

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

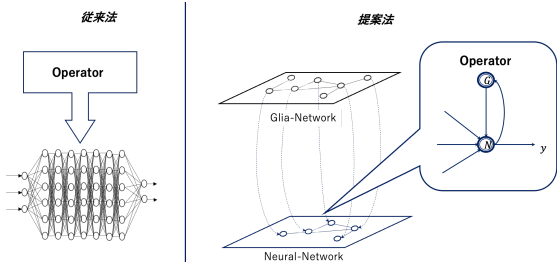
1. 本研究の意義・目的

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 [1]. 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期待される.

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大規模なモデルを計算資源に乏しいエッジ環境に投入し学習させる必要があることから, 以下 2 点のアプローチが重要となる. 1 つ目はモデルの軽量化, 2 つ目は, ニューラルネットワークの自立分散化による環境内計算資源の利用の最大化である.

上述した 2 つの性質を併せ持つモデルの産業導入は, 現在懸念されているエッジ環境の計算資源の乏しさという問題を緩和し, 連合学習の実用化に貢献すると思われるが, 両者の性質を満たす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 (図 1.) 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 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, 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

神経系と免疫系は独立したシステムではなく互いに制御しながら恒常性を維持しており, これを神経免疫相互作用 (Neuroimmune Interaction) と呼ぶ.

本モデルはシナプス形成におけるグリア-神経細胞間の神経免疫相互作用に着想を得ており, 神経細胞からのシグナル伝達に拠ってグリア細胞が神経回路の刈り込みを行う様子モデル化したものである. 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.

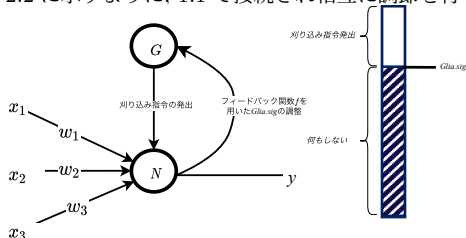


図 2.1 Neuro-Glia 相互調節機構

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.

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 $freq_N$ を用いて, Glia-Agent の内部変数 sig_G を更新する. sig_G の更新式は式 (2.3) に示す通りである.

$$sig_G \leftarrow sig_G - \alpha \left\{ \frac{2}{1 - 6 \ln(3) \exp(freq_N - 0.01)} - 1 \right\} \quad (2.3)$$

式 (2.3) が示す等に, Neuro-Agent は自身の活動頻度 $freq_N$ が高ければ, sig_G を上げることで刈り込まれにくく, 逆に $freq_N$ が 0 に近いほど sig_G を下げ刈り込み命令の発出を容易するようにフィードバックを行う. ここで,

$$freq_N = \frac{T}{miniBatchSize} \quad (2.4)$$

2.3 グリアネットワーク

実際の脳ではグリア細胞は単体で刈り込みを行っているのではなく, グリアアセンブリと呼ばれるグリア細胞同士のネットワークを介して, 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 *Glia-Agent* 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 *Glia-Agent* 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 *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.

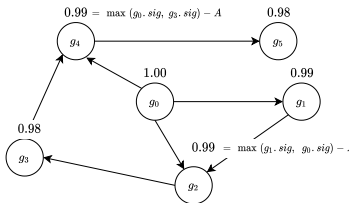


図 2.2 グリアネットワークでの抑制信号の伝達

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. また, 初期ネットワーク構造はノード数が入力側から $6 \rightarrow 8 \rightarrow 8 \rightarrow 1$ の 5 層全結合ネットワークとした. 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
フィードバックスケール α	0.01

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 72 に推移した. 抑えて, 削減された Synapse-Agent の割合は 60 % 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.

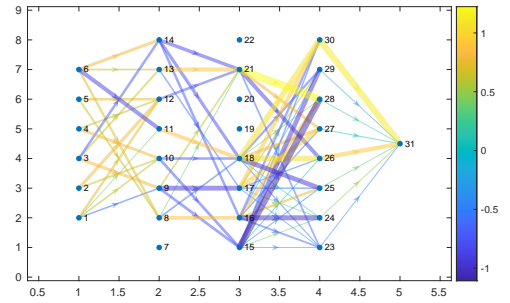


図 3.1 刈り込み後のネットワーク

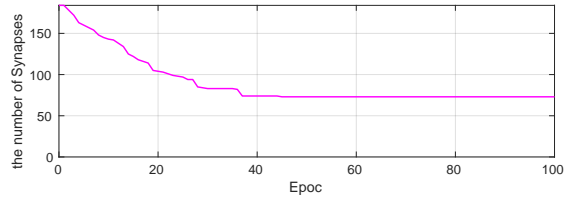


図 3.2 シナプス量の変化

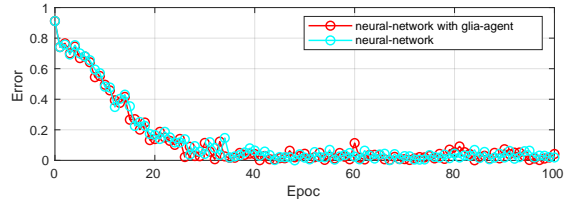


図 3.3 学習曲線

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] 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.