

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。前者については刈り込みや、ニューラルアーキテクチャ探索、後者についてはエージェント志向アーキテクチャによる分散処理システムや遊休計算資源を用いた大規模分散計算等があり、今日までに多様な先行事例・研究が成されている。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効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。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 神経免疫相互作用に基づく相互調節モデル

Neuro-Agent, Synapse-Agent に続く第三のエージェントとしてニューラルネットワーク中の不要な Synapse-Agent の刈り込みを行う Glia-Agent を導入する。Glia-Agent は生体の脳内においてシナプスの刈り込みを行う脳内免疫系を司るミクログリア (microglia) の機能を中心に中枢神経系グリア細胞の機能をモデル化したエージェントである。

Glia-Agent は、Neuro-Agent と1対1で接続され、内部変数 sig を閾値に用いて、確率的に Neuro-Agent に刈り込み指令を発出する。逆に、Neuro-Agent は自身の活動頻度 $freq$ を用いて、 sig を調節するフィードバックを行う。

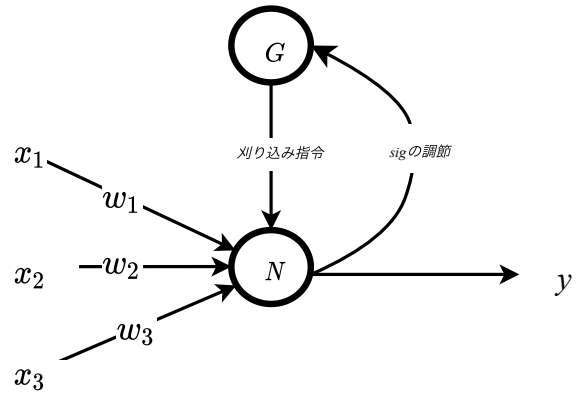
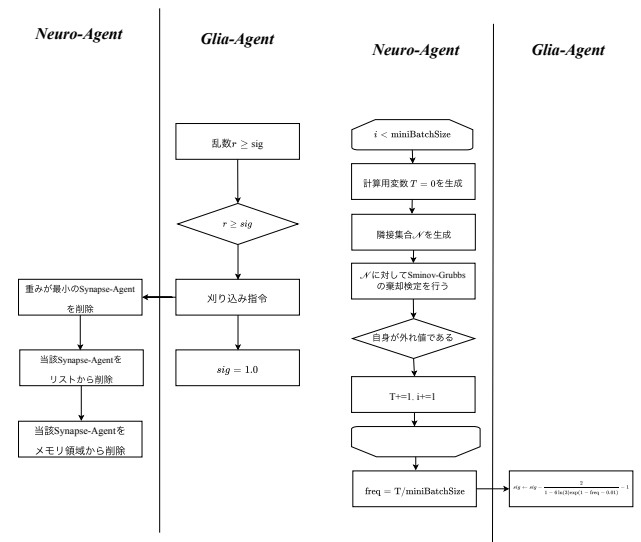


図 2.1 Neuro-Glia 相互調節機構



(a) Glia-Agent から Neuro-Agent への作用: 刈り込み (b) Neuro-Agent から Glia-Agent への作用: 閾値の調節

図 2.2 Neuro-Glia 相互調節機能の処理フロー

図 2.2 中の関数 $func(Neuron.freq)$ は、式 (2.2) の関数を用いた

$$Glia.sig \leftarrow Glia.sig - \frac{2}{1 + \exp((Neuron.freq - 0.1))} - 1 \quad (2.1)$$

$$k = 6 \ln(3) \quad (2.2)$$

ここで、NA の活動頻度とは以下のように求める。

- 活動頻度計算用変数 T を用意する。
- エージェント自身を含むクリークにおいて、smirnov-grubbs 検定を行う。

3. 検定の結果, 自身が外れ値であると判断された場合に 1, そうでなければ 0 を T に加算する.
4. 2~3 の工程をミニバッチ分繰り返す.
5. 以下の式を用いて, 自身の活動頻度が求まる.

$$Neuron.freq = \frac{miniBatchSize}{T} \quad (2.3)$$

2.2 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 2.3 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

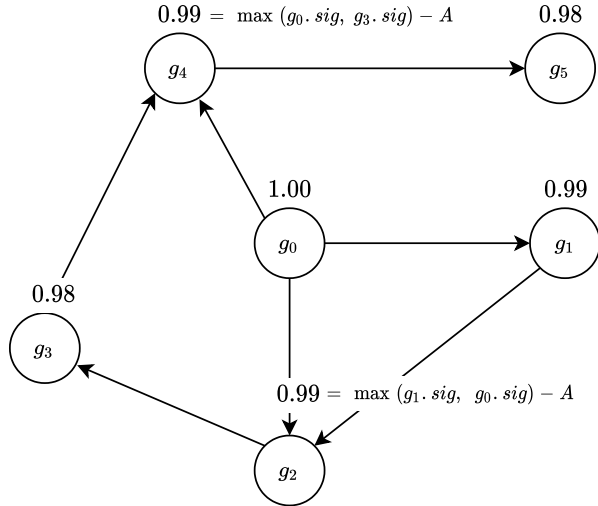


図 2.3 グリアネットワークでの抑制信号の伝達

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.

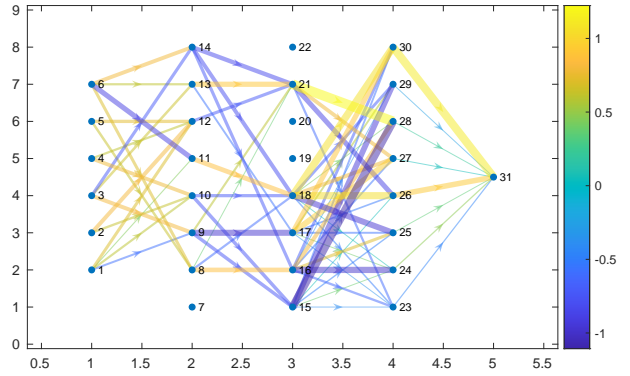


図 3.1 刈り込み後のネットワーク

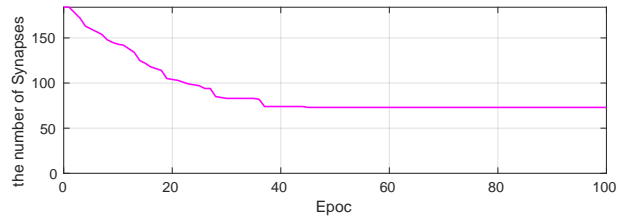


図 3.2 シナプス量の変化

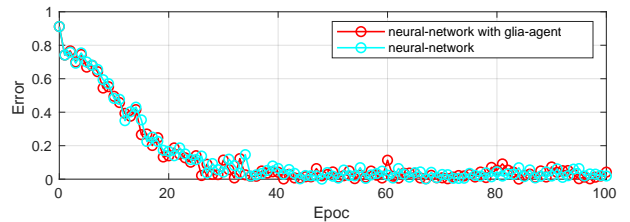


図 3.3 学習曲線

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.