

ランダムにシナプス荷重を与えた多層ニューラルネットワークの学習

由利高校理数科情報班 遠藤諒 小野遥斗 佐藤逸樹 鈴木栄瑛 藤本大海

要約

より人間に近い機械や人の言葉を話せるロボット、福祉への利用など、AIの発展と応用が注目されている。本研究では、多くのAIで基本技術となっている多層ニューラルネットワーク（以下、NN）についてシミュレーションを行った。各層が8ニューロン・最終層のみ1ニューロンである4層のNNについて、シナプス荷重をランダムに与えた2つのNNを比較し、より正解に近いほうに少しずつシナプス荷重を変更する方法によって、入力パターンを判別できるように学習が進むことを確認した。また、学習の過程によっては、未知の入力パターンの判別の仕方が異なるなど、機械ごとに個性を持つことも分かった。

1. 研究の目的

NNがごく単純な学習規則によって、二つの異なるパターンを判別することができるようになるのかを調べる。

2. 研究テーマを選んだ動機・背景

先進国では少子高齢化が問題となっており、それは日本でも同様である。日本国内の問題として、老人の孤独死や介護士の不足を嘆く報道がされている。身寄りのない大人も多くおり、それを介護する他人も少ない。

ところで、とある漫画家の世界観では、二十一世紀に猫型ロボットが開発されているはずである。そのロボットは人の言葉を操り、人の感情に寄り添うことができる。それに比べると今のロボットはまだまだ能力不足である。空想と現実を一緒にすると言われたらそれまでだが、しかし、現代のロボットも「話すこと」自体はできているのである。ホテルの受付や科学館にいるロボットを思い浮かべてもらいたい。現段階では会話と言えないが、これらを発展させられれば、いずれ人の言葉を操れるようになるのではないかと考えた。

3. 研究の意義

本研究の成果は、福祉の面で有益だと考えている。人が担っている会話という役割を多少なりともロボットが担えるからだ。人手不足の解消にも一役買うことができるだろう。

人と会話することを目的としたロボットが商業化されており、ロボットと共同の作業を行うことで人間の意欲が向上したなどの研究結果は存在する。これらの情報から、人間同様、ロボットに話を聞いてもらうだけでも孤独感は和らぐのではないかと考えられる。私たちは福祉と孤独死についての応用しか浮かんでいないが、使い方次第では様々なことに応用できると考えている。

4. 研究の仮説

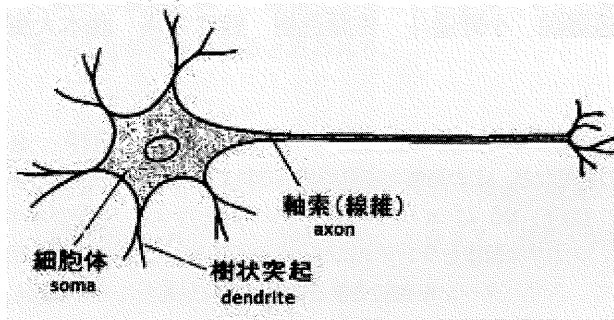
ランダムにシナプス荷重を与えたニューラルネットワークは、ごくシンプルな方法でも、学習を重ねることによって二つのパターンを判別することができるようになると考えられる。また、学習していない入力パターンを提示したとき、その判断の仕方は機械によって異なるようになると考えられる（機械に個性はあるのか）。そのプログラムを改良することで二つだけでなく四つのパターンを判別することができるのか。ゆくゆくは人の表情を認識することや、言語を理解し、会話することはできるようになるようになると思える。

5. 研究方法

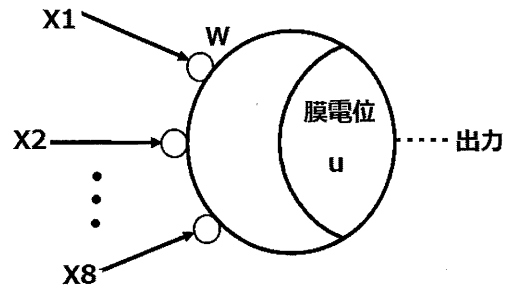
当初は機材としてラズベリーパイを使用する予定だった。ラズベリーパイでは、いろいろなソフトをインストールすることで、人の顔の様子から読み取る画像認識、言葉を理解するプログラムなど、豊富なライブラリが提供されており、それらを利用するつもりであった。しかしラズベリーパイの設定がうまくいかず、路線変更をすることになった。メンバーで考えて最終的に通常のパソコン上で、ゼロからC言語でニューラルネットワークのプログラムを組むこととなった。

5.1 ニューラルネットワークとは

ニューラルネットワークとは人の神経細胞であるニューロン（画像-1）をモチーフにしている。このニューロンは脳に約140～150億個存在している細胞で、情報伝達の役目を担っている。これらが結びつくことによって私たちの記憶は定着している。ニューロンをモデル化すると画像2のようになる。



画像-1



画像-2

画像-1 出典 <http://www.tamagawa.ac.jp/teachers/aihara/kouzou.html>

$$\sum_{j=1}^n w_{ij} X_j \quad U_i : \text{ニューロンの膜電位}$$

$$X_j : \text{一層前のニューロンの出力}$$

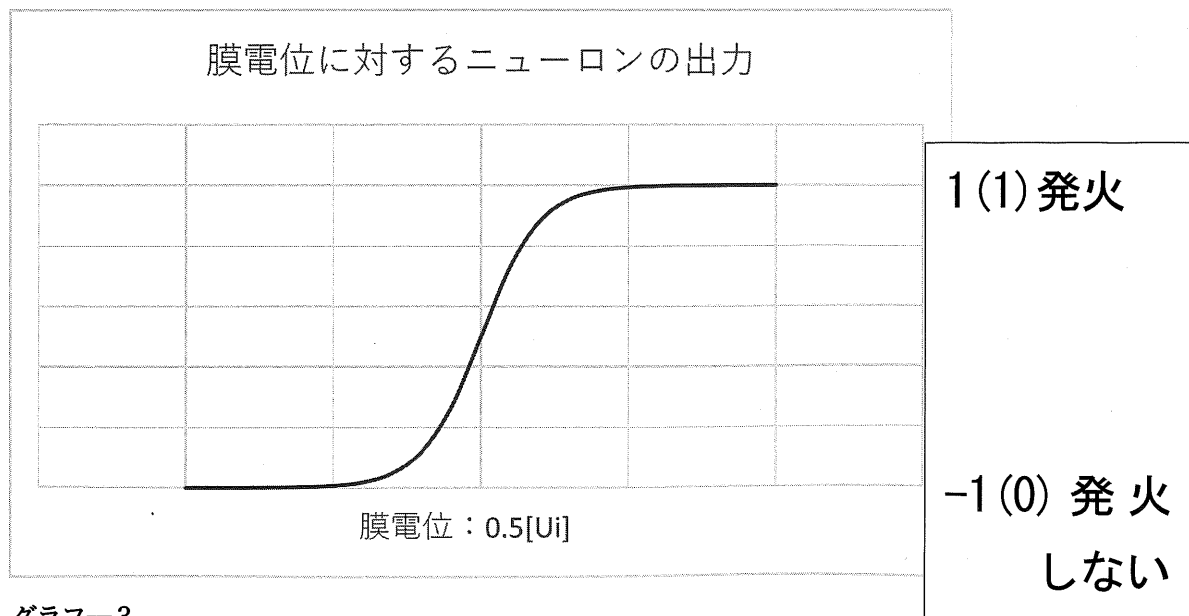
$$w_{ij} : \text{一層前のニューロン } j \text{ からニューロン } i \text{ へのシナプス荷重}$$

膜電位とは

一層前のニューロンの出力に重み付けをして足したものであり、(シナプス荷重をかける) 膜電位がある値 (仕切り値) を超えると電気信号を出力する。

このことを「ニューロンが発火した」と言う。

膜電位が仕切り値未満ではニューロンは電気信号を出力しない。(発火しにくい)

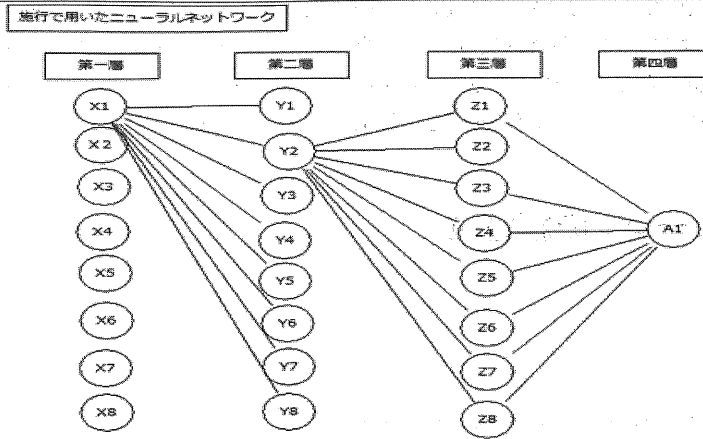


グラフ-3

画像-3は発火のモデルを表している。上で記した出力というのは、発火したか、発火していないかの二つに分けられる。

0, 1 モデルが、今回は、1, -1モデルを採用した。これは先ほど説明した0, 1モデルが証明されている。私たちが1, -1モデルを採用した理由は、グラフにしたときに発火したか、していないかが分かりやすいからだ。このモデルは、膜電位が0を超えたら発火し、出力は1となる。逆に膜電位が負の場合には、-1を出力する。

ニューロンが八個並んでいるものを三層、最後に、結果を出力するためのシナプスを一つ用意して四層の全てのニューラルネット結合した(グラフ-4は一部を省略している)。

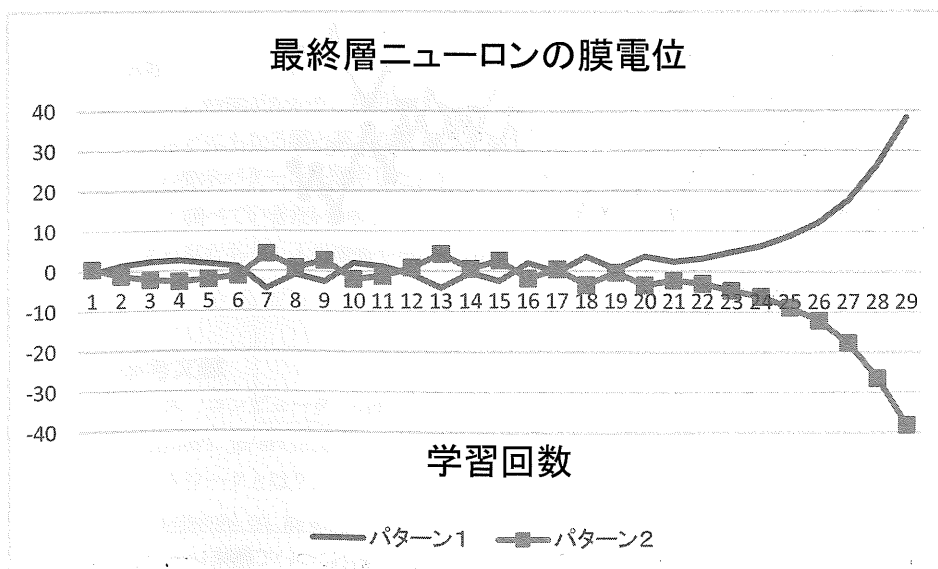


画像-4

X1一つをとると、シナプスを介してY層すべてのニューロンへの結合が存在していて、画像-4では省略しているが、X2, X3からも同様に、Yの層のすべてのニューロンに結合が存在している。そして、Y1の膜電位が一定量を超えるとY1は発火する。

ニューラルネットワークにおける学習とは、シナプス荷重が変化することである。今回の実験では最初にシナプス荷重をランダムに与え、学習することによってシナプス荷重を変化させ、最終層ニューロンの出力がどうなるかを調べた。2つのランダムなシナプス荷重結果を比較し、この時に出力した値が、与えられた正解に近かったほうのシナプス荷重をわずかに変更することを繰り返した。

6. 研究結果・考察

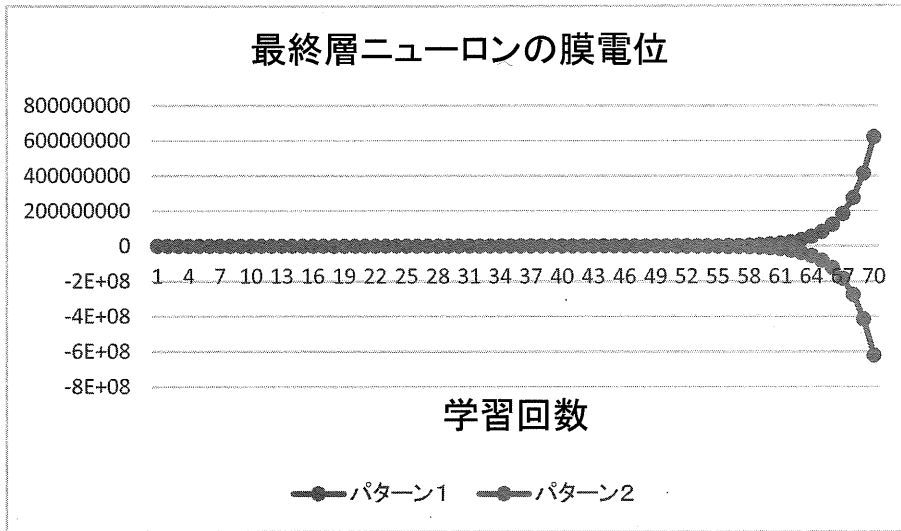


グラフ-1

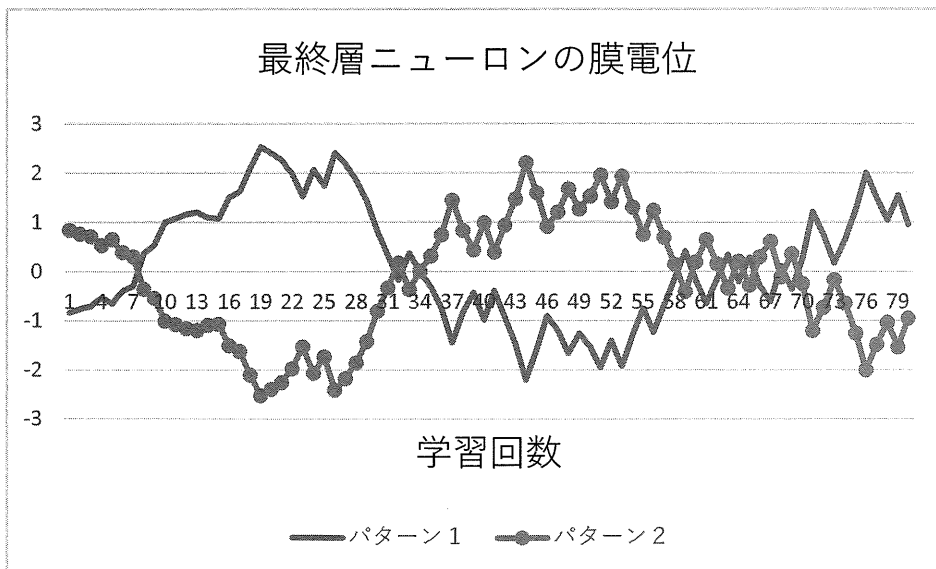
異なるシナプス荷重を2つのニューラルネットそれぞれに、「1」と判別してもらいたいパターン1と「-1」と判別してもらいたいパターン2の2つのパターンを入力して出力を比較し、より正解に近かったニューラルネットのシナプス荷重に近づけていくことを繰り返した。なお、最初の2つのシナプス荷重と、2回目以降の比較用のシナプス荷重はランダムに与えた。

このグラフは横軸が学習回数である。縦軸は最終層での膜電位を表している。ゼロから上であれば1と判断され、ゼロから下であればマイナス1と判断していることを意味している。パターン1が1と判断してもらいたい入力パターン、パターン2がマイナス1と判断してもらいたい入力パターンで、学習回数が二十回未満の時は、1と判断するかマイナス1と判断するかはバラバラだった。しかし、二十回を超えてからは、判断する精度が急激に上がり、学習が成功したことが分かる。

次に、下に並べた、グラフ1続きとグラフ2を見てもらいたい。グラフ1続きは、グラフ1と同じデータで、学習回数を増やしたものである。グラフ2は同じ入力パターンで全く別の初期シナプス荷重から始めたものである。このグラフは、入力パターンは同じで、学習回数を増やしたときの最終層の膜電位の変化を表しているものだ。グラフ1続きは、迷うことなく、パターン1とパターン2を見分けていることが分かる。しかし、グラフ2は、25回前後で見分けられるようになったかと思うと、再び迷い始めている。同じ入力パターンであるにも拘らず、試行終了時点で、見分けられるようになるかどうか差がついていた。なぜこうなるのかを考えたとき、乱数だからという結論に至った。確実に言えることは、グラフ2も、いずれ正解を選ぶようになることだ。

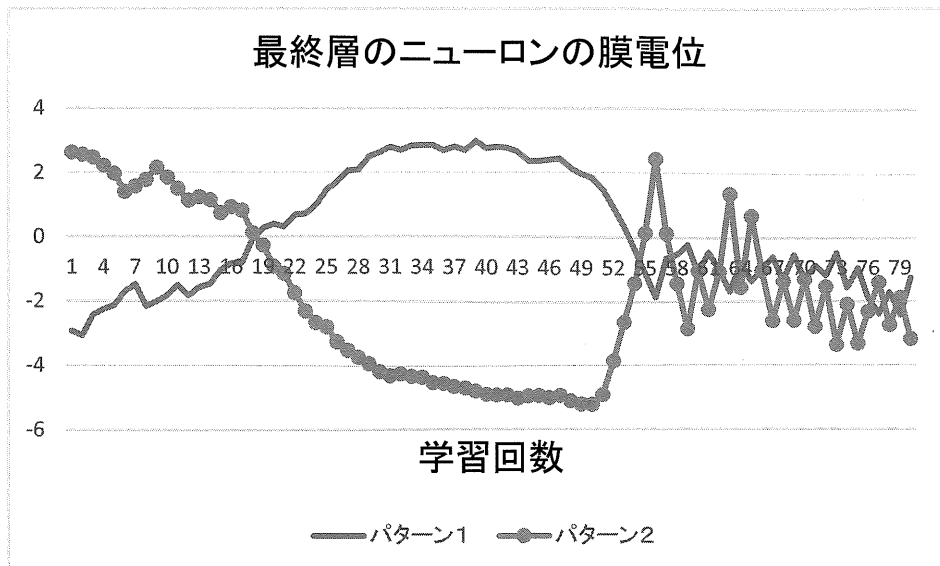


グラフ1続き



グラフ2

次に私たちは、パターン2はそのまま、パターン1の一部を変えたものを提示した場合について趣味レーションを行った。その結果がグラフ3である。横軸が学習回数、縦軸が最終層での膜電位を表している。ここからは便宜上、グラフ1の入力パターンを「簡単な入力パターン」とグラフ3の入力パターンを「複雑な入力パターン」と表記する。



グラフー3

複雑な入力パターンの場合も、簡単な入力パターンと同様に、判断できるようになったかと思うと、55回前後から判断が鈍り、再び迷い始めている。複雑な入力パターンで何度試行しても、途中から判断の精度が落ち始め、学習が終わるころには、判断ができなくなっていた。

途中から判断が鈍り始める理由については未だに分かっていない。しかし試行していく中で分かったことがあった。それは、二度と同じ形のグラフが現れないことだ。

続いて私たちは、未知の入力パターンを入力したときにどのような判断をするのか調べた。未知のパターンとは、学習させていないパターンである。今回は簡単な入力パターンでしか試していないが、そこでいうところのパターン1、パターン2以外の入力パターンを入れたのだ。すると、1と判断するか、-1と判断するかはシステムごとにバラバラだった。考えてみてほしい。AさんとBさんがいるとして、その二人にリンゴとミカンの区別を教えたとする。このとき二人は教えられた二つの果物以外知らないものとする。学習した二人はリンゴとミカンなら確実に見分けられるようになった。そこでグレープフルーツを提示したら、どのような反応を示すだろうか。Aさんはリンゴと判断して、Bさんはミカンと判断するかもしれない。この現象と同じことである。同じことを学んだからといって、未知の対象への判断は必ずしも同じとは限らない。ここに機械の個性を感じることができた。

7. 今後の課題

プログラミングに時間がかかり、現段階ではここまでしか研究が進んでいない。私たちが目指している、人の表情の認識や言語理解には百ほどにもなる層と莫大なまでの計算速度とメモリ容量が必要だ。今回は二つのパターンを見分ける学習をしてもらったが、その提示パターンを増やしたときの学習の仕方は変わっていくだろう。今後は提示パターンを増やしたときの学習の仕方について調べていきたい。ネット上では人の顔を判断できるような100層ほどのニューラルネットワークが構築されている。いずれ私たちが、人の表情や声色を認識して会話できるロボットを作ってみたい。

8. 引用・参考文献

マイナビニュース コンピューター分野における機械学習(4) - ディープラーニング

https://news.mynavi.jp/article/cv_future-16/

ニューラルネットワークとは？人工知能の基本を初心者向けに解説！

<https://udemy.benesse.co.jp/ai/neural-network.html>