

分散表現層分割型逐次学習可能なカオス連想メモリ

羽田貴央 長名優子

東京工科大学 コンピュータサイエンス学部

1 はじめに

近年、生物の脳や神経系に見られるような柔軟な情報処理を行う手法として、ニューラルネットワークの研究が盛んに行われており、多くのモデルが提案されている。しかしながら、これらのモデルの多くでは学習過程と実行過程が分離しているため、学習すべき情報があらかじめすべて与えられていなければ学習を行うことができない。それに対し、実際にはあらかじめ記憶すべき情報がすべては得られない場合も数多く存在する。そのような場合には学習過程と実行過程を区別しない逐次学習可能なモデルが必要となる。

本研究では改良型逐次学習可能なカオス連想メモリ [1] の分散表現層を複数のモジュールに分割した分散表現層分割型逐次学習可能なカオス連想メモリ (Divided Chaotic Associative Memory for Successive Learning: DCAMSL) を提案する。提案モデルでは、分散表現層を複数のモジュールに分割し、それぞれのモジュールに別のパターンを記憶させることで、文献 [1] や [2] よりもさらに記憶容量の改善が期待できる。

2 分散表現層分割型逐次学習可能なカオス連想メモリ

本研究では、改良型逐次学習可能なカオス連想メモリ [1] と内部パターンを用いた分散型逐次学習可能なカオス連想メモリ [2] に基づいた分散表現層分散型逐次学習可能なカオス連想メモリ (Divided Chaotic Associative Memory for Successive Learning: DCAMSL) を提案する。

このモデルでは、入力されたパターンが以前学習したものであるかを判定し、既に学習されていればそのパターンを出力する。入力されたパターンが学習されていないと判定された場合には、入力パターンに対応する分散表現パターンを複数勝者競合によって生成し

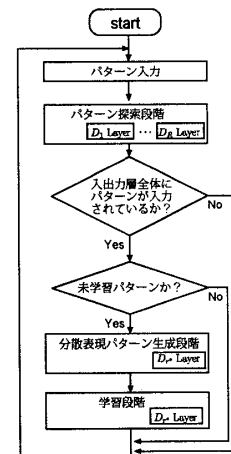


図 1: DCAMSL の流れ

た後、入力パターンに対応する内部パターンをカオスによって変化させることで別のパターン候補を提示する。なお、提案モデルは分散表現層が複数のモジュールから構成されているため、各モジュールにおいて内部パターンが生成され、それぞれの内部パターンに対するパターンの候補が入出力層に出力されることになる。何回か提示しても適切なパターンが出力されない場合には、分散表現パターン生成段階で、複数勝者競合アルゴリズム [4] により、入力パターンに対応する分散表現パターンを生成する。なお、分散表現パターンの生成は、分散表現層のニューロン間の重みの絶対値の最大値が最小となる分散表現層のモジュール r^* においてのみ行われる。学習段階では、分散表現パターン生成段階で分散表現パターンの生成が行われたモジュール r^* において、その分散表現パターンと入力パターンとの関係を学習することで入力されたパターンを新たなパターンとして学習する。提案モデルの動作の流れを図 1 に示す。

3 計算機実験

3.1 逐次学習

提案する分散表現層分割型逐次学習可能なカオス連想メモリにおいてパターンを逐次的に学習できること

Divided Chaotic Associative Memory for Successive Learning
Takahiro Hada and Yuko Osana (Tokyo University of Technology, takahiro@osn.cs.teu.ac.jp, osana@cc.teu.ac.jp)

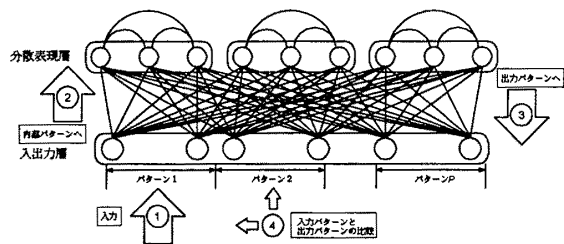


図 2: DCAMSL の構造

を確認する実験を行った。ここでは、入出力層のニューロン数は $1200 (= 400 \times 3)$ 、分散表現層のニューロン数は 450、モジュール数を 2 とした。

提案モデルにおける逐次学習の様子の一部を図 3 に示す。図 3 では、 $t=1$ において *lion*, *penguin*, *frog* のパターンを入力している。 $t=2 \sim 11$ においてパターンの探索を行った結果、 $t=11$ においてこのパターンが未学習であると判断され、 $t=12, 13$ において図 3 の中央上の分散表現層モジュール 1 にて重みの更新を行い、このパターンを学習している。次に $t=14$ で *lion*, *penguin*, *crow* のパターンを入力している。 $t=15 \sim 24$ においてパターンの探索を行った結果、 $t=24$ においてこのパターンが未学習であると判断され、 $t=25 \sim 28$ において中央上の分散表現層モジュール 2 にて重みの更新を行い、このパターンを学習している。また、 $t=29$ で *lion*, *penguin* のパターンを入力している。 $t=30$ からパターンの探索を行い、 $t=30$ において *lion*, *penguin*, *frog* のパターンが想起されている。その後パターンの探索が引続き行われ、 $t=35$ において *lion*, *mouse*, *crow* のパターンが想起されている。

以上の結果より、提案モデルにおいて、新しいパターンを逐次的に学習できることと、1 対 2 の想起が実現できることを確認した。

3.2 記憶容量

ここでは、提案モデルの記憶容量を調べる実験を行った。図 4 に提示するパターンの数を変化させたときの提案モデルの記憶容量を示す。図 4 は、入出力層のニューロン数が 200、分散表現層のニューロン数が 180 の提案モデルにおける結果である。図 4 より、提案モデルでは分散表現層のニューロン数が同じ場合にはモジュール数が多いほど記憶容量が大きいことが分かる。また、従来の改良型逐次学習可能なカオス連想メモリよりも記憶容量が大きいことが分かる。

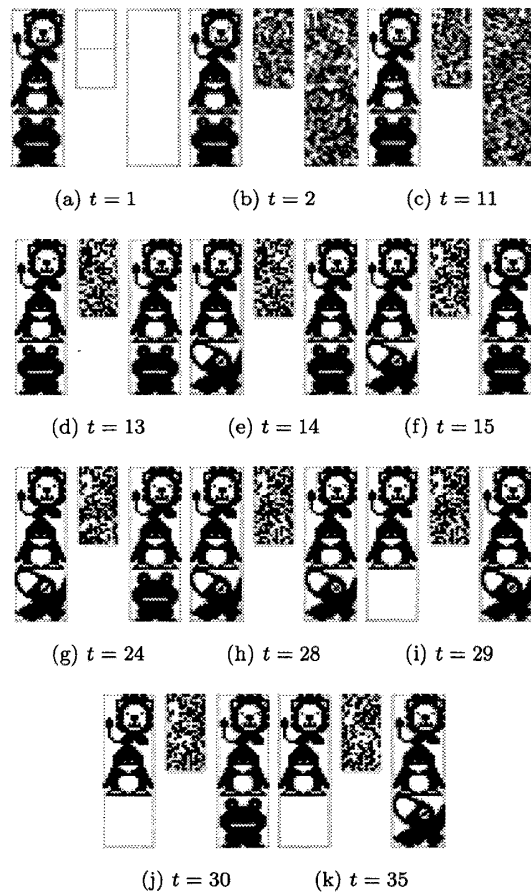


図 3: 提案モデルにおける逐次学習と 1 対 2 の想起の様子

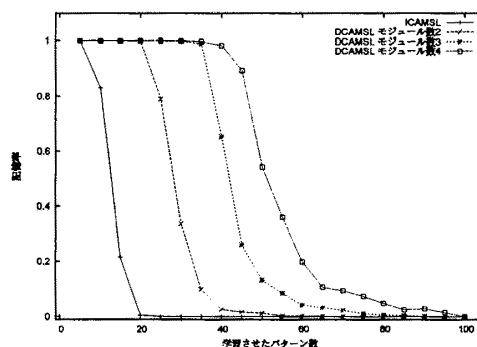


図 4: 記憶容量

参考文献

- [1] 池谷孝裕, 萩原彰, 佐塚健人, 長名優子: “改良型逐次学習可能なカオス連想メモリ,” 情報処理学会第 69 回全国大会講演論文集, 2007.
- [2] N. Kawasaki, Y. Osana and M. Hagiwara: “Divided chaotic associative memory for successive learning using internal patterns,” Proceedings of 7th International Conference on Neural Information Processing, Taejon, 2000.
- [3] K. Aihara, T. Takabe and M. Toyoda: “Chaotic neural networks,” Physics Letter A, 144, No.6,7, pp.333-340, 1990.
- [4] 黄炯韜, 萩原将文: “複数勝者自己組織化ニューラルネットワーク,” 電子情報通信学会論文誌, D-II, Vol.J81-D-II, No.3, pp.547-556, 1998.