

人工ニューラルネットワークを用いた 睡眠・覚醒状態の遷移の表現可能性についての考察

山田 猛矢¹, 福永 知哉², 松田 翔太¹

¹ 第一工科大学 工学部 情報電子システム工学科 (〒 899-4395 鹿児島県霧島市国分中央 1-10-2)

² 第一工科大学 共通教育センター (〒 899-4395 鹿児島県霧島市国分中央 1-10-2)

A Study on the Representability of Sleep-Wake State Transitions Using Artificial Neural Networks

Takeshi YAMADA¹, Tomoya FUKUNAGA², Syota MATSUDA¹

¹Department of Information and Electronic Systems Engineering, Daiichi Institute of Technology

²Common Education Center, Daiichi Institute of Technology

Abstract : In neural circuits of the brain, the strength of synaptic connections between neurons changes between sleep and wakefulness. This study focuses on the recognition accuracy when the coupling rate between neurons is changed using Artificial Neural Networks (ANN) with two to four layers, and discusses the possibility of expressing the transition between sleep and wake states. The experimental results showed that the change in recognition accuracy when the coupling rate of the ANN is changed is fitted to the sigmoid function. The gain of the sigmoid function becomes larger as the layers of the ANN become deeper, and it is assumed that there is a coupling rate at which the recognition accuracy changes rapidly as the layers become deeper. It was found that there is a possibility that the transition between sleep and wake states can be expressed by using this coupling rate as a boundary.

Keywords : ANN, sleep-wake state transitions, sigmoid function

1. はじめに

脳の神経回路において、ニューロン間のシナプス結合強度は睡眠時と覚醒時で変化する。睡眠時にはニューロン間のシナプス結合強度は減弱し、覚醒時には増強する [1]。本研究は、睡眠・覚醒状態の遷移を人工ニューラルネットワーク (Artificial Neural Network(ANN)) を用いて表現できるかについて考察する。具体的には、全結合層からなる ANN モデルを準備し、その精度に着目し、ニューロン間の結合をランダムに切断していく。その際、ANN モデルの精度がどのように変化するかを観測する。当然のことながら、ニューロン間の結合率が高いときは精度も高く、結合率が低くなると精度は低くなる。我々は、精度が高い状態を覚醒状態、低い状態を睡眠状態と仮定し、ニューロン間の結合率を変化させたときの精度の変化の様子から、ANN で睡眠・

覚醒状態の遷移を表現できるのではないかと考えている。普段の生活の中で、私たちが覚醒状態から睡眠状態へと陥るとき、その意識レベルが線形で落ちていくと考える人は少ないであろう。多くの人が、初めのうちは緩やかに意識レベルが落ちていき、あるとき急に睡眠状態へと移行すると考えるのではないだろうか。本研究は、この覚醒状態から睡眠状態への意識レベルを ANN モデルの精度で仮定し、ニューロン間の結合率を変化させたときの ANN モデルの精度の変化より、睡眠・覚醒状態の遷移を ANN で表現できるかについて考察する。

2. ANN モデル

本研究で使用した ANN モデルは、手書き数字認識を行う全結合層からなる 2 層から 4 層の人工ニューラ

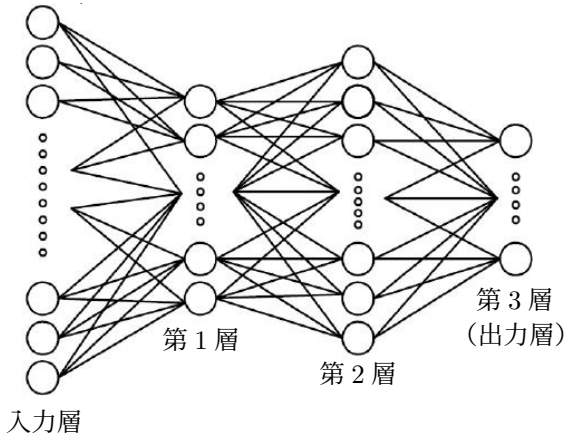


図 1: 3層の ANN

ルネットワーク (ANN) である。図1は、3層の ANN のイメージである。手書き数字データとしては MNIST データセットを使用した。そのため、入力層のニューロン数は 784、第3層 (出力層) は 10 である。また、第1層は 50、第2層は 100 とした。同様に、2層の ANN の隠れ層の第1層のニューロン数は 50、また、4層の ANN の隠れ層の第1層は 50、第2層は 100、第3層は 100 とした。このような2層から4層の ANN を3種類準備し、それぞれ MNIST データセットの訓練データ 60,000 枚を用いて学習を行った。学習により、2層の ANN は精度 94.5%、3層の ANN は精度 94.8%、4層の ANN は精度 94.7% のモデルを作成した。

3. 数値シミュレーション

前節で説明した2層から4層の ANN モデル3種類を用いて数値シミュレーションを行う。各モデルのニューロン間の結合を、ある確率で切断していき、各 ANN モデルの精度の変化を観測する。図2は3層の ANN の

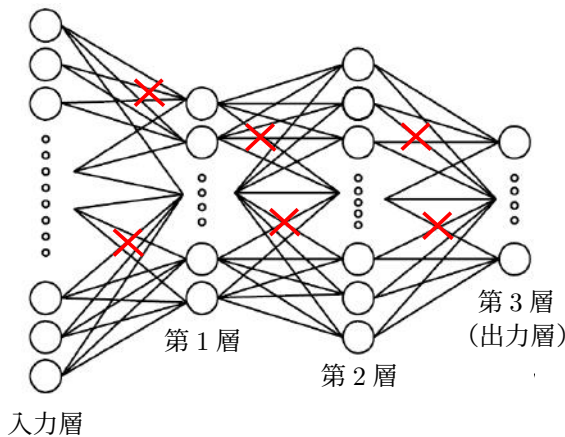


図 2: ニューロン間の結合を切断

ニューロン間の結合をある確率で切断するイメージである。

4. 数値シミュレーションの結果

(a) 結合率と精度

図3~図5は、2層から4層の ANN モデルの結合率を 1.0 から 0.0 まで 0.05 刻みで切断したときの精度で

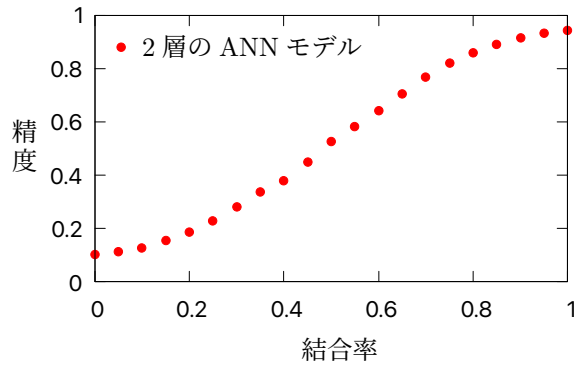


図 3: 2層の ANN モデルの結合率と精度

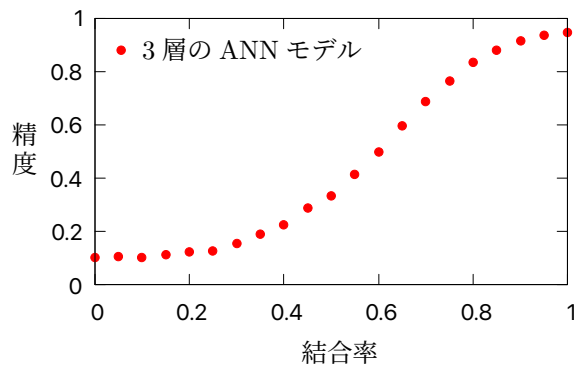


図 4: 3層の ANN モデルの結合率と精度

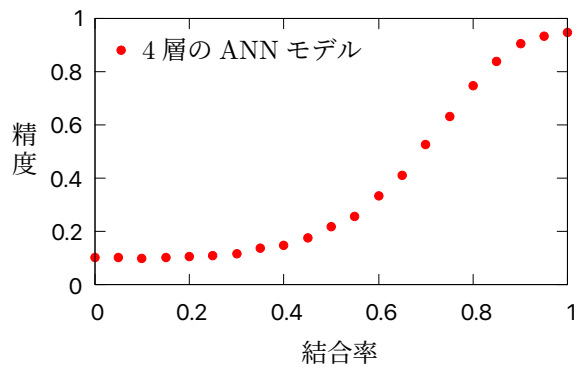


図 5: 4層の ANN モデルの結合率と精度

ある。また、縦軸に精度、横軸に結合率を取っている。なお、結合率が 0.0 であっても精度が 0.1 程度あるのは、このモデルが 0~9 の 10 種類の数字の識別を行うモデルであり、結合率が 0.0 であっても、10 種類のうち 1 つの数字を予測するためである。つまり、全ての結合を切断したとしても、10 分の 1 の確率で正解を出すためである。

(b) フィッティング

数値シミュレーションにより得られた精度及び結合率の変化を、より詳細に捉えるために次のスケール変換を行う。

$$x' = \frac{x - d_x}{r_x} \tag{1}$$

$$y' = \frac{y - d_y}{r_y} \tag{2}$$

ただし、結合率を x 、精度を y とし、変換後の結合率を x' 、精度を y' とする。図 6~図 8 は、スケール変換した値をプロットしたものである。また、実線はシグモイド関数

$$s_a(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \tag{3}$$

である。図 6~図 8 を見ると、スケール変換された値は、シグモイド関数でよく近似できることがわかる。なお、スケール変換の際に用いた値 d_x, r_x, d_y, r_y は最小二乗法により算出した。表 1 は、これらの値を最小二乗法により算出したものである。

表 1: 変換係数

	2 層	3 層	4 層
d_x	0.506	0.621	0.707
r_x	1.00	1.00	1.00
d_y	0.0427	0.0943	0.103
r_y	0.967	0.902	0.898

また、図 6~図 8 のシグモイド関数のゲイン a も最小二乗法により算出しており、算出した値は表 2 の通りである。

表 2: 変換係数

	2 層	3 層	4 層
a	5.61	8.17	10.0

5. 考察

全結合層からなる 2 層から 4 層の ANN モデルの結合率を 1.0 から小さくしていくとき、ANN モデルの精

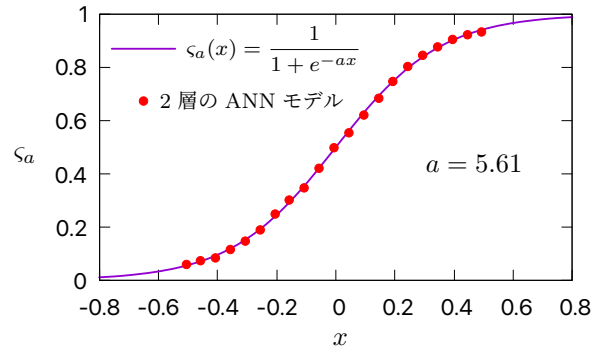


図 6: スケール変換 (2 層の ANN モデル)

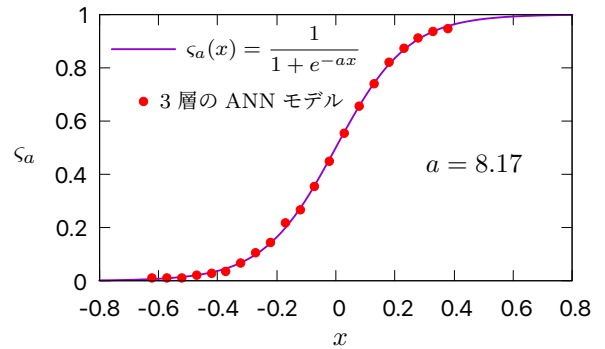


図 7: スケール変換 (3 層の ANN モデル)

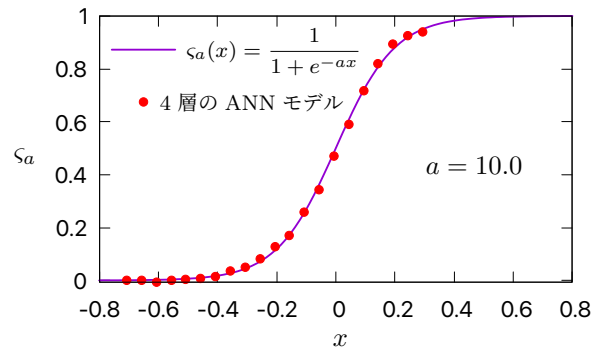


図 8: スケール変換 (4 層の ANN モデル)

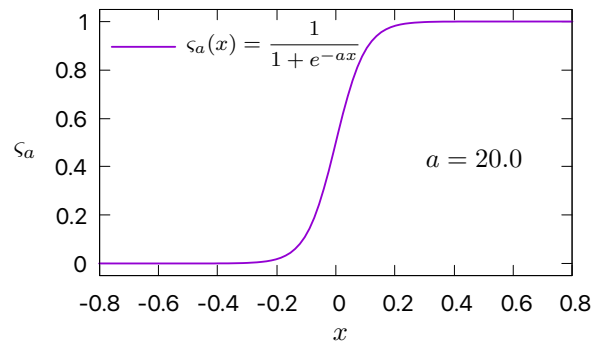


図 9: $a = 20.0$ のシグモイド関数

度はシグモイド関数に従って落ちていく。これは、スケール変換してプロットした図6~図8を見ると明らかである。また、シグモイド関数のゲイン a に着目すると、層が深くなるにつれて a の値が大きくなっていくことがわかる。シグモイド関数のゲイン a が大きくなると、シグモイド関数 $s_a(x)$ は、 $x=0$ 近傍で 1.0 から 0.0 へと急激に変化する。図9は $a=20.0$ のときのシグモイド関数であるが、図6~図8も合わせて比較すると、ゲイン a の値が大きくなるにつれて急激に変化する様子が見てとれる。今回の数値シミュレーションにおいては、4層のANNが最も層の深いANNであったが、人間の脳はこのような浅い層で表現できるはずもなく、より層が深く、より複雑であると考えられる。そのため、睡眠・覚醒状態の意識レベルをANNモデルの精度で仮定できるならば、そのときのシグモイド関数のゲイン a はより大きな値を取ることが予想され、脳の覚醒状態から睡眠状態への遷移は、ある結合強度近傍で急激に変化すると考えられる。これは、覚醒状態から睡眠状態への意識レベルの変化の仕方が、初めのうちは緩やかに落ち、あるとき急に睡眠状態へと移行するという私たちの感覚とも一致する。このような観点から今回の数値シミュレーションの結果を見たとき、ANNにより睡眠・覚醒状態の遷移を表現できる可能性があると考えられる。また、脳のシナプス結合強度の変化と覚醒状態から睡眠状態への意識レベルの変化がシグモイド関数でフィッティングできるのであれば、そのときのゲイン a の値と同じ a の値を持つANNを用いることで、より詳細な睡眠・覚醒状態の遷移を議論することが可能になるのではないかと考える。

6. まとめと今後の課題

本研究は、脳の神経回路において睡眠時と覚醒時でシナプス結合強度が変化するという事実から、全結合層からなるANNモデルで睡眠・覚醒状態の遷移を、結合率を変化させることで表現できるかについて考察した。我々は、ANNモデルの精度が高い状態を覚醒状態、低い状態を睡眠状態と仮定し、ニューロン間の結合率を変化させることで覚醒状態から睡眠状態へとどのように変化していくかの数値シミュレーションを行った。全結合層からなる2層から4層のANNモデル3種類を準備し、数値シミュレーションを行った結果、覚醒状態から睡眠状態への変化はシグモイド関数に従って変化することがわかった。また、層が深いANNモデルの方が覚醒状態から睡眠状態に急激に変化する（シグモイド関数のゲイン a の値が大きい）ことがわかった。このことから、層を深くすることで、睡眠・覚醒状態の遷移をANNで表現できる可能性があることがわかった。

今後の課題は、ANNのニューロン数や層を深くすることでシグモイド関数のゲイン a がどのように変化していくのかを捉えることである。ゲイン a の変化の仕方を捉えることで、 a がどのような値に収束していくかがわかる。また、その値と実際の脳の覚醒状態から睡眠状態への意識レベルの変化を比較することで、ANNでの睡眠・覚醒状態の遷移の表現可能性について、より深い議論が可能となる。

参考文献

- [1] 辛島彰洋, “脳神経回路維持の基盤となる睡眠依存性のシナプス可塑性”, 日本学術振興会, 2018, <https://kaken.nii.ac.jp/ja/file/KAKENHI-PROJECT-26507001/26507001seika.pdf>, 最終閲覧日 Mar. 9, 2022
- [2] 斎藤康毅, “ゼロから作る Deep Learning –Pythonで学ぶディープラーニングの理論と実装”, オライリー・ジャパン, 2016