

令和 3 年 6 月 11 日現在

機関番号：15501

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2018～2020

課題番号：18K11527

研究課題名（和文）対故障性を指標とした脳の解剖構造の機能的役割の解明に関する研究

研究課題名（英文）Functional roles of brain anatomical structures in the fault tolerance

研究代表者

佐村 俊和 (Samura, Toshikazu)

山口大学・大学院創成科学研究科・准教授

研究者番号：30566617

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,100,000円

研究成果の概要（和文）：脳は、神経細胞同士が繋がったネットワークである。脳の様々な領域に共通する神経細胞間の解剖構造に着目し、本研究では、それらを脳同様に相互結合するリカレントニューラルネットワークの初期構造として導入し、興奮性神経細胞と抑制性神経細胞を区別する構造で、過学習が抑制され性能向上に寄与することを示した。また、部分的な結合性が故障に対する頑健性向上に寄与することを示した。これらの寄与は相補的であり、脳構造の性能向上と故障に対する頑健性向上への機能的役割が示唆される。

研究成果の学術的意義や社会的意義

脳の様々な領域に共通する解剖構造によるリカレントニューラルネットワーク（RNN）の性能向上と故障に対する頑健性向上への寄与を示した。初期構造として導入するだけで学習後の性能向上につながるため、計算コストが少なく済む。そのため、これらの知見は、計算資源が乏しく、一部が故障しても性能を維持する必要のある状況におけるRNNに適用でき、適用範囲の広いRNNの初期化手法としての応用が考えられる。

研究成果の概要（英文）：In this study, we introduced brain anatomical structures that are ubiquitous across brain regions as initial constraint into recurrent neural network (RNNs). We evaluated their roles in computation and showed that the structural distinction between excitatory and inhibitory neurons contributes to prevent overfitting. Moreover, the partial connectivity contributes to the improvement of fault tolerance of RNNs. These structures complementarily work and improve the performance and fault tolerance of the network.

研究分野：計算論的神経科学

キーワード：脳 リカレントニューラルネットワーク 故障耐性 過学習抑制 初期構造 初期化

## 様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19 (共通)

### 1. 研究開始当初の背景

脳は、神経細胞同士が繋がったネットワークとして情報を処理し、機能的に異なる領域に分かれていることが知られている。だが、機能的に異なる脳の領域ではあるものの、構成する神経細胞の接続の様式に着目すると、それらに共通する解剖構造が存在している。例えば、神経細胞間の平均距離が短く、クラスター係数が高いスモールワールド性が報告されている(引用文献 など)。このような脳の解剖構造は、特に脳の情報処理性能との関係で着目されることが多い。

一方、脳の情報処理の利点として、故障に対する頑健性の高さが挙げられる。脳の中で神経細胞は均質ではなく、多様な応答を示す。極端な例で言えば、損傷し応答の異なる神経細胞が存在する場合も考えられる。そのような状況でも、脳は情報処理を大きく損なうことなく成立させることができる。例えば、脳の海馬領域ではその一部を実験的に阻害しても空間学習が維持される報告がある(引用文献)。だが、この頑健性については着目されることが少なく、脳の解剖構造が故障に対する頑健性とどのように関わるのかは不明な点が多い。

そこで、脳の中の解剖構造と脳の情報処理能力、故障に対する頑健性との関係の解明を目的とした本研究課題を着想した。

### 2. 研究の目的

本研究課題では、脳の神経細胞間の解剖構造と脳の情報処理能力、特に故障に対する頑健性との関係の解明を目的とする。また、その過程で、下記の2点に関する知見を得る。

- ・ 未だ情報処理との関係が明らかでない解剖構造と情報処理能力との関係を導くことで、脳の情報処理機構の解明に寄与する知見
- ・ 脳型情報処理の故障に対する頑健性を示し、故障を前提とした新しい情報処理システムの開発に寄与する知見

### 3. 研究の方法

光遺伝学などの発展で、生きた脳の中での神経細胞の活動の操作は可能になっているものの、解剖構造を操作することはできないため、脳の神経細胞間の解剖構造がどのように脳の情報処理に貢献しているか、実験的に明らかにすることは難しい。そこで、本研究課題では、脳同様に神経細胞が相互に結びつき再帰的な構造を再現する人工リカレントニューラルネットワーク(RNN)を用い、その構造の変化による情報処理能力への影響を調査した。

まず、RNNを構成するニューロン間の結合様式を設定する(初期構造)。その後、時系列予測課題を学習させる(図1左および中央)。その初期構造として、脳の複数の領域で共通する解剖構造を導入し、その構造の導入が学習過程や予測性能へどのように影響を与えるか調査した。

特に、以下の3つの特徴を組合せRNNの初期構造として導入した。

- ・ 興奮性・抑制性の神経細胞を区別する解剖構造  
脳の神経細胞は、接続先の神経細胞の活動を促す興奮性の役割を持つ錐体細胞と接続先の活動を抑える抑制性の役割を持つ介在細胞に分けることができる。その種類特異的な構造(引用文献 など)があることも知られており、ここでは、2つの細胞種を区別する異なる初期構造を与える。
- ・ 部分結合性  
脳の神経細胞は、近隣の細胞と接続しやすいが、周囲の全ての細胞と接続しているとは限らず、部分的な接続となる。RNNの初期化として全ての接続の結合強度に何らかの初期値を設定することが多いが、ここでは、一部の接続の結合強度を0と設定し、部分結合を模す。
- ・ スモールワールド性(引用文献 など)  
皮質や海馬ではスモールワールド性が見られるRNN構造の領域が存在している。そこで、部分的に結合する場合、その接続性にスモールワールド性を初期構造で与える。ニューロンの位置を考え、距離の近い一部のニューロンと結合した後に、その結合の一部の結合先を距離に関わらず異なる細胞につなぎ替えることで、スモールワールド性を模す。

次に、課題学習後のRNNの一部を破壊し、その故障によって予測性能がどのように変化するかによって、上述の解剖構造を初期構造としたRNNの故障に対する頑健性を調査した(図1中央および右)。学習過程で変化したRNNのニューロン間の結合強度は、RNNが獲得した情報処理の要であり、それが無作為に変わることは情報処理自体にダメージを与えられられる。そこで、学習によって変化した結合強度の一部をランダムに0や他の数値に置き換えることで、RNNの破壊と定義した。

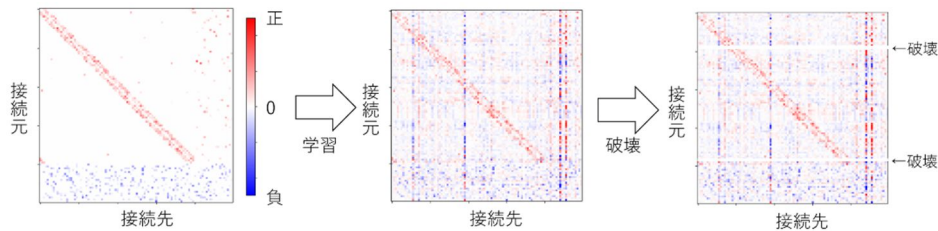


図 1 3つの特徴を導入した初期構造から学習～破壊過程でのRNNの構造変化例

#### 4. 研究成果

以下の点について明らかとなった.

##### (1) 過学習抑制の役割

初期構造として、興奮性と抑制性の神経細胞を区別する構造として、脳における2つの細胞の割合を模した. 8割のRNNのニューロンが興奮性として正の結合強度を出力し、残りの2割のニューロンが抑制性として負の結合強度を出力するように全結合の再帰的構造を構築した場合、過学習が抑制される結果を得た. 図2に複数試行での訓練データに対する訓練誤差とテストデータに対する汎化誤差を示している. 興奮性と抑制性の神経細胞を区別する構造の場合に、2つの誤差に乖離が少ない(図2青). 一方、他の初期構造の組合せではRNNに過学習が生じ、訓練誤差に対して汎化誤差が大きく乖離する(図2橙). そのため、興奮性と抑制性の神経細胞を区別した初期構造を持つRNNでは、過学習が抑えられることで、未知のデータに対する予測性能が高くなっている.

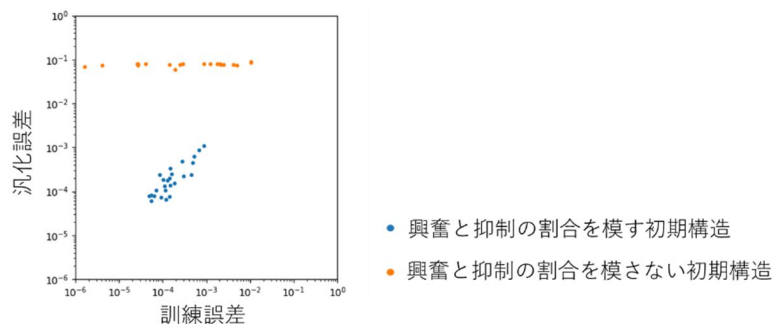


図 2 初期構造による過学習への影響

その際、興奮性と抑制性のバランスが偏っていることが重要であるほか、このバランスを、ニューロンの数として再現するだけでなく、全体の結合数の割合として再現する初期構造を導入しても同様の効果を示すことが分かっている. さらに、この初期構造で見られる1つのニューロンへの入力と抑制性の結合強度バランスの分布(EI バランス分布)を、他の構造に再現させることでも、性能が向上する結果が得られている. また、RNNを構成するニューロン同士の結合だけでなく、入力部・出力部とRNNのニューロンとの構造に部分結合性を初期構造として導入することでも、性能に影響することが分かっており、特に出力側の部分結合性が性能を向上させる.

時系列予測課題で良い性能を出すRNNの1つであるLong short-term memory (LSTM) (引用文献)でも同じ条件で過学習が抑制できている. LSTMは、誤差情報の伝搬を制御するゲート機構を有することで、性能が出るRNNであるが、EI バランス分布を持つ初期構造によって、同様の機能的役割が実現できていると推察される. また、LSTMはゲート機構を有するため単純なRNNより複雑なネットワーク構造となるが、それと比較して、初期構造の決定だけで過学習が抑制できることは、RNNの計算コストの面でも有利になると考えられる. 脳におけるEI バランス分布の再現手法が、RNNの性能向上のための初期化手法(引用文献 など)の1つとして用いられると考えられる.

##### (2) 故障への頑健性向上の役割

時系列予測課題を学習したRNNの結合強度の一部を破壊すると、性能が低下することになるが、部分結合性を初期構造として導入したRNNでは、その性能低下が抑えられることが分かっ

た．図 3 に，複数試行で獲得した RNN を複数回破壊した場合の破壊前と破壊後の汎化誤差を示す．通常，多くの場合で破壊前より破壊後の汎化誤差が上昇し，性能が低くなる(図 3 橙)が，故障への頑健性が高まることで，破壊前後で性能劣化が生じにくくなる結果を得た(図 3 緑)．破壊の際に，特に初期から存在する結合(初期結合)を選択して破壊すると性能低下が大きく，学習の過程を通じて，初期結合が主に利用されるように，RNN が組織化されることが考えられる．そのため，部分結合性を RNN の初期構造として導入した場合，情報処理実現に主として寄与する結合を少なく抑えることができ，故障への頑健性が向上すると考えられる．RNN の頑健性向上のための初期化手法として，脳における部分結合性の再現手法が用いられると考えられる．

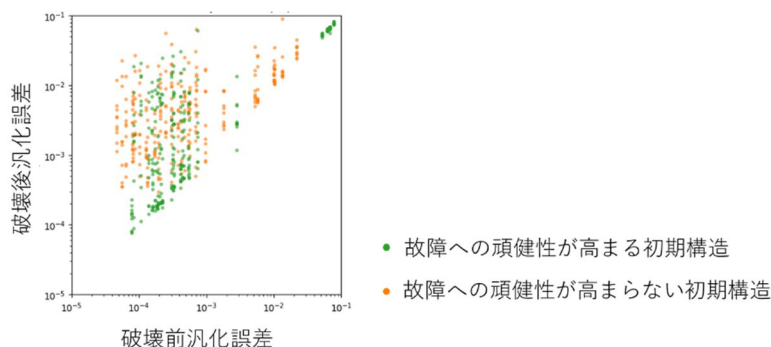


図 3 初期構造による故障に対する頑健性への影響

ここで，単に部分結合性を導入するだけでは，破壊前の時点での性能が低く，予測性能と頑健性がトレードオフの関係になってしまう．しかし，EI バランス分布も再現することで，予測性能と破壊への頑健性が向上することが分かっており，さらに，スモールワールド性も導入することで，さらに予測性能が向上しやすい結果が得られている．脳に見られる 3 つの特徴を初期構造として導入することは，RNN の性能向上において相補的に作用でき，性能と故障に対する頑健性の向上の両立が図れると考えられる．

#### 引用文献

- N. Takahashi, T. Sasaki, W. Matsumoto, N. Matsuki, and Y. Ikegaya, “Circuit Topology for Synchronizing Neurons in Spontaneously Active Networks.,” Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A., vol. 107, no. 22, pp. 10244–10249, 2010.
- M. B. Moser, E. I. Moser, E. Forrester, P. Andersen, and R. G. Morris, “Spatial learning with a minislab in the dorsal hippocampus,” Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A., vol. 92, no. 21, pp. 9697–9701, 1995.
- E. Gal et al., “Rich cell-type-specific network topology in neocortical microcircuitry,” Nat. Neurosci., vol. 20, no. 7, pp. 1004–1013, 2017.
- F. A. Gers, J. Schmidhuber, and F. Cummins, “Learning to forget: continual prediction with LSTM,” in 1999 Ninth International Conference on Artificial Neural Networks ICANN 99., vol. 2, pp. 850–855 vol.2, 1999.
- S. Li, W. Li, C. Cook, C. Zhu, and Y. Gao, “Independently Recurrent Neural Network (IndRNN): Building A Longer and Deeper RNN,” arXiv:1803.04831, 2018 [Online].

5 . 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計7件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 1件）

1 . 発表者名 Toshikazu Samura, Tomohiro Fusauchi
2 . 発表標題 Improvement on Performance of Recurrent Neural Network through Initializing of Input and Output Structures Similar to Partial Connection
3 . 学会等名 RISP International Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing 2021
4 . 発表年 2021年

1 . 発表者名 Tomohiro Fusauchi, Toshikazu Samura
2 . 発表標題 Application of Initialization Method Inspired by Brain Structure to Recurrent Neural Network and Long Short-Term Memory
3 . 学会等名 The 42th Annual Meeting of the Japan Neuroscience Society (NEURO2019)
4 . 発表年 2019年

1 . 発表者名 Tomohiro Fusauchi, Toshikazu Samura
2 . 発表標題 Suppression of Overfitting in a Recurrent Neural Network by Excitatory-Inhibitory Initializer
3 . 学会等名 The 2019 International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications (NOLTA2019) (国際学会)
4 . 発表年 2019年

1 . 発表者名 Tomohiro Fusauchi, Toshikazu Samura
2 . 発表標題 Evaluation of performance and robustness of recurrent neural network constrained by anatomical brain structure
3 . 学会等名 The 5th International Symposium "Green and Smart Technologies for a Sustainable Society"
4 . 発表年 2019年

1. 発表者名 Tomohiro Fusauchi, Toshikazu Samura
2. 発表標題 Roles of brain-inspired initial constraint on structure of recurrent neural network for its performance and robustness
3. 学会等名 The 7th RIEC International Symposium on Brain Functions and Brain Computer
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Tomohiro Fusauchi, Toshikazu Samura
2. 発表標題 Recurrent neural network initialized by brain structure improves time series prediction
3. 学会等名 The 41th Annual Meeting of the Japan Neuroscience Society
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 Tomohiro Fusauchi, Toshikazu Samura
2. 発表標題 Initial Constraint on Structure of Recurrent Neural Network for Improvement of Time Series Prediction
3. 学会等名 The 28th Annual Conference of the Japanese Neural Network Society
4. 発表年 2018年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
連携研究者	相原 威  (Aihara Takeshi)  (70192838)	玉川大学・工学部・教授    (32639)	

6. 研究組織（つづき）

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
連携研究者	磯村 宜和  (Isomura Yoshikazu)  (00415077)	東京医科歯科大学・大学院医歯学総合研究科・教授    (12602)	
連携研究者	酒井 裕  (Sakai Yutaka)  (70323376)	玉川大学・脳科学研究所・教授    (32639)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関