

B-XX 神経免疫相互作用に着想を得た マルチエージェントシステム型ニューラルネットワークの提案

Proposal of Neural Network composed of Multi-Agent System Inspired by Nervous-Immune Interaction

5335 柚木開登

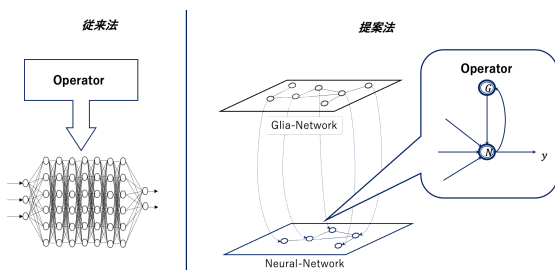
指導教員 山本哲也

1. 本研究の意義・目的

エッジコンピューティングでの機械学習手法として連合学習 (Federated Learning) が提案されている。連合学習では、学習データを集約せずネットワーク中の各ノードで学習し、その結果得たパラメータ差分のみを通信し、平均化することで大規模な学習済みモデルを構築するため、プライバシーを含んだ学習データは各ノード内に保護される。機械学習への期待と世界的な個人情報保護の動きの高まりから、将来的に連合学習は情報社会において重要な位置を占めることが予測される。

一方、連合学習の実用化に際しては、従来、データセンターで動いていたモデルを計算資源に乏しいエッジ環境に投入する必要があることから少なくとも以下2点の課題が考えられる。1つ目は学習パラメータ削減によるモデルの軽量化、2つ目は、エッジ環境内の不均一計算資源の利用である。両者を満たしたモデルを構築できれば、大規模なニューラルネットワークのエッジ環境への投入を可能にし、かつ環境内の計算資源の利用率を最大化することが期待できるが、両者を満たしたモデルに関する研究は著者の知る限り存在しない。

そこで本研究では、将来的に導入が予測されるエッジコンピューティングアーキテクチャ及び、それに対応した機械学習手法である連合学習に向けて、自律分散性を持ったニューラルネットワークのパラメータ削減を提案する (図1.)。提案にあたっては、生体の脳における自律分散的なパラメータ削減であるグリア細胞による神経回路の刈り込みに着目し、神経免疫相互作用に基づくニューロンとグリアの相互調節機構をマルチエージェントシステムとして実装した。



2. 提案モデル

2.1 複数のエージェントシステムによるニューラルネットワーク

本提案は、細胞間ネットワークとしての生体システムの模倣及び、自律分散性の保証といった観点からマルチエージェ

ントシステムとして解釈・実装している。以下、投入するエージェントについて説明する。

Neuro-Agent 神経細胞をモデル化したエージェントであり、情報の受容、処理、転送などを担当する。それぞれの Neuro-Agent は、情報を受け取るための複数の入力 x_i ($i = 1, 2, 3, \dots, m$) と、内部変数 b を持ち、これを処理して別の Neuro-Agent に情報を送信するための出力 y を生成する。この時の内部処理は、式 (2.1) に示す通り、標準的な人工ニューロンと同等である。

$$y = \phi\left(\sum_{i=1}^m x_i + b\right) \quad (2.1)$$

Synapse-Agent 神経回路における接触構造であるシナプスをモデル化したエージェントであり、Neuro-Agent 間の情報の伝達を担当する。それぞれの Synapse-Agent は、入力 u を受け取り、それを変換した値 v を出力する (式 (2.2))。この出力は別の Neuro-Agent の入力として使用される。

$$v = weight \cdot u \quad (2.2)$$

ここで、式中の $weight$ は、その Synapse-Agent の重みを示し、主にこれを誤差逆伝播法を用いて更新することで、ニューラルネットワークが学習される。

Glia-Agent 神経細胞の補助細胞であるグリア細胞 (Glia-Cell) の機能を模倣したエージェント。Glia-Agent は、Neuro-Agent と Synapse-Agent によって構成されるニューラルネットワークに対して、シナプスの刈り込みを行い、パラメータ削減による学習の効率化・高速化を試みる。

2.2 神経免疫相互作用に基づく相互調節モデル

次に、具体的に Glia-Agent が Neuro-Agent に対して行う刈り込み命令の発出、及び Neuro-Agent から Glia-Agent へのフィードバックによる刈り込みの制御について説明する。

Glia-Agent と Neuro-Agent は図 2.2 に示すように、1:1 で接続され相互に調節を行う。

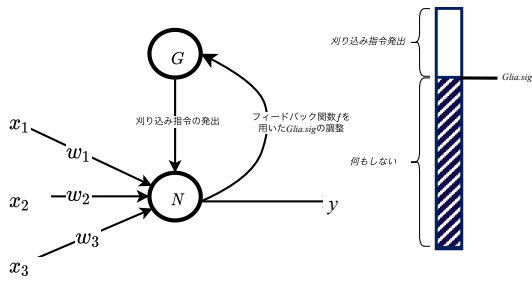


図 2.1 Neuro-Glia 相互調節機構

Glia-Agent から Neuro-Agent への作用: 刈り込み命令の発出

シナプスの刈り込み命令は Glia-Agent の内部変数 sig を閾値に用いて確率的に実行する。

Neuro-Agent から Glia-Agent への作用: sig の調節

逆に, Neuro-Agent は自身の活動頻度 $freq$ を用いて, Glia-Agent の内部変数 sig を更新する. この更新式は, 式 (2.3) に示す通りである.

$$sig \leftarrow sig - \frac{2}{1 - 6\ln(3)\exp(\text{Neuron.freq} - 0.01)} - 1 \quad (2.3)$$

2.3 グリアネットワーク

??節に述べた通り, 実際の脳ではミクログリアは単体で刈り込みを行っているのではなく, グリアアセンブリを介して, 協調し全体としての利益に資する行動をとっているものと見られる.

本モデルはグリアアセンブリの模倣として GA 同士のネットワークであるグリアネットワークを定義した. グリアネットワークは, 抑制信号 sig を他の GA に伝播する. これにより, 時空間的に局所的な刈り込みを抑制し, ネットワークの破綻を防ぐ役割がある.

抑制信号は, グリアネットワーク上の伝播距離 (ホップ数) に応じて減衰定数 A だけ減衰していく. なお, 複数の距離が与えられた場合, 最も近い GA の影響を優先する. 例えば, 図 2.2 の g_2 の場合, $g_0 \rightarrow g_1 \rightarrow g_2$ と $g_0 \rightarrow g_2$ の経路では後者の経路へ sig が伝播する.

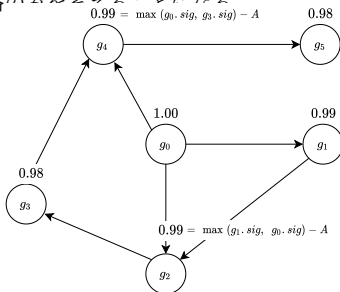


図 2.2 グリアネットワークでの抑制信号の伝達

3. 計算機実験

学習タスクとして 6bit の入力の上位 3bit のいずれかに 1 が入っているかどうかの判別を行った出力値は結果が真である確率である. その他のパラメータは以下に示す通りで

ある (表 3.1).

表 3.1 パラメーター一覧

パラメータ	値
学習率 η	0.5
エポック数 $Epocs$	100
ミニバッチサイズ $miniBatchSize$	100
初期ニューロン数 $Neurons$	31
初期グリア数 $Glias$	31
初期シナプス数 $Mill$	182
減衰率 A	0.01
入力サイズ $Inputs$	6
出力サイズ $Outputs$	1

計算機実験の結果を図 3.2, 図 3.3 に示す. 刈り込みを行った結果, 最終的なシナプス数は 78 に推移した. よって, 削減割合は 57 % であり, また, 図 3.3 より刈り込みによる精度悪化は認められないため, 不要なシナプスの剪定が適切に行われたと評価できる.

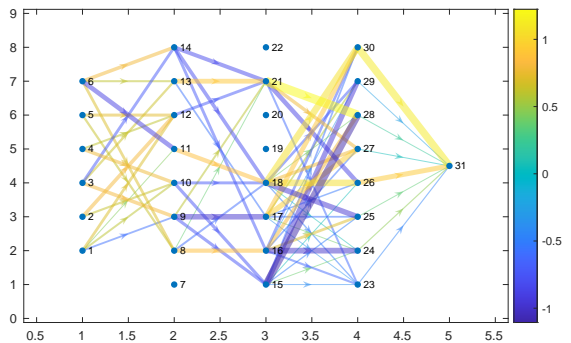


図 3.1 刈り込み後のネットワーク

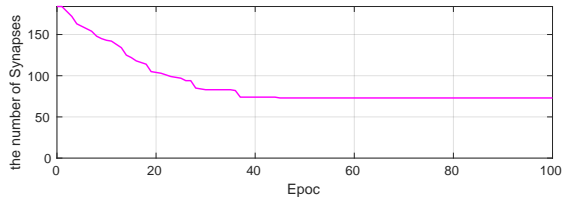


図 3.2 シナプス量の変化

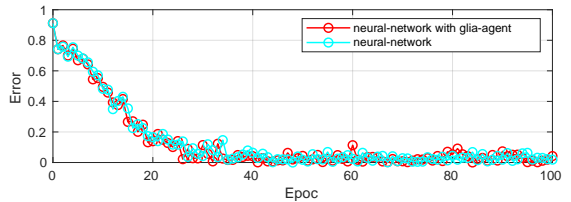


図 3.3 学習曲線

4. 結論

グリア細胞に着想を得た監視エージェントを導入することによって全体の管理者のいない MAS に対応したニュー

ラルネットワークの学習パラメータの削減を行うことができた。このパラメータの削減にあたっては、学習精度の悪化が認められなかったことから、刈り込みが適切に行われたものと評価できる一方で、グリアネットワークの構造依存性やMASに特有な問題（合意制御、環境認識）、あるいは畳み込みのMAS化など実用化にあたってはさらなる発展が必要である。

参考文献

- [1] 野村靖幸, 北海道大学, 神経免疫相関とくにニューロン・グリア相互作用機構に関する分子薬理学的研究, <https://kaken.nii.ac.jp/ja/grant/KAKENHI-PROJECT-06454595/>
- [2] Novikov, Alexander, et al. "Tensorizing neural networks." Advances in neural information processing systems 28 (2015).
- [3] 原田和明, 右田剛史, and 高橋規一. "ニューラルネットワークの分散学習における新たな合意重み決定法." IEICE Conferences Archives. The Institute of Electronics, Information and Communication Engineers, 2019.