

逆関数ゼロ遅延ニューロンモデルを用いた、 BAM 連想システムの性能解析

鮑 春宇[†] 早川 吉弘^{††} 中島 康治[†]

[†] 東北大学電気通信研究所 ブレインウェア実験施設/ナノ・スピン実験施設

^{††} 仙台高等専門学校

1. はじめに

近年、情報量の増加を伴って、高速な情報処理装置が期待されている。ニューラルネットワークは並列処理による高速な情報処理システムとして、注目されている。しかし、従来の Hopfield モデルは極小値状態に起因する非最適解の存在やスプリアスメモリなどの問題がある。中島らが提案した逆関数ゼロ遅延(IDL)モデル[2]ではこの問題を加速領域による不安定化を実現することで回避出来る可能性を示している。本研究では、相互想起型の連想記憶システムへの IDL の効果の導入を試みた。ただし、IDL の効果を発揮できるように BAM 型の連想システムとした。本提案システムでは、記憶状態への収束時間の高速化や Basin size の拡大が期待できる。

2. 逆関数ゼロ遅延ニューロンモデル

IDL モデルのダイナミクスは逆関数遅延(ID)モデルから拡張される。ID モデルは以下の(1)と(2)式で表示される。

$$\tau \frac{du_i}{dt} = \sum_j w_{ij} x_j - u_i \quad (1)$$

$$\tau_x \frac{du_x}{dt} = u_x - g(x_i) \quad (2)$$

ここで、 u_i は内部状態、 w_{ij} は j ニューロンから i ニューロンへの結合、 τ, τ_x は時定数、 $g(x_i)$ は普通のニューロンモデルに用いられる出力関数の逆関数である。(1)(2)式から u_i を消去する一変数化を行い、また τ_x をゼロとすることで、IDL モデルの基本式(3)式が得られる。 $1/g'(x_i)$ の代わりに $A(x)$ を使い、さらに方程式を離散化する。

$$\frac{dx_i}{dt} = \frac{1}{g'(x_i)} \frac{1}{\tau} \left(\sum_j w_{ij} x_j + h_i - g(x_i) \right) \quad (3)$$

$$A(x) = \alpha \left(\frac{1}{1 + \exp\{\beta(-\gamma - x)\}} - \frac{1}{1 + \exp\{\beta(+\gamma - x)\}} \right) + \theta \quad (4)$$

ここで、 α は最大加速度、 β はシグモイド関数のゲイン、 γ は速度を加速する y 軸の範囲。

3. BAM 連想システム

双方向連想記憶(BAM)[1]は、ニューラルネットワークで構成された連想記憶モデルの1つである。BAM モデ

ルの荷重値は以下の(5)式で与えられる。

$$w_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{\mu=1}^p P_i^{\mu} \tilde{P}_j^{\mu} \quad (5)$$

4. シミュレーション

IDL モデルを用いた、BAM 連想システムに基づき、記憶容量とベイスンサイズの自己結合依存性を Hopfield モデル、IDL モデルそれぞれの場合で調べた結果をいかに示す。

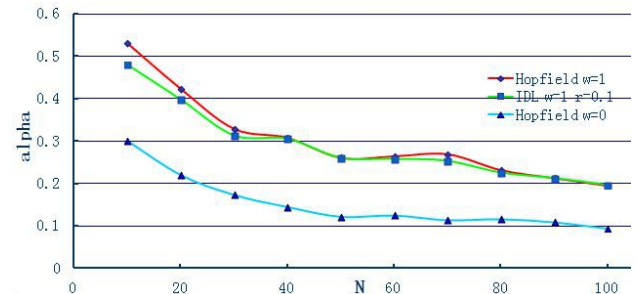


図1 IDL ニューロンを用いた、BAM の記憶容量

図1の記憶容量の結果によると、一般的なニューロンを用いた BAM より、IDL ニューロンの BAM の記憶容量は等価的な自己結合が同じであればほぼ等しい事がわかる。これは ID モデルと同等の結果である。

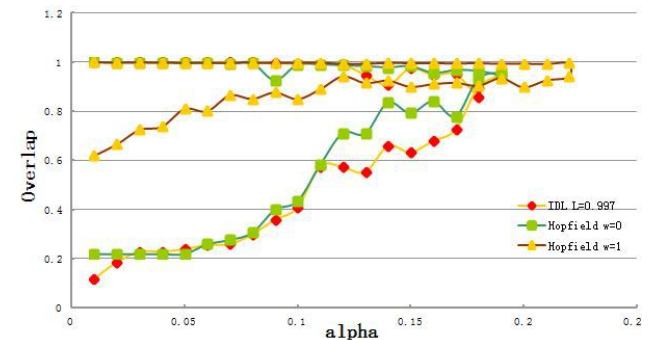


図2 IDL ニューロンを用いた、BAM の Basin size

図2のベイスンサイズの結果によると、IDL モデルを用いた Basin size が一般的な BAM より、広がっている。

5. まとめ

相互想起型連想記憶として BAM を使い、IDL ニューロンへの適用を行った。その結果、自己結合により記憶容量を増やすと共に Basin size を広げる効果を確認できた。

参考文献

- [1] B. KOSKO “Bidirectional Associative Memories” IEEE Trans. Systems, Man, Cybern VOL 18,NO.1 ,January
- [2] 渡邊 裕斗 早川 吉弘 佐藤 茂雄 [他] “逆関数ゼロ遅延モデル”信学技報 112(363)