

Hybrid Brain-like 学習システムの提案

日大生産工 ○宮内 航 日大生産工 山内 ゆかり

1 まえがき

近年、人間の脳の優れた情報処理能力の仕組みを理解し、工学的な技術に応用する研究が進んでいる。古月らが提案した教師あり学習・教師なし学習・強化学習を複合した Brain-like 学習システム[1](以下、Brain-like 学習システム)とは、脳の学習アルゴリズムを参考に考えられたシステムであり、それが通常の人工ニューラルネットワークよりも優れていることが示されている。だが、Brain-like 学習システムでの強化学習[2]では連続値の信号を扱うため、一般的な強化学習を適用するためには価値関数の近似が必要であり、負担が大きくなってしまふことが示唆されている。そのため、Brain-like 学習システムでは、強化学習における問題を単純化するために、単一の状況のみを考え、行動選択のみを考慮する手法を適用している。

そこで本研究では、強化学習で扱う連続値の信号を離散化することによって段階的な強化学習の適用を実現し、Brain-like 学習システムの高速化を目指す。

2 Brain-like学習システム

Brain-like 学習システムは、脳に関する知見を参考に、教師あり学習を行う”supervised learning (SL) part”、教師なし学習を行う”unsupervised learning (UL) part”、強化学習を行う”reinforcement learning (RL) part”の 3 つの異なるアルゴリズムを組み合わせたシステムである。

SL part は問題を解く主要の部分となっている。構造は通常の 3 階層型人工ニューラルネットワークと同じであるが、中間層の各ノードの発火強度が UL part によって制御される。学習は BP アルゴリズムによって行われ

る。

UL part は入力空間の分割と、SL part の中間層の各ノードの発火強度の制御を行う。学習は SOM アルゴリズム[3]によって行われる。制御信号の計算式を以下に示す。

$$\zeta_{cj} = \exp\left(-\frac{2\eta^2}{(l-1)^2} f_d(r_j - r_c)^2\right) \quad (1)$$

RL part は強化学習によって値 η を学習し、学習後の η を用いて UL part の出力を調整することで、発火強度制御信号を最適化する。 η の値を決定する方策は正規密度関数で定義しており、式は以下となっている。

$$\eta(t) = \epsilon N(\mu(t), \sigma(t)^2) \quad (2)$$

Brain-like 学習システムの全体図を図.1 に示す。

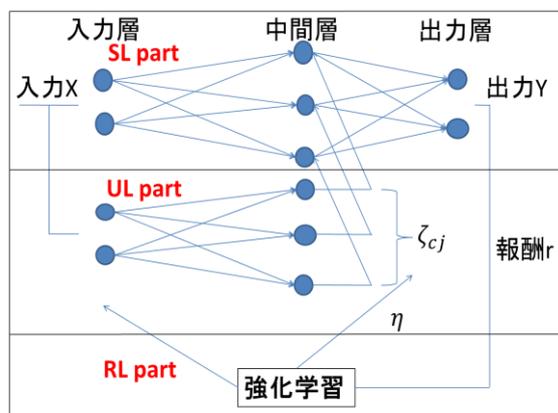


図1 Brain-like学習システム

3 提案手法

本研究では、RL part で学習する値 η を、離散化することによって、上記で問題視されていた η が連続値であるために生じてしまう負担を緩和し、段階的な強化学習を適用した Hybrid Brain-like 学習システムを実現する。

4 実験方法および測定方法

本研究では、実験方法としてTwo-spirals問題と呼ばれる図.2に示すような2つの螺旋を識別する問題を使用する。

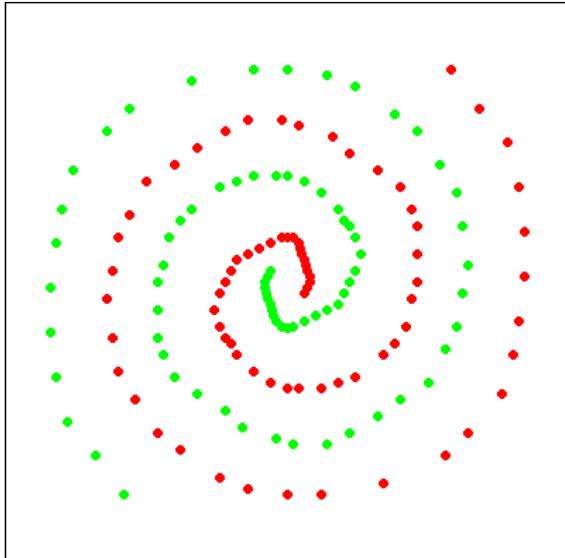


図2 Two-spirals問題

図.2に示している緑の○の螺旋と赤の○の螺旋を正しく識別することによって、Brain-like学習システムの有効性を示す。入力データは各点の座標、教師データは2つの螺旋を識別する2値のデータである。

実験の環境は以下の通りである。

- データ数：螺旋ごとに 76 点、計 152 点
- 入力ノード数：2
- 中間ノード数：9
- 出力ノード数：1
- UL part の学習回数：1000000
- SL part の学習回数：40000000
- RL part の学習回数：5000
- η の初期値： $\eta \in (0,10)$

5 実験結果および検討

η の値を順番に0から10として設定し実験を行ってみたところ、 $\eta=2$ のときに最も良いデータが得られたので、 $\eta=2$ と固定したBrain-like学習システムの実験結果を図.3に示す。

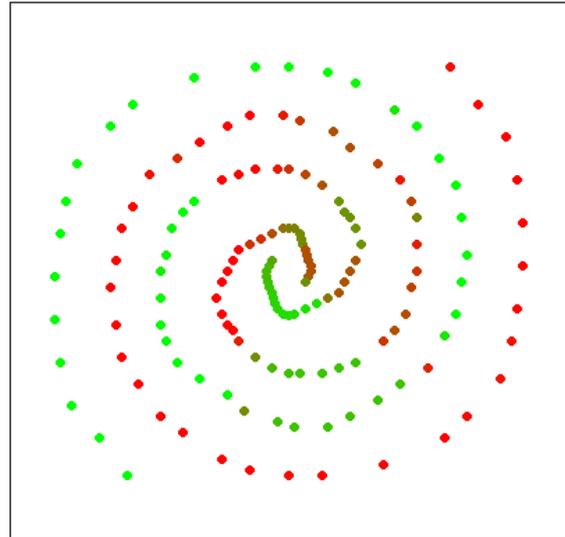


図3 実験結果

中心に近づくにつれ、螺旋の識別の精度が落ちていくことがわかる。これは η の値を手動で決定していることが原因だと考える。

6 まとめ

本研究では、RL partで学習する値 η を離散化することによって、学習の高速化と段階的な強化学習に適用したHybrid Brain-like学習システムの実現を目指した。Two-spirals問題によりBrain-like学習システムの有効性の実験を行ったが、中心付近の螺旋の識別が不正確であった。これは η の値を手動で決定していることが原因だと考える。今後は、入出力空間の座標を離散化し、段階的に学習をさせることによって、学習の高速化を図る。同時に、螺旋の識別も離散化によって精度にばらつきが生じるが、中心付近の識別の精度も上昇するのではないかと考える。

「参考文献」

- 1) 笹川 隆史,古月 敬之,平澤 宏太郎,教師あり学習・教師なし学習・強化学習を複合したBrain-like学習システム,電気学会誌文誌.C,電子・情報・システム部門誌126巻9号(2006-9)
- 2) 三上 貞芳,皆川 雅章,強化学習(2000-12)
- 3) T.Kohonen,Self-Organizing Maps,Sepringer vol.30(1965)