ディープラーニング (4章)

p.90 5コマ目

この章の内容

・基本的なニューラルネットワーク



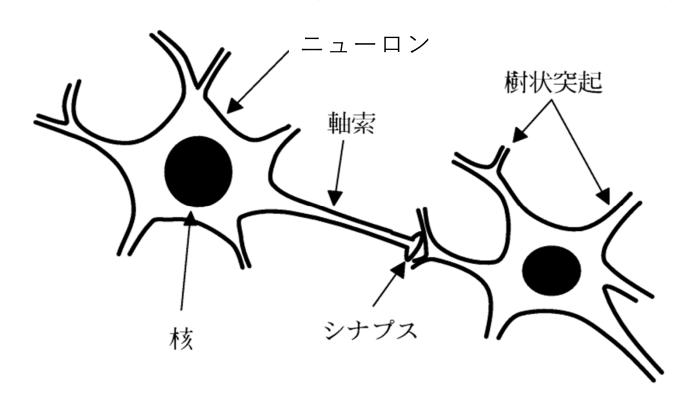
• 多層ニューラルネットワーク



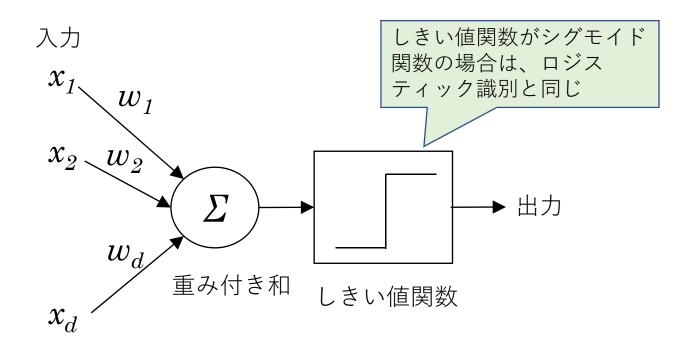
• 畳み込みニューラルネットワーク

ニューラルネットワークのアイディア

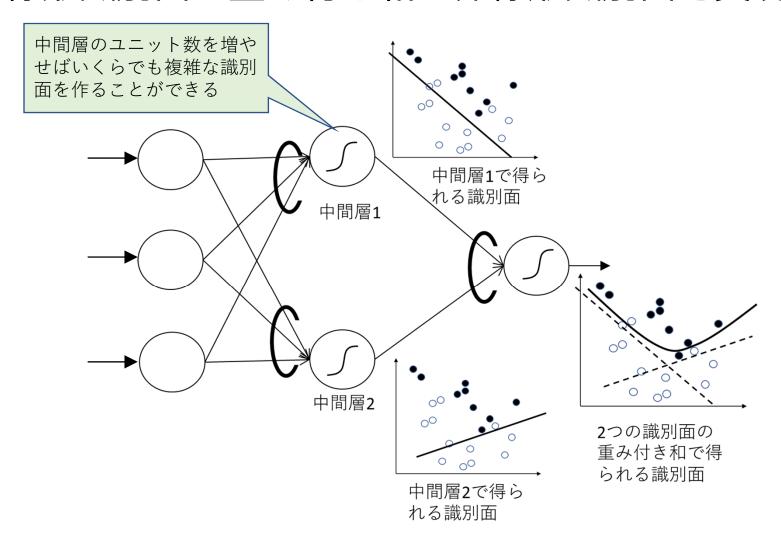
- ・生物の神経細胞(ニューロン)
 - ・複数の経路から入力された電気信号の和が一定値以上に なれば、興奮して電気信号を別のニューロンに伝える



- ・ ニューロンの働きを単純にモデル化
 - 入力の重み付き和 + しきい値処理



・線形識別面の重み付き和で非線形識別面を実現

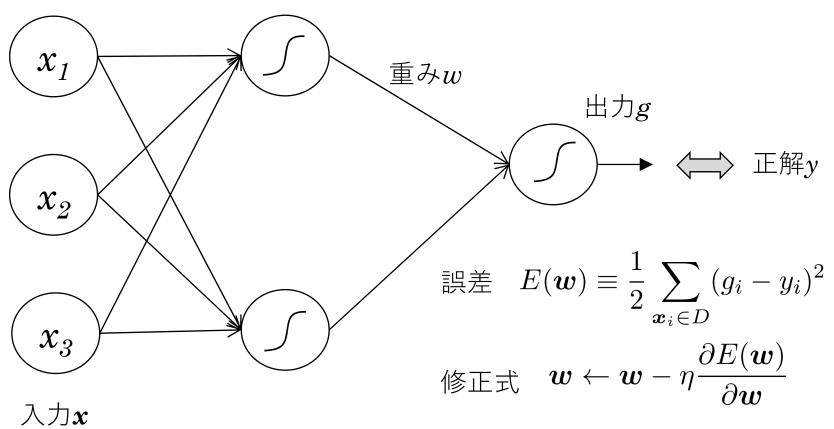


- ニューラルネットワークの学習
 - 誤差逆伝播法

p.110 4コマ目

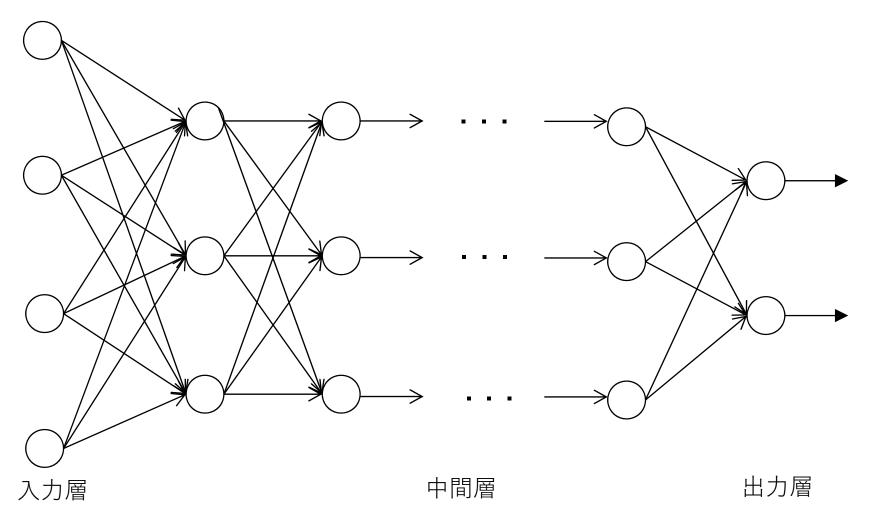
• 誤差逆伝播法

伝わる誤差量
$$\epsilon = \begin{cases} (g-y)g(1-g) & \text{出力層} \\ \sum_j \epsilon_j w_j g(1-g) & \text{中間層} \end{cases}$$



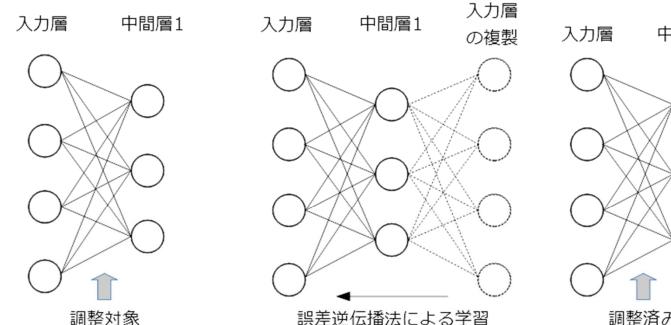
- ・3層のニューラルネットワークの性質
 - ・中間層のユニット数を増やせば、任意の非線形識別面 を学習することが可能
 - ⇒ 容易に過学習してしまう
- ・多階層にすれば(生物の視神経の処理のように) 特徴抽出処理も学習できる可能性がある
 - 出力層から遠ざかるにつれて誤差量が消失して学習が できない
 - ⇒ 勾配消失

•特徴抽出前の情報を入力して識別



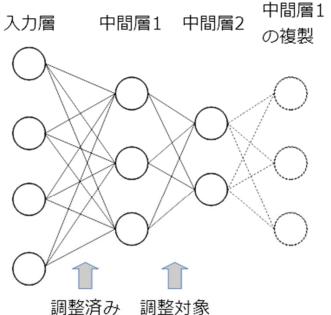
- ・多層での学習が可能になった要因
 - 事前学習法
 - ・入力層から順に入力信号を再現する学習を行って、逆 伝播法を実行する前に、ある程度適切な重みに調整し ておく
 - 活性化関数の工夫
 - ・微分しても大きく値が減らない活性化関数を用いる
 - 過学習の回避
 - ドロップアウト

•事前学習法



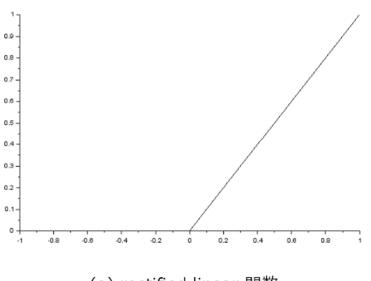
(a) 事前調整対象の重み

(b) オートエンコーダによる 復元学習

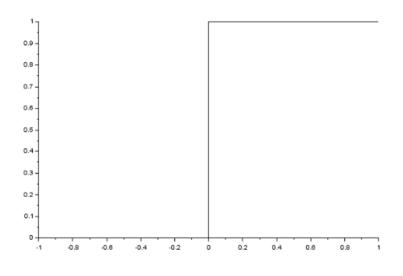


(c) 1階層上の事前調整

- •活性化関数の工夫
 - ReLU(Rectified Linear Unit)

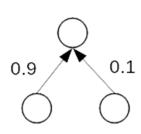


(a) rectified linear 関数

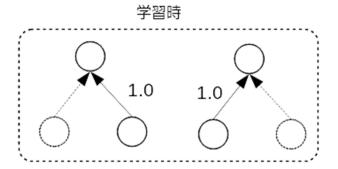


(b) (a)の導関数

•ドロップアウト



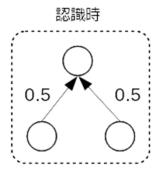
重みが偏る可能性 =汎用性の低下



/ 片方だけでもなるべく 正解に近づこうとする = 汎用性の向上

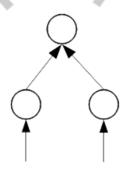
ドロップアウト

p = 0.5



学習した重みを p 倍

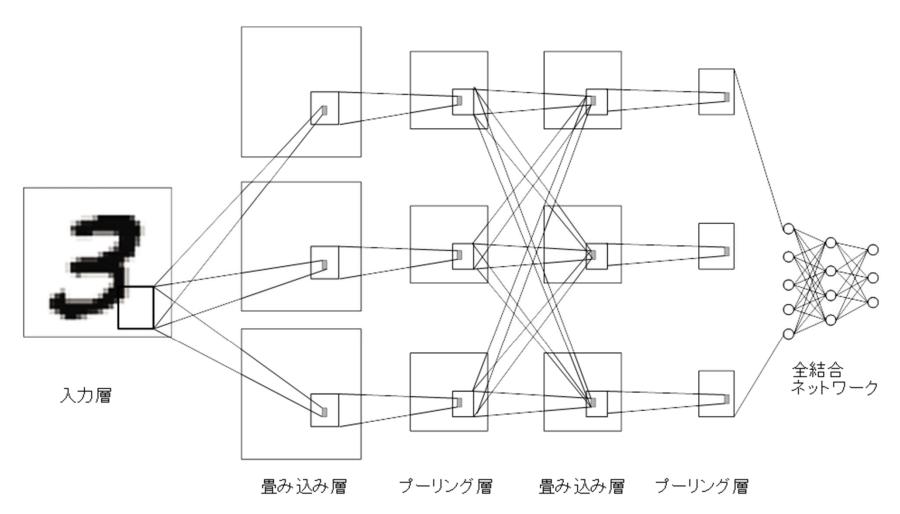




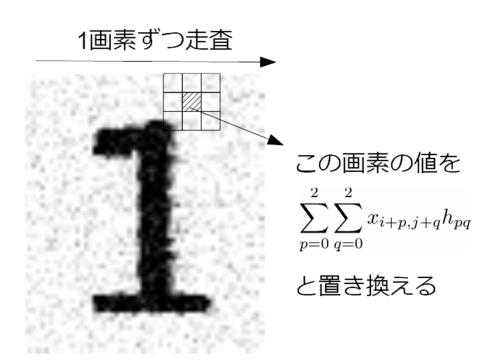
下位2つのユニットが活性化 (出力=1) したときのみ、上位 のユニットも活性化させたい

- 問題に応じてニューラルネットワークの構造を 工夫
 - 画像 ⇒ 畳み込みニューラルネットワーク
 - ・自然言語 ⇒ リカレントニューラルネットワーク

• 畳み込みニューラルネットワークの構造



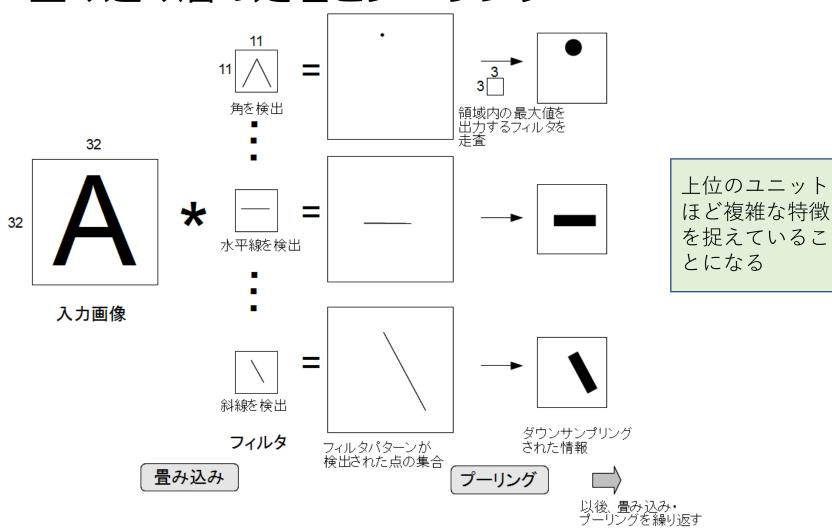
• 畳み込み層の処理(=フィルタ)



-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

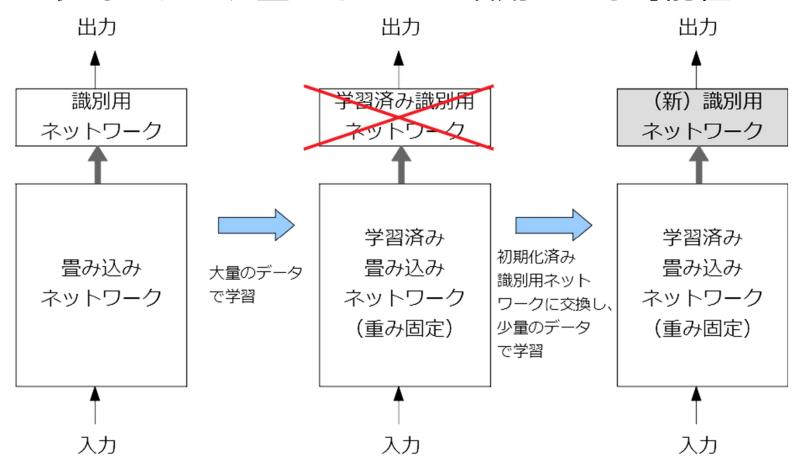
(縦) エッジフィルタ

• 畳み込み層の処理とプーリング



転移学習

- ・転移学習とは
 - •大量のデータで学習させたネットワークを利用
 - 少ないデータ量でもDNNが活用できる可能性



ディープラーニングの実用化事例(1)

- •キュウリ選果機の開発
 - 長さ・太さ・曲がり具合・色などにより9等級に分類 https://www.slideshare.net/ikemkt/ss-78561005
- Google AutoML Vision
 - 事前学習モデルを利用して、少量のラベル付き画像 (最低20枚)から識別器を作成

https://cloud.google.com/vision/?hl=ja

ディープラーニングの実用化事例(2)

- 医療データに対する適用
 - •研究事例紹介

https://goku.me/blog/EHR

- •自然言語処理
 - BERT
 - Googleが公開している事前学習モデル

https://github.com/google-research/bert