

再帰結合型神経回路を用いた ASD の言語発達障害の説明モデル

Explanatory model of Language Developmental Disability
in ASD by Recurrent Neural Network

1W173127-1 森川 千晴

MORIKAWA Chiharu

指導教員 尾形哲也教授

Prof. OGATA Tetsuya

概要: 自閉スペクトラム症 (Autism Spectrum Disorder:ASD) は, 対人やり取りにおいて質的な欠陥を持つことや興味や関心が偏るといった症状に特徴付けられる神経発達障害であり, 近年脳の計算モデルを使った認知プロセスに対する理解が進められている. リカレントニューラルネットワーク (RNN) を備えたロボットを用いて, ニューロンの活動性に相当するバイアスパラメータの違いによって, ASD と定型発達者の認知行動の違いを説明する研究が行われている. しかし, ニューロンの活動性の多様性が段階的な診断症状をもつ ASD の言語発達障害にどのような影響を及ぼすのかはよく調べられていない. 本研究では RNN を用いたシミュレーションにより, バイアスパラメータが言語発達に与える影響を調べた. ASD の語用論的な症状を考慮し, 実験では言語指示に従って手を上げ下げするタスクを学習させた. 結果, バイアスの分散が小さくなるにつれ学習データの再現能力は高まる一方で汎化能力が低下し, 更に過度に小さくなると高次レベルで言語構造を抽出することが困難になり学習データの再現能力も低下することがわかった. また, バイアスの分散が過度に大きい場合にも学習能力の低下が見られた. この結果は, ASD の社会的なコミュニケーション領域における診断症状のスペクトラムを説明できると考えられる.

キーワード: ASD, E/I バランス, リカレントニューラルネットワーク

Keywords: ASD, Excitatory/Inhibitory Balance, Recurrent Neural Network

1 はじめに

自閉スペクトラム症 (Autism Spectrum Disorder:ASD) は, 対人やり取りにおいて質的な欠陥を持つことや興味や関心が偏るといった特徴を持つ脳の発達障害である. 米国精神医学会によって刊行された精神障害の診断と統計マニュアル (DSM-5)[1] によると ASD の診断症状によっておおまかに 2 つに分類され, そのうちの 1 つである社会的コミュニケーションの領域において診断症状の度合いによってレベル 1 からレベル 3 に分類できる. 近年, ASD のメカニズムについて, 数多くの研究がなされ, E/I アンバランスなどいくつかの仮説は立てられているものの, 実際の症状に至るまでのメカニズムや重症度の差が生じる原因は判明していない.

特に出井ら [2] の研究では, 計算論的精神医学の立場から, ニューロンの活動性の多様さをバイアスパラメータの違いによって実装し, E/I アンバランスのロボットシミュレーションを行ったが, ニューロンの活動性の多様さが段階的な診断症状をもつ ASD の言語発達障害にどのような影響を及ぼすのかはよく調べられていない.

本研究では ASD の神経学的要因に基づき, 神経回路モデルを用いて段階的な重症度が存在する ASD のメカニズムを検証した. ASD の代表的な症状である語用論的な問題に関連するタスクをリカレントニューラルネットワークに学習させ, バイアスパラメータに応じて学習能力や汎化能力が段階的に変化するかどうかを確認する.

2 手法

本研究では, ASD の語用論的な症状を考慮し, エージェントが言語指示に従って色付きの手袋をはめた手を上下するタスクを学習させた. なお, 時系列データの予測が可能な神経回路モデル Stochastic-Multiple Timescale Recurrent Neural Network with Parametric Bias (S-MTRNNPB)[3] を用いて, ニューロンの発火のしやすさに相当するパラメータであるバイアスパラメータが異なるネットワークを複数用意し検証した. このモデルでは, 自己組織化によって獲得される, 行動パターンに特有の潜在表現 (PB) を用いて, 入力データから次の入力の平均値と不確実性を予測し, 実際に得られたデータとの負の対数尤度 (予測誤差) を最小化するように学習を行う. 入力言語指示 4 次元, 赤と青の手袋の座標各 2 次元, 両肩の関節 2 次元であり, その組み合わせを 8 パターン学習させた. パターン 1 では右手に赤手袋をはめた状況で, Red Up という指示から, 右手を上下する. なお, 手袋が入れ替わると同じ指示に対して取るべき行動が変わる. テスト時は, 学習データに加えるノイズシードを変更した未学習データを 8 パターン用意した. 学習させる動作を図 1 に示す.

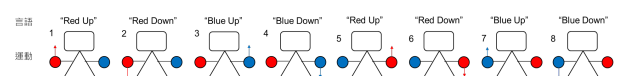


図1 実験設定

3 結果

学習時の重みのシードを変更させたネットワークを 10 個用意し、学習誤差、テスト誤差の平均と標準偏差をネットワークごとにまとめたグラフを図 2 に示す。横軸は、バイアスパラメータ K であり、縦軸は学習誤差、テスト誤差の値である。



図2 バイアスの分散が学習誤差、テスト誤差に与える影響

バイアスの分散 $K=0.1, 1, 10, 100$ では学習誤差やテスト誤差ともに小さい。また、これらの結果では学習誤差に比べてテスト誤差も小さい。この区間では、学習そのものが上手いき、汎化能力も高いことがわかる。バイアスの分散 $K=0, 0.00001, 0.0001$ では学習誤差やテスト誤差ともに大きい。バイアスの分散 K が小さいほど、学習そのものが上手いかわからないことがわかる。バイアスの分散 $K=0.001, 0.01$ では学習誤差に比べてテスト誤差が非常に大きい。この区間では、学習そのものは上手いくものの、汎化能力が低い傾向にあることがわかる。バイアスの分散 $K=1000$ では学習誤差やテスト誤差ともに大きかった。

高次レベルである Parametric Bias(PB) での情報表現の違いを確認した。図 3 は、学習後のネットワークで PB 層のニューロン活動を変化させ時系列データを再現させたときの、各時系列パターンに対する負の対数尤度の平均値をヒートマップにしたものである。バイアスの分散が小さいと各時系列パターンの違いが表現されずに一様化しているため階層的な情報処理が失われていることが分かる。

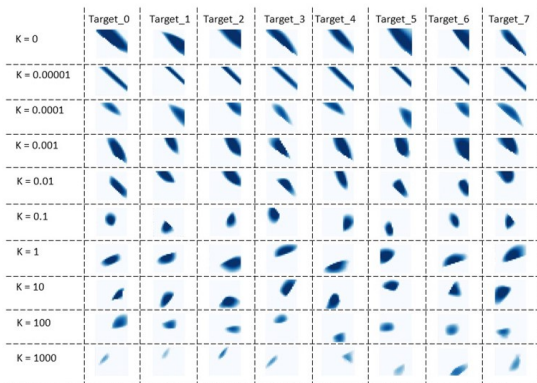


図3 各ネットワーク・時系列データに対する PB の内部表現

4 まとめ

ASD に関する実質的な要因やメカニズムについては未知な部分が多い。本研究では、神経回路における E/I のアンバランスに着目し、神経回路モデルを用いた数値実験を行った。実験結果におけるバイアスパラメータとそれぞれの実験結果を ASD の症状と比較することで、表 1 のような分類に対応付けられると考えられる。

ASD/TD	K	実験結果
定型	0.1 - 100	高次レベルでの言語構造の抽出が可能であり、汎化能力が高い。
軽度	0.001 - 0.01	学習データを正確に再現でき、言語構造の抽出は可能だが汎化能力が低い。
重度	0 - 0.0001	高次レベルの言語構造の抽出が困難。学習誤差が大きい。全パターンの PB が一様。

表1 バイアスの分布と ASD の症状との対応付け

本研究では、計算論的精神医学の立場から、感覚情報に依存した情報処理や汎化能力の低下、社会的コミュニケーションの領域における症状の度合い(スペクトラム)といった ASD の特徴が、ニューロン間の興奮性の均一さと予測誤差最小化の計算過程で説明されることを示した。

参考文献

- [1] Cecil R. Reynolds, Randy W. Kamphaus, "DSM5 Diagnostic Criteria Autism Spectrum Disorder" BASC3, 2013
- [2] Idei H, Murata S, Yamashita Y and Ogata T Homogeneous Intrinsic Neuronal Excitability Induces Overfitting to Sensory Noise: A Robot Model of Neurodevelopmental Disorder. Front. Psychiatry, 2020
- [3] S. Murata, J. Namikawa, H. Arie, S. Sugano, J. Tani, and Tetsuya Ogata. "Learning to generate proactive and reactive behavior by predicting the precision of prediction errors", The 28th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence, 2014