

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. 背景

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、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平均化することで大規模なモデルの学習を行うため、機械学習で用いるプライバシーを含んだ学習データが保護される。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 (例えば遊休計算資源を利用した分散計算) 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等、多様な先行事例・研究が成されている。しかしながら、両者を満たしたモデル、即ち自律分散的なパラメータ削減に関する研究は著者の知る限り存在しない。

本研究では、マルチエージェントシステムによる

2. 神経免疫相互作用

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関係の医学的な証左である。

脳内免疫系は、ミクログリアと呼ばれるグリア細胞によって構成される。ミクログリアはまた、脳の発達初期段階に行われる神経回路の刈り込み — オーバーシュート型シナプス形成 — の実行者である。

オーバーシュート型シナプス形成とは、霊長類の大脳皮質に見られる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シナプスのリモデリングである。このシナプス形成の刈り込み段階では、統合失調症では刈り込みが通常よりも多く行われ、逆に ASD では刈り込みが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の制御が脳の高次機能維持・発現の要因である可能性が示唆される。

2.1 グリアアセンブリ

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 (Glia Assembly)— が確認されており、グリア細胞が互いに協調しながら、脳の機能維持を行っていると思われる。

3. 提案モデル

3.1 GA-NA のフィードバック機構

本研究ではニューロエージェント、シナプスエージェント、グリアエージェントの3種のエージェントが相互作用するモデルを提案する。以下、それぞれ NA , SA , GA と表記する。それぞれの代表的なプロパティ、メソッド及び、通信内容は図??に示す通りである。

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

1. 抑制信号 sig を NA からのフィードバックをもとに式 (3.1) に基づいて更新する。

$$Glia(i).sig = Glia(i).sig - \exp(Attn * Neuron(j).actf) \quad (3.1)$$

2. GA は、乱数 r を生成する。
3. 仮に r が sig を超えた場合、接続された NA に対し、刈り込み実行命令を下す。
4. 刈り込み命令を受けた NA は自身に入力する SA のうち最も重みの小さなものとの接続を削除する。
5. 同時に GA は $Glia(i).sig = 1.0$ とし、刈り込みの抑制を行う。

NA から GA への制御

1. NA は隣接する他の NA と出力値の集合を生成する。
2. Grubbs 検定を用いてその集合のうち最も外れ値を持つ NA を特定する。
3. 先の検定の結果、外れ値を持つ NA が自身であった場合には活動回数を示す内部状態量 $activ$ に1を加算する。
4. $miniBatchSize$ 毎に活動度合いを示す $actf$ を算出する。具体的には、以下の式で求める。

$$Neuron(i).actf = \frac{Neuron(i).activ}{miniBatchSize} \quad (3.2)$$

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。

3.2 グリアネットワーク

2.1 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 ?? の場合、 $g_1 \rightarrow g_2$ と $g_3 \rightarrow g_4 \rightarrow g_5$ の経路では前者の経路のみを考えることになる。

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] Novikov, Alexander, et al. "Tensorizing neural networks." Advances in neural information processing systems 28 (2015).
- [2] 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 Elec-

tronics, Information and Communication Engineers, 2019.