

B-11 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 Neuroimmune 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パラダイムにおける機械学習手法として連合学習 (Federated Learning) が提案されている [1]. 連合学習では、ローカルデータを保有する複数のノードが内部で学習を行い、学習パラメータの差分情報のみを通信し、平均化することで大規模な学習済みモデルを構築する。これにより、従来、データセンターに集約されていたプライバシーを含んだ学習データは各ノード内に完全に保護される。GDPR をはじめとする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想される。

一方、連合学習では計算資源に乏しいエッジ環境内で学習させるため、大規模なモデルを投入することが難しいという課題がある。この課題解決には、モデルの軽量化と分散処理による環境内計算資源の利用の最大化という両方面からのアプローチが重要になる。この 2 種の手法を満たすモデルは連合学習の実用化に貢献するものと期待できるが、両者を兼ね備え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、所望の計算サイズに分散可能で、自律的にパラメータ削減を行いモデルを軽量化するニューラルネットワークを提案する (図 1.1)。

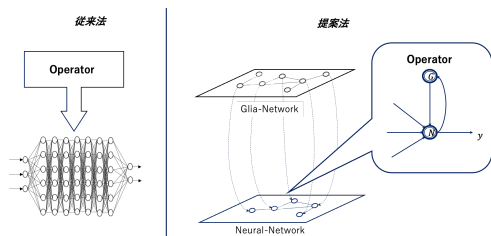


図 1.1 従来法と提案法の比較

2. 提案モデル

2.1 複数のエージェントによるニューラルネットワーク

パラメータ削減にあたって、脳内免疫細胞である microglia によるシナプスの刈り込み作用に着目し、これに関与する各パラメータをエージェント (自律行動主体) としてモデル化した上で、これらの相互作用に拠ってシステム全体を構成している。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に活性化関数 ϕ を用いた変換である。

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

● 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 $x_i, i \in \mathbb{N}^+$ として使用される。

$$v = \text{weight} \cdot u \quad (2.2)$$

ここで、式中の weight は、その Synapse-Agent の重みを示し、これと Neuro-Agent の内部変数 b 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

神経系と免疫系は独立したシステムではなく神経免疫相互作用 (Neuroimmune Interaction) と呼ばれる相互調節機構を持つ。殊に生体の脳機能発達においては、神経細胞からのシグナル伝達に拠ってグリア細胞 (microglia) が神経回路の刈り込みを行うことが確認されている。本モデルではこれを Neuro-Agent と Glia-Agent 間の相互作用として組み込んだ。

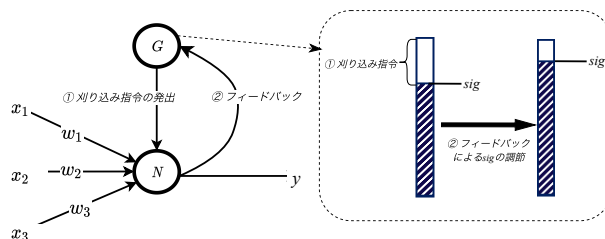


図 2.1 Neuro-Glia 相互調節機構

図 2.1 に示すように Glia-Agent と Neuro-Agent は 1:1 で接続され、適宜 Glia-Agent の内部変数 sig を更新していくことで刈り込みの制御を行う。

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される。Neuro-Agent は刈り込み命令を受け取ると、自身に接続された最も重みが 0 に近い Synapse-Agent を削除する。また、刈り込み指令を発出した Glia-Agent は $\text{sig} = 1.0$ に更新し、グリアネットワークへの伝播を行う。詳しくは 2.3 節で述べるが、これに拠って時空間的に集中した過度な刈り込みが抑制される。

Neuro-Agent から Glia-Agent への作用： sig の更新

Neuro-Agent はまず、 miniBatchSize の間に隣接する Neuro-Agent の出力値と比較し、自分が外れ値であった回数を変数 cnt にカウントする。次に、 cnt を用いて自身の活動

頻度 $freq$ を計算する.

$$freq = \frac{cnt}{miniBatchSize} \quad (2.3)$$

最後に $freq$ を用いて, Glia-Agent の内部変数 sig を更新する. sig の更新式は式 (2.4) に示す通りである. ただし, わかりやすさのため式中で Glia-Agent のプロパティには G , 及び Neuro-Agent のプロパティには N の添字を付してある.

$$sig_G \leftarrow sig_G - \alpha \left[\frac{2}{1 - \beta \exp(freq_N - 0.01)} - 1 \right] \quad (2.4)$$

式 (2.4) は, Neuro-Agent の活動頻度 $freq$ が高いほど刈り込みを抑制し, 逆に $freq$ が小さいほど刈り込みがされやすくなるように sig を更新する.

2.3 グリアネットワークによる過度な刈り込みの抑制

ASD や統合失調症などの神経免疫疾患の報告からシナプスの刈り込み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ている. これは同時に, グリア細胞による過度な刈り込みを抑制するシステムの存在が仮定するものであり医学的解明が急がれる. 我々はこのシステムの在処として, グリア細胞同士のネットワークであるグリアアセンブリ (Glia-Assembly) であると仮定し, ある Glia-Agent が刈り込み指令を下した際に, そのエージェントの sig を他の Glia-Agent に伝達し影響させ過度な刈り込みを抑制させる Glia-Agent 同士のネットワーク; グリアネットワークを模倣・実装した. グリアネットワーク上において sig は伝播距離 (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 $Glia-Agent$ 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のみを考えることになる.

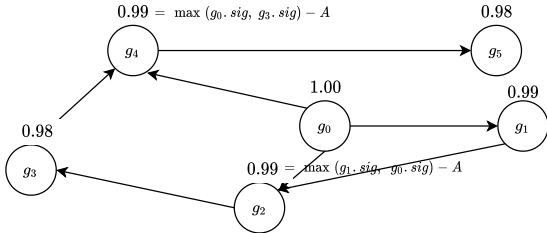


図 2.2 グリアネットワークでの sig の伝播のあり方

3. 計算機実験

計算機実験として $6 \rightarrow 8 \rightarrow 8 \rightarrow 8 \rightarrow 1$ の 5 層全結合ニューラルネットワークを用意し, 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のタスクを行った. 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
初期抑制信号値 sig	0.5
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
チューニングパラメータ α	0.01
チューニングパラメータ β	$6 \ln(3)$

計算機実験の結果得られた学習曲線及びシナプス数の変化及び, 刈り込み後のネットワークを図 3.1, 図 3.2 及び図 3.3 に示す.

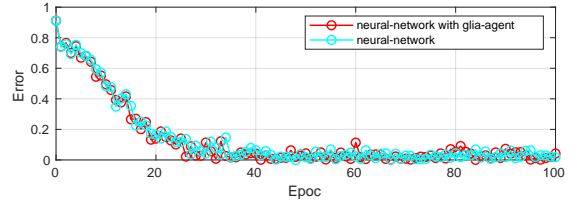


図 3.1 学習曲線

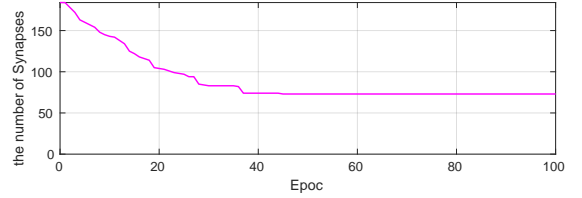


図 3.2 シナプス量の変化

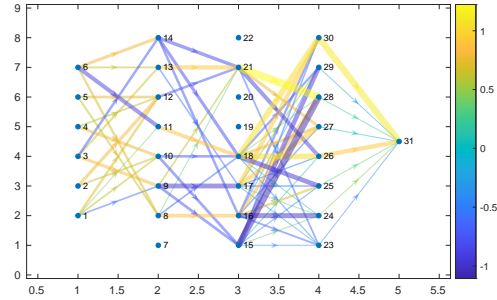


図 3.3 刈り込み後のネットワーク

Glia-Agent 及びグリアネットワークによる刈り込みを実行した結果, 最終的なシナプス数は 182 から 72 に推移した. また, この時の学習曲線は刈り込みを行わない場合と比較してほとんど同一の曲線を描き, 精度の悪化が認められない. 従って, 60 % のシナプスの削減が精度を維持したまま行われたと評価できる.

4. 結論

神経免疫相互作用に着想を得て全体の管理者のいないニューラルネットワークの学習パラメータの削減を実装し, 学習精度を落とさない適切な刈り込みを行うことができた. 興味深いのはシナプス数の減少曲線が, 生体の脳で行われるオーバーシュート型シナプス形成と同様に, 指数関数的な減少を見せていることである. 曲線のあり方が今後どのように影響するのか, あるいはグリアネットワークの構造が曲線にどのように影響するのかなど, 各パラメータの在り方については今後の課題とする.

参考文献

- [1] Roy, Abhijit Guha, et al. "Braintorrent: A peer-to-peer environment for decentralized federated learning." arXiv preprint arXiv:1905.06731 (2019).
- [2] 藤田茂, et al. "分散処理システムのエージェント指向アーキテクチャ." 情報処理学会論文誌 37.5 (1996): 840-852.