

1. シグモイド関数の特性について

シグモイド関数の式は $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ であり、 e はネイピア数と言って 2.7183... という数字である。

e の部分がよくわからないので、ここを変えたらどうなるのかを考えてみた。

右のグラフはただのシグモイド関数である。

① e の部分を 2 にしてみる。
(sig2 と名付ける)

オレンジが新しい関数である。シグモイド関数と比べて傾きが緩やかになった。

② e の部分を 1 にしてみる。

緑が新しい関数である。縦軸の 0.5 の場所に真横に伸びる直線ができた。

③ e の部分を 1.1 にしてみる。
(sig1.1 と名付ける)

ピンクが新しい関数である。右上がりの直線のように見えた。しかし、 x の範囲を $-50 \sim 50$ にすると、シグモイド関数のようなグラフになっていた。

このように、 e の部分を 1 に近づけると傾きが緩やかになっていき、1 にすると真横の直線になることが分かった。

④ e の部分を 0.9 にしてみる。
右下がりになった。

このように、 e の部分を 1 よりも小さくすると、右下がりになってゆることが分かった。

では、シグモイド関数の代わりに sig2 や sig1.1 が使えないか考える。シグモイド関数と sig2 の実行速度を測ってみた。

```
def speed(f):
    x = np.arange(-10, 10, 0.00001)
    t1 = time.time()
    y = f(x)
    t2 = time.time()
    print(t2-t1)
speed(sigmoid) # 0.6935763359069824
speed(sig2) # 1.5600404739379883
```

シグモイド関数はおおよそ 0.69 秒で sig2 はおおよそ 1.56 秒だった。AI では計算で時間がかかるため実行速度は速い方がいい。したがって、シグモイド関数を使った方がいいということが分かった。

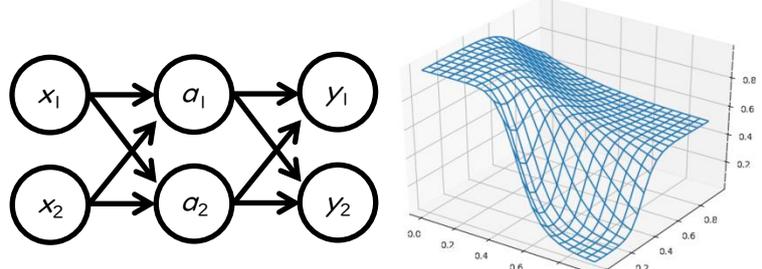
2. DeepLearning の様子をグラフで見たい

1つのニューロンに注目するとシグモイド関数が使われているので出力が滑らかに変化することは分かったが、2つ以上のニューラルネットワークだと出力がどのように変化しているのかが気になった。

そこで、下の図のようなニューラルネットワークを作り、2つの入力から、出力 y_1 がどのように変化するのかを 3D グラフで表してみた。

・重み、バイアスの値 (重みはランダムで与えた)

W1	[[5.07739125 -3.52745036]
	[-15.10745431 -4.08228085]]
b1	[0.0.]
W2	[[-6.17089246 -1.09504476]
	[16.07542025 -20.02472672]]
b2	[0.0.]



簡単なニューラルネットワークだけど、結構複雑な形になった。さらにニューロンを増やすともっと複雑な形になることがわかった。

3. 学習した出力をグラフで見たい

ニューラルネットワークを使えば隠れ層が 1 層であっても画像の認識ができる。今回はその原理が知りたかったので、理想形を考えた。隠れ層は 1 層とした。

・入力データ

x_1, x_2 : 0 から 1 までのランダムな値

・教師データ

t_1 : 0 ($0 \leq x_1 < 0.5, 0 \leq x_2 < 0.5$)

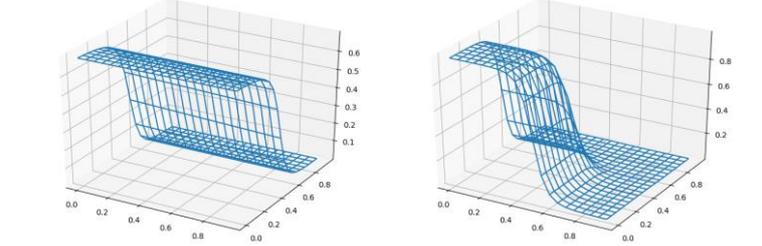
t_2 : 1 ($0 \leq x_1 < 0.5, 0.5 \leq x_2 < 1$)

t_3 : 2 ($0.5 \leq x_1 < 1, 0 \leq x_2 < 0.5$)

t_4 : 3 ($0.5 \leq x_1 < 1, 0.5 \leq x_2 < 1$)

(予想) ... 出力 y_1 は ($0 \leq x_1 < 0.5, 0 \leq x_2 < 0.5$) の範囲で 1 に近い値になる。

(結果) ... 100 エポック学習させた。



ニューロンの数が 1 の場合 ニューロンの数が 2 の場合
だいたい予想した通りの結果が確認できた。ニューロンの数が 1 の場合は 1 直線に沿ったシグモイド関数のような形になって、誤差が大きめになることが分かった。

