークにおける連想記憶の考察”, 電子通信情報学会論文誌, Vol. J78-A pp. 1618-1626 1995.
- [3] 仲井弘治他, “セルラニューラルネットワークの一設計手法”, 電子通信情報学会論文誌, Vol. J77-A pp. 1137-1145 1994.