学習の安定化 - 未学習・過学習の回避

アジェンダ

- 過学習を抑制する方法
- 過学習が起きる理由
- 正則化とは?
- (パラメータ)正則化
 - · L1正則化
 - L2正則化
 - Elastic Net

- 正則化レイヤー
 - Dropout
- 正規化レイヤー
 - Batch正規化
 - Layer正規化
 - Instance正規化
- ・ハンズオン

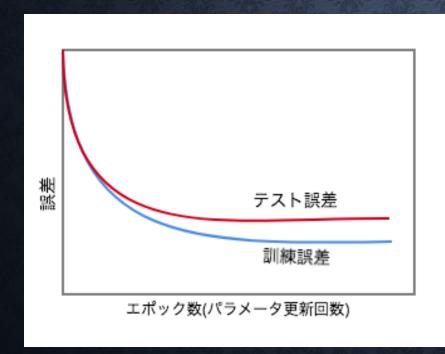
過学習を抑制する方法

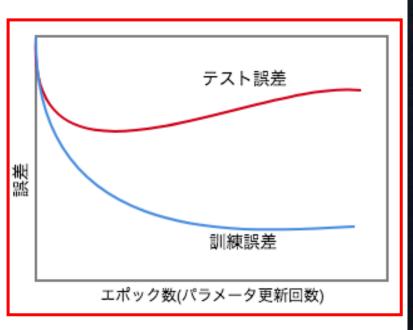
ニューラルネットワークを前提とした機械学習 において、過学習を抑制するための手法をご説 明します。

(パラメータ)正則化	正則化レイヤー	正規化レイヤー
L1正則化	Dropout	Batch正規化
L2正則化		Layer正規化
Elastic Net		Instance正規化

過学習が起きる理由

訓練サンプルに**だけ適合**した学習をした結果。



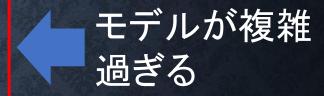


本来の目的である汎化性能が得られない。

過学習が起きる理由

過学習が起きる原因の例。

- パラメータの数が多すぎる。
- パラメータの値が偏っている。
- ノードが多すぎる。
- 学習データが不足している。
- 学習データが偏っている。
- etc···



正則化とは?

ネットワークの自由度(層数、ノード数、パラメータの値、etc…)を制約すること。 Regularization。



モデルの複雑さを抑制。



訓練サンプルに対する過剰適合を抑制。

正則化 - L1、L2正則化

誤差に対して正則化項を加算することで、重み(パラメータ)を抑制する。

$$E_n(\mathbf{w}) + \frac{1}{p}\lambda \parallel x \parallel_p$$

誤差関数にpノルムを 加える

$$|| x ||_{p} = (|x_{1}|^{p} + ... + |x_{n}|^{p})^{\frac{1}{p}}$$

pノルムの計算

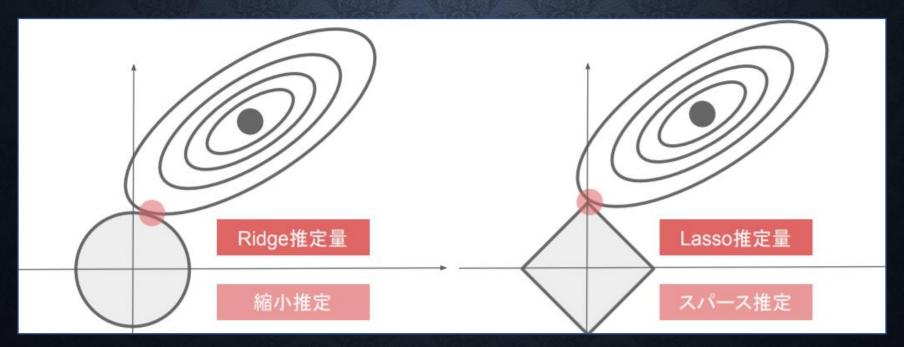
p = 1の場合、 L1正則化と呼ぶ。Lasso回帰。 p = 2の場合、 L2正則化と呼ぶ。Ridge回帰。

正則化 - L1、L2正則化

L2正則化はパラメータが発散することを抑制、 L1正則化はパラメータ自体を削減。

L2正則化

L1正則化



正則化 - Elastic Net

L1、L2正則化を組み合わせたもの。

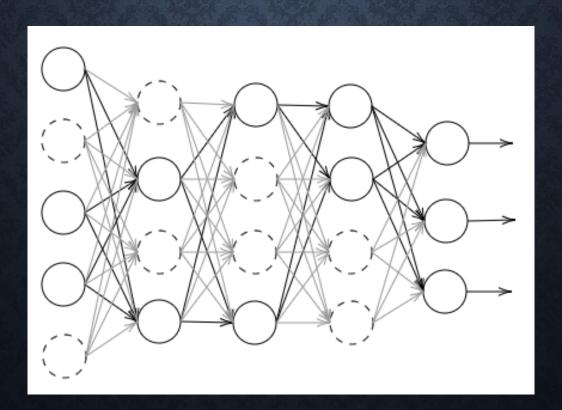
$$\text{Elastic Net} = \sum_{i=1}^n \left(y^{(i)} - \hat{y}^{(i)}\right)^2 + \lambda_1 \sum_{j=1}^m w_j^2 - \lambda_2 \sum_{j=2}^m |w_j|$$

L2正則化項 L1正則化項

λ1,λ2はハイパーパラメータ。各正則化項の制 約の強さを調整する。

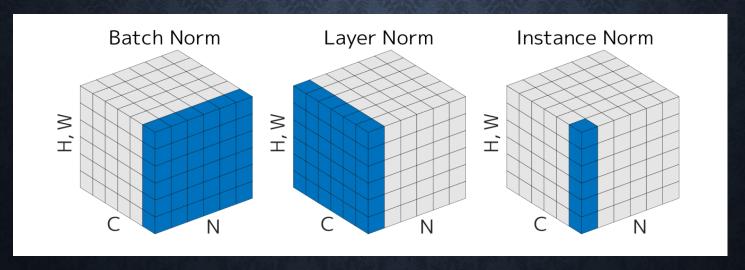
正則化レイヤー - Dropout

ランダムにノードを削除して学習させる。データ量はそのままで、より疎なモデルで学習する ことで過学習を抑制。



正規化レイヤー

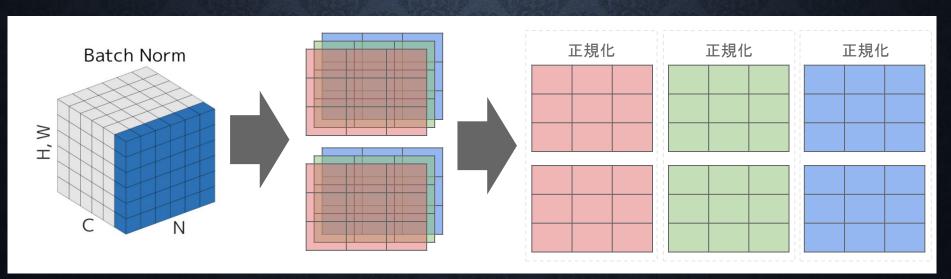
データの正規化(Normalization)。レイヤー間を流れるデータの分布を、何らかの単位で平均が0、分散が1になるように正規化する。



N: ミニバッチ数、C: Channel、H, W: Height / Widthをまとめたもの

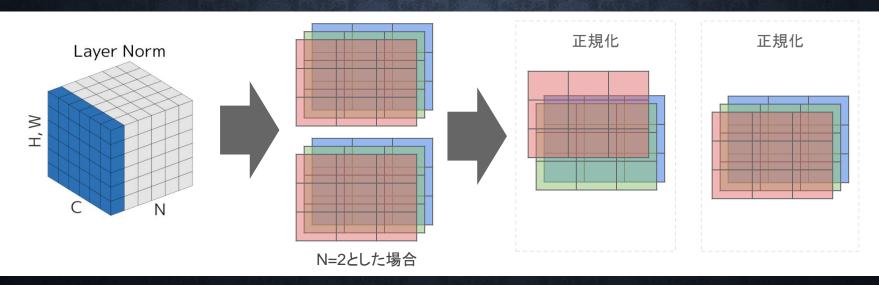
正規化レイヤー - Batch正規化

HxWxCのsampleがN個あった場合に、N個の同一チャネルが正規化の単位。 ミニバッチのサイズを大きく取れない場合には、 効果が薄くなってしまう。



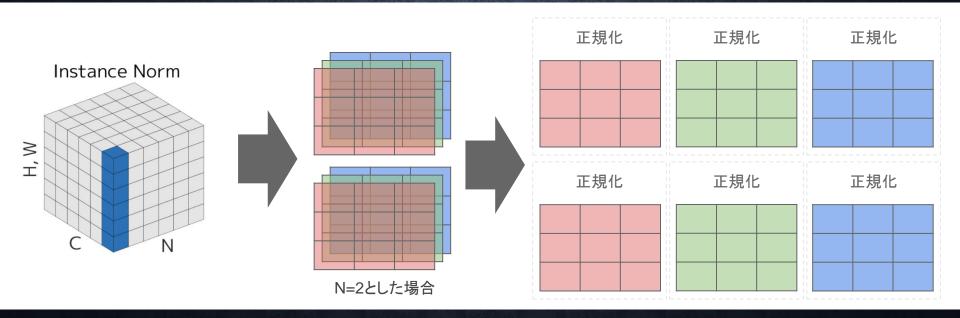
正規化レイヤー - Layer正規化

N個のsampleのうち一つに注目。H x W x Cの全てのpixelが正規化の単位。 ミニバッチの数に依存しないので、Batch正規 化の問題を解消できていると考えられる。



正規化レイヤー - Instance正規化

各サンプルの各チャネルごとに正規化。 Batch正規化の際のバッチサイズが1場合と等価。



ハンズオン

Google Colaboratoryによるハンズオン。

- regularization.ipynb
- layer-normalization.ipynb
- dropout.ipynb