

6.2 重みの初期値

高柳海斗(リュカ)



重みの初期値

ニューラルネットワークの性能は初期値によっても左右される。

- よい初期値の考察
 - 重みが大きくなると過学習を起こす傾向にある
 - 小さい値からスタートするのがよいのでは?

今まで使っていた初期値

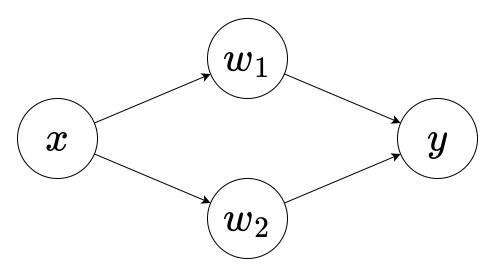
0.01 * np.random.randn(10, 100)



重みの初期値を0にする?

小さい値からスタートするのがよいならすべて0にしてしまえば良いのでは?→ 実は誤り

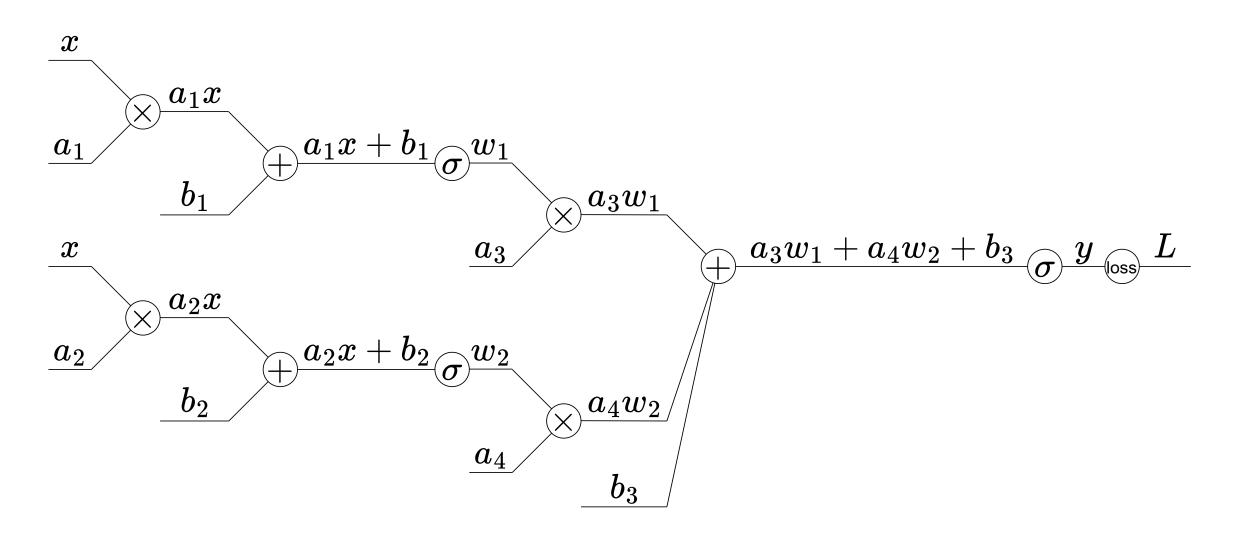
$$w_1 = \sigma(a_1x + b_1)$$
 $w_2 = \sigma(a_2x + b_2)$
 $y = \sigma(a_3w_1 + a_4w_2 + b_3)$
パラメータの初期値を0とする
対称性より
 $\frac{\partial L}{\partial a_1} = \frac{\partial L}{\partial a_2}, \frac{\partial L}{\partial a_3} = \frac{\partial L}{\partial a_4}, \frac{\partial L}{\partial b_1} = \frac{\partial L}{\partial b_2}$



単純なネットワーク

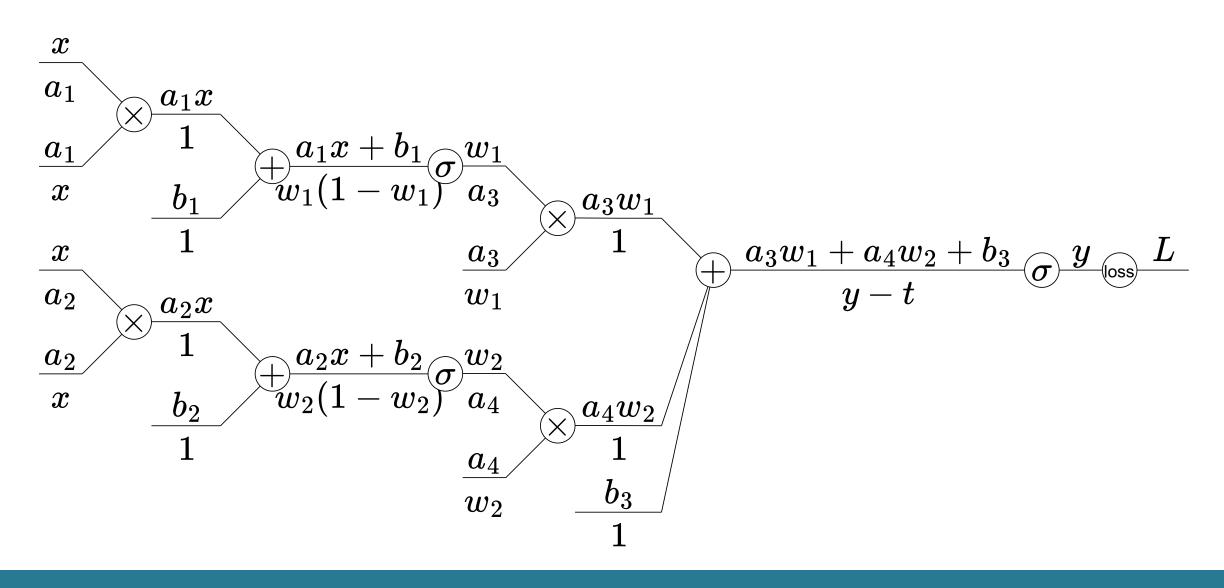
01ゼミ 重みの初期値 / Batch Normalization





01ゼミ 重みの初期値 / Batch Normalization







正解をtとして勾配を計算すると

$$egin{aligned} rac{\partial L}{\partial a_1} &= x w_1 (1-w_1) a_3 (y-t) & rac{\partial L}{\partial a_4} &= w_2 (y-t) \ rac{\partial L}{\partial a_2} &= x w_2 (1-w_2) a_4 (y-t) & rac{\partial L}{\partial b_1} &= w_1 (1-w_1) a_3 (y-t) \ rac{\partial L}{\partial a_3} &= w_1 (y-t) & rac{\partial L}{\partial b_2} &= w_2 (1-w_2) a_4 (y-t) \end{aligned}$$

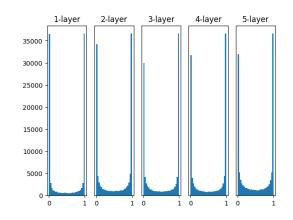
初期値が $a_1=a_2, a_3=a_4, b_1=b_2$ を満たしていると対称性を保存してしまうことがわかる

ゆえに初期値にはある程度のランダム性が必要

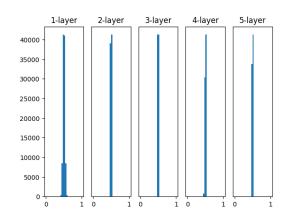


隠れ層のアクティベーション分布

隠れ層のアクティベーション(活性化関数の後の出力データ)を観察することで初期値の良さを評価できる



標準偏差1の正規分布



標準偏差0.01の正規分布

ソースコード: \src\weight_init_activation_histogram.ipynb

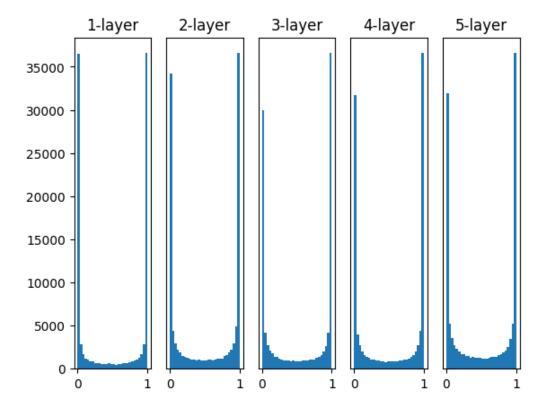


勾配消失 (gradient vanishing)

右の図を見ると各層のアクティベーションは0と1に偏った分布になっていることがわかる

シグモイド関数の両端では微分係数が0に近くなっており,逆伝播での勾配の値が小さくなってしまうことから学習に時間がかかる

これを勾配消失という



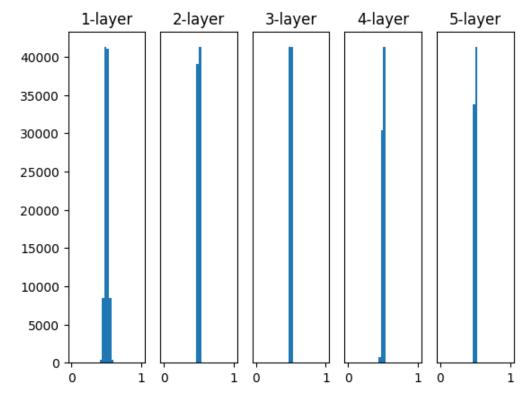
標準偏差1の正規分布



表現力の制限

一方右の図を見ると0.5付近に集中 していることが分かる

複数のニューロンがほとんど同じ値を出力するとすれば、(例で見たように)1個のニューロンでもほぼ同じことを表現できるため、ネットワークの表現力が落ちてしまう問題が起こる



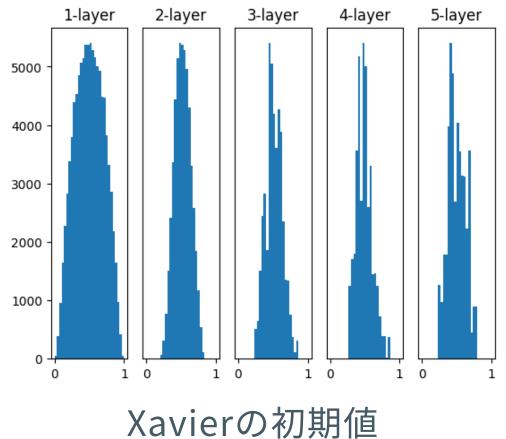
標準偏差0.01の正規分布



Xavierの初期値

Xavier Glorotらの論文で推奨されている初期値「Xavierの初期値」

- 分布:前層のノードの個数をnとして、標準偏差 $1/\sqrt{n}$ の標準偏差
- 仮定:活性化関数は線形
- 適用:活性化関数にシグモイドや tanhを使っているとき



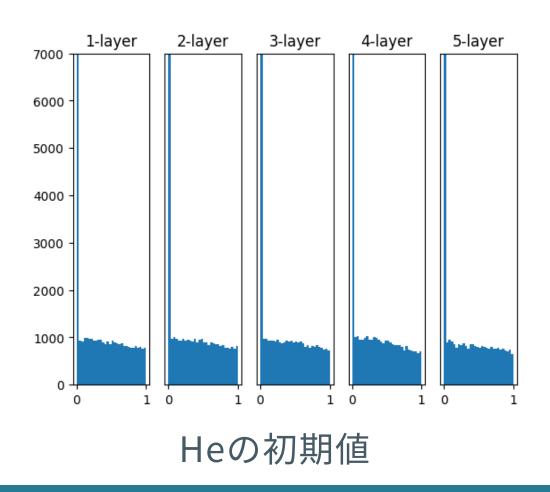
Advierの利期恒



Heの初期値

Kaiming He(何恺明)らが提案した「Heの初期値」

- 分布:前層のノードの個数をnとして、標準偏差 $2/\sqrt{n}$ の標準偏差
- 仮定:活性化関数はReLU
- 適用:活性化関数にReLUやその 派生を使っているとき



by リュカ 11 / 1

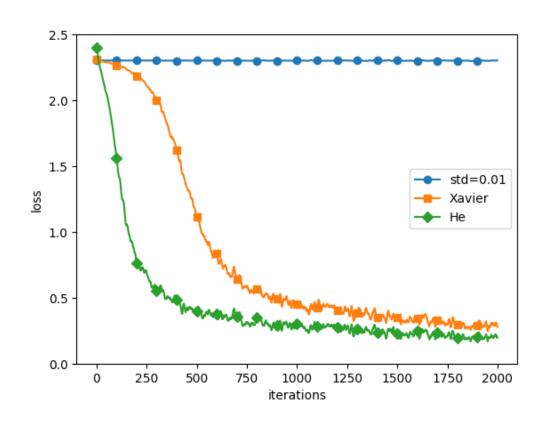


MNISTによる重み初期値の比較

ソースコード:

\src\weight_init_compare.ipynb

図を見るとHeの初期値が最も速く 収束していて、Xavierはそこそ こ、0.01の正規分布にいたっては ほとんど学習できていないことが わかる



初期値ごとのLossの推移