



実践機械学習

17.3.5~17.7

担当者:chanet

目次

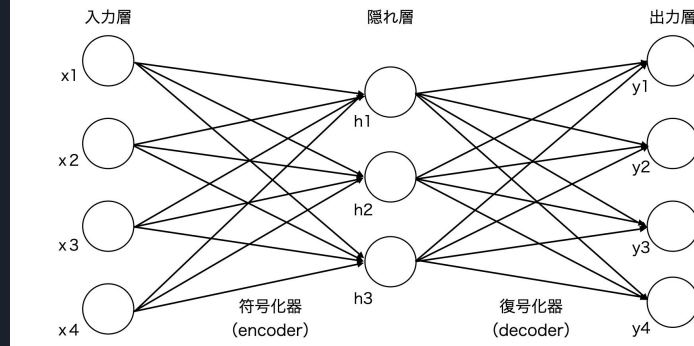
① スタックオートエンコーダを訓練するテクニック

1. 重みの均等化
2. 層ごとの訓練

② 様々なオートエンコーダ

1. 深層ネットワーク以外
 - A. 畳み込みオートエンコーダ
 - B. 再帰型オートエンコーダ
2. コーディング層を小さくする以外の制約
 - A. ノイズを除去するオートエンコーダ
 - B. スパース化を取り入れたオートエンコーダ

自己符号化器 (autoencoder) の構造



① スタックオートエンコーダを訓練するテクニック



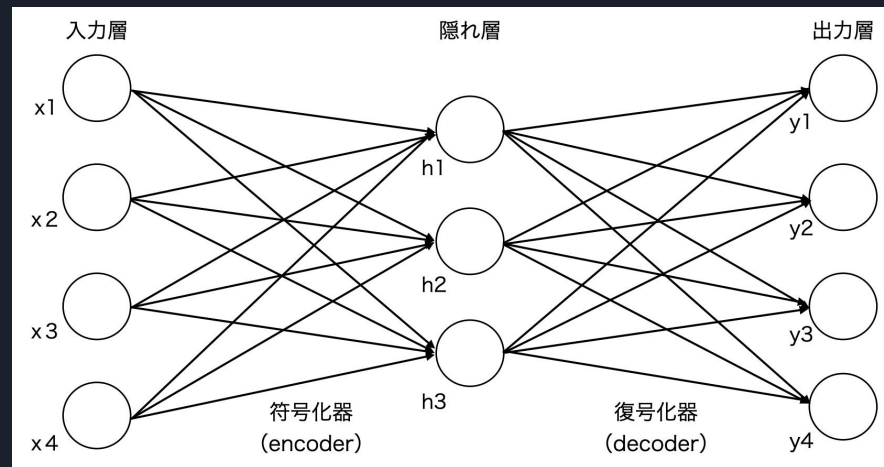
17.3.5: 重さの均等化

内容

デコーダ層とエンコーダ層で同じ重みを使う
(※対称的な構造をしている場合)

効果

- ・モデルの重みの数が半分に
- ・訓練のスピードが上がる
- ・過学習のリスクが緩和される



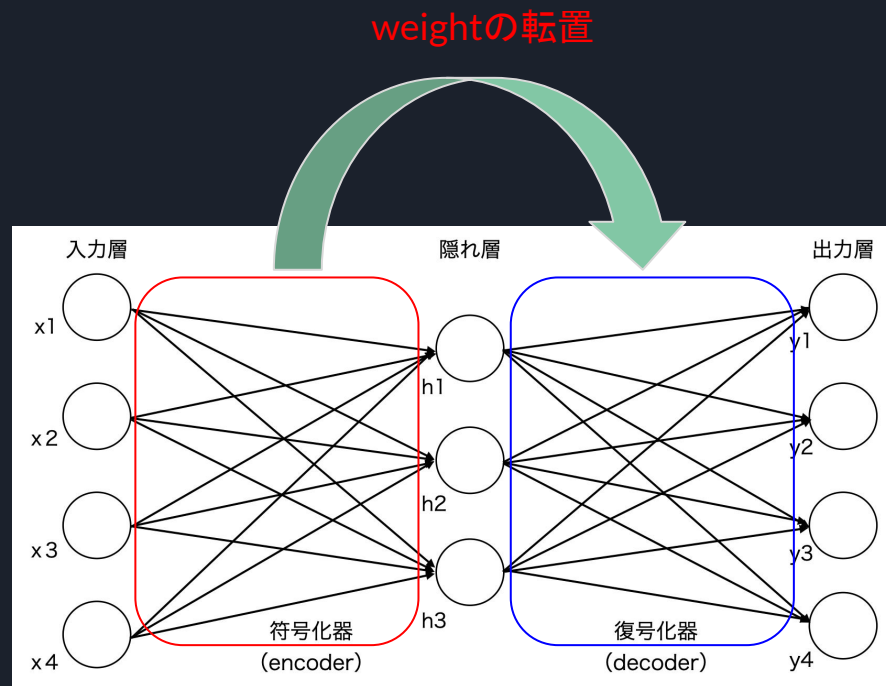
17.3.6: 重さの均等化

内容

デコーダ層とエンコーダ層で同じ重みを使う
(※対称的な構造をしている場合)

効果

- ・モデルの重みの数が半分に
- ・訓練のスピードが上がる
- ・過学習のリスクが緩和される





17.3.6: オートエンコーダの層ごとの訓練

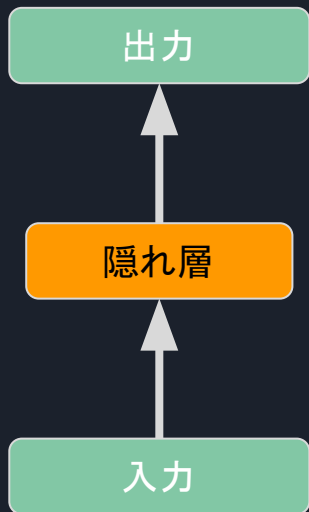
内容

1度に1つずつ浅いオートエンコーダを訓練し、それを積み上げていく

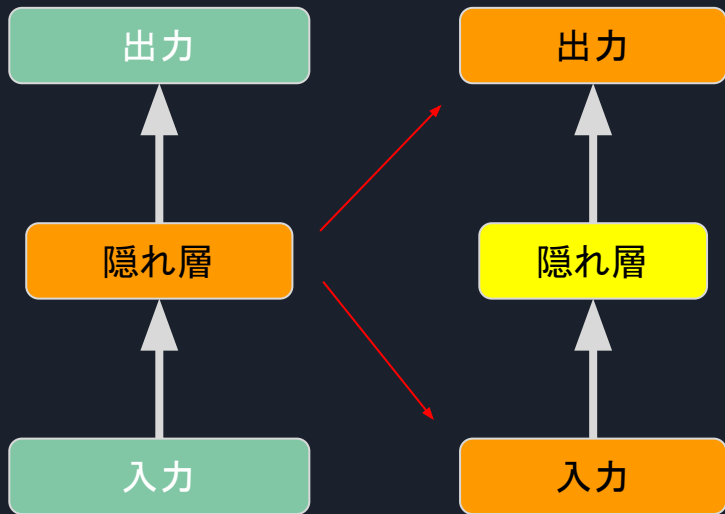
備考

・11章で紹介した多くのテクニックによって1度にまとめて深層ネットワークを訓練できるようになるまでは、これが深層ネットワークを効率よく訓練する唯一の方法だった

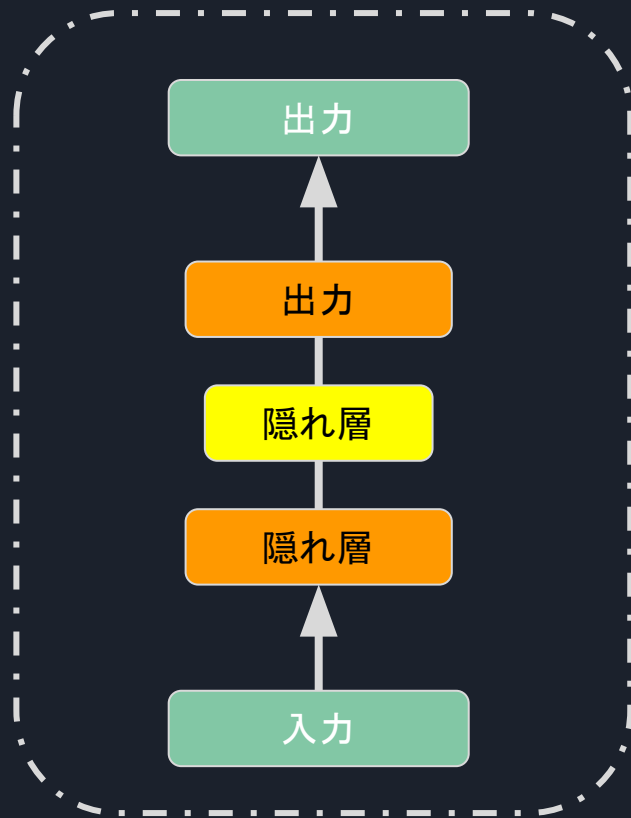
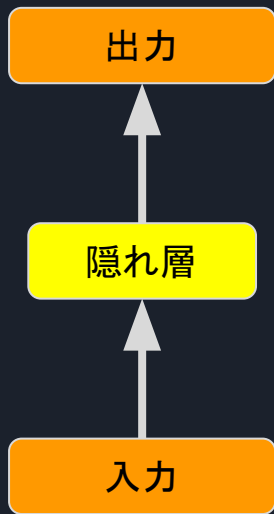
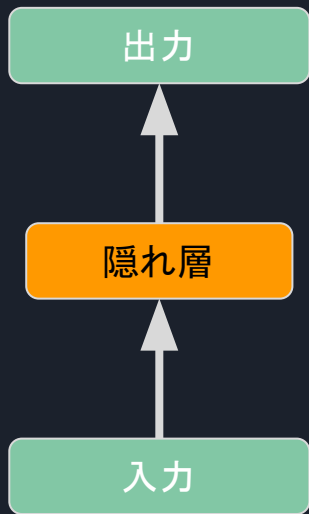
17.3.6: オートエンコーダの層ごとの訓練



17.3.6: オートエンコーダの層ごとの訓練

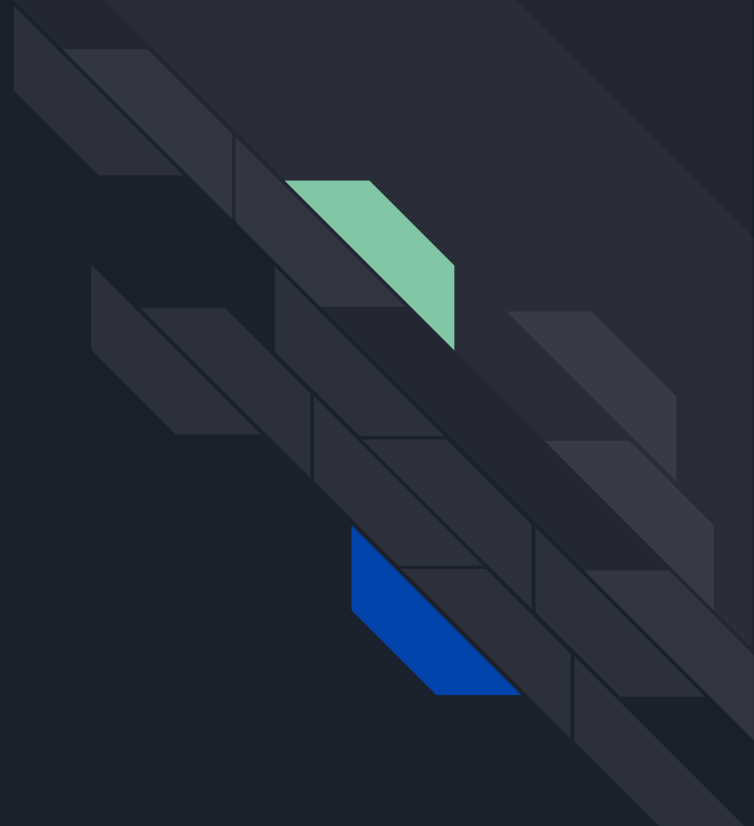


17.3.6: オートエンコーダの層ごとの訓練



② 様々なオートエンコーダ

(深層ネットワーク以外)







17.4: 畳み込みオートエンコーダ

内容

画像を扱う場合には今まで見てきたようなオートエンコーダではあまりうまく機能しない。画像操作では畳み込みニューラルネットワークの方が適している。

畳み込みニューラルネットワークもオートエンコーダの形で使用できる。



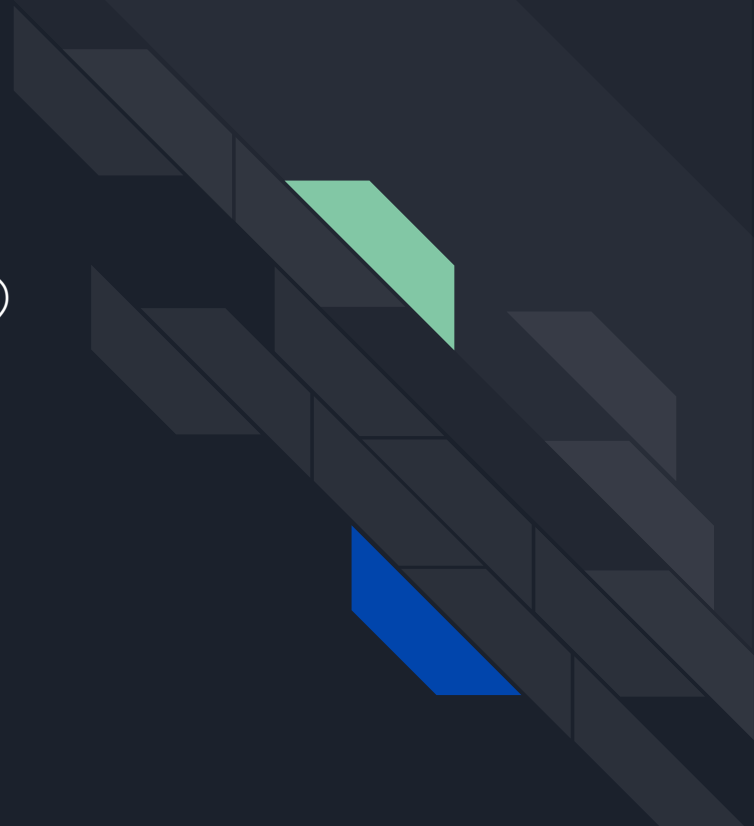
17.5: 再帰型オートエンコーダ

内容

時系列データやテキストデータといったシーケンスを扱う場合、再帰型ニューラルネットワークを用いた再帰型オートエンコーダが利用できる。

② 様々なオートエンコーダ

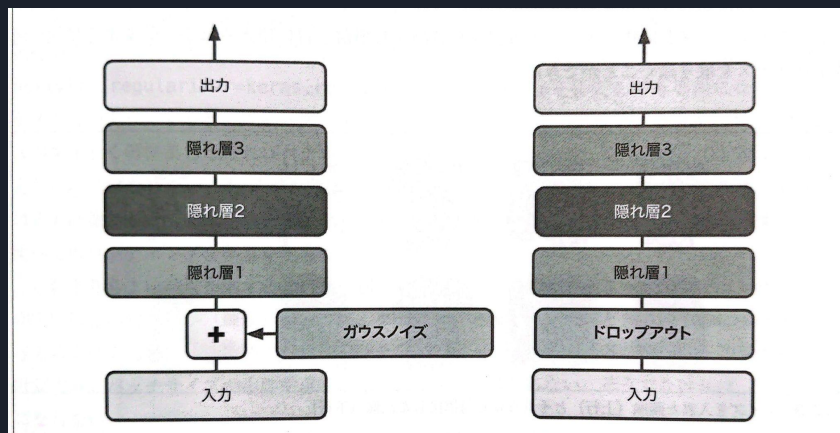
(コーディング層を小さくする以外の制約)



17.6: ノイズを除去するオートエンコーダ

内容

入かにノイズを加えてオリジナルのノイズのない入力を復元する





17.7: スパースオートエンコーダ

内容

コーディング層のニューロンの中で活性化されているものの数を減らす。

方法

- ・コーディング層でシグモイド活性化関数を使う
- ・大きなコーディング層を使う(たとえば300ユニット)
- ・コーディング層の活性化関数にL1正則化を加える(デコーダは通常)