

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

指導教員 山本哲也

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することによって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最大限の有効利用である。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。

関係の医学的な証左である。殊に脳内においては神経系をニューロン、免疫系をミクログリアと呼ばれる中枢神経系グリア細胞が司っており、グリア-ニューロン間においても神経免疫相互作用が認められている [1].

またミクログリアは、脳の発達において重要な役割を果たすシナプスの刈り込みを担当する。特に、霊長類の大脳皮質では生後直後からシナプス数が急速に増大し、小児期に最大値に達したのち、刈り込みが行われ減少していくオーバーシュート型シナプス形成と呼ばれる特徴的なシナプスリモデリングが行われる。このシナプス形成の刈り込み段階において、統合失調症では通常よりも多く行われ、ASDでは通常よりも少なく行われることが確認されており、シナプスの刈り込みが脳の高次機能の維持・発現の要因である可能性が示唆される。

生体の脳は神経細胞とグリア細胞によって構成される。グリア細胞とは脳内細胞のうち神経細胞以外を指し、ミクログリア (microglia), アストロサイト (astrocyte), オリゴデンドロサイト (oligodendrocyte) の三種が大多数を占める。グリア細胞の役割は神経細胞への栄養運搬, 血流の制御, 電気信号の速度制御, 免疫等多岐にわたるが, 巨大なグリア細胞同士のネットワーク—グリアアセンブリ (Glial Assembly)—が確認されており, 異種グリア細胞が互いに協調し合いながら, 脳の機能維持を行っているものの, その具体的なメカニズムは現在までに知られていない。

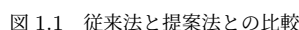
本モデルは、自律分散的なパラメータ削減として生体の脳で行われるグリア細胞によるシナプスの刈り込みをモデル化し、マルチエージェントシステムとして実装している。投入するエージェントは Neuro-Agent, Synapse-Agent, Glia-Agent であり、それぞれがニューロン、シナプス、グリア細胞に対応する。また神経免疫相互作用に着想を得て、

これらのうち, 特に NA と GA の相互制御に関わる部分を詳しく述べる. 双方の制御は以下の手順で行われる.

GA から NA への制御は NA に接続された最も重みの小さなシナプスとの接合を切る.

2.2 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。

本研究ではグリアアセンブリの模倣として GA 同士の



2.1 神經免疫相互作用

神経系と免疫系は独立したシステムではなく相互に調節を行い、人体の恒常性を維持していることが知られている。これは神経免疫相互作用 (Neuroimmune Interaction) と呼ばれ、古くから経験的に知られていたストレスと疾患の

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の役割は、時空間的に局所的な刈り込みが行われネットワークの破綻を防ぐというものである。

このアイデアは抑制信号を伝達するという形で実装した。抑制信号は、グリアネットワーク上の伝播距離 (ホップ数) に応じて減衰していく。本実験では単純にホップカウントに 0.1 を乗じた値だけ減少するように実装した。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。図 3.1 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のみを考えることになる。

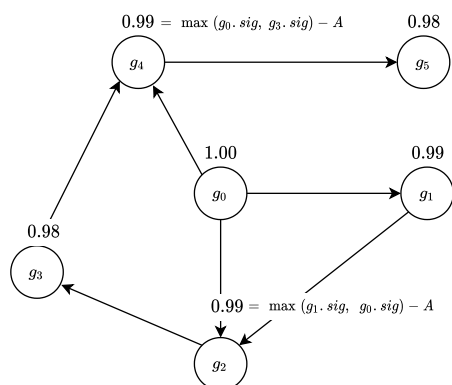


図 3.1 グリアネットワークでの抑制信号の伝達

4. 計算機実験

学習タスクは、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である。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 4.1)。

表 4.1 パラメータ一覧

パラメータ	値
学習率 η	0.01
エポック数 $Epocs$	500
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
入力サイズ $Inputs$	6
出力サイズ $Outputs$	1

計算機実験の結果、図??が図??得られた。

5. 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。

$$\exp(x)\exp(x) \quad (5.1)$$

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.