

O'REILLY®

オライリー・ジャパン

ゼロから作る

Deep Learning

Pythonで学ぶディープラーニングの理論と実装



斎藤 康毅 著

目次

まえがき	iii
1章 Python 入門	1
1.1 Python とは	1
1.2 Python のインストール	2
1.2.1 Python のバージョン	2
1.2.2 使用する外部ライブラリ	2
1.2.3 Anaconda ディストリビューション	3
1.3 Python インタプリタ	4
1.3.1 算術計算	4
1.3.2 データ型	5
1.3.3 変数	5
1.3.4 リスト	6
1.3.5 デイクショナリ	7
1.3.6 ブーリアン	7
1.3.7 if 文	8
1.3.8 for 文	8
1.3.9 関数	9
1.4 Python スクリプトファイル	9
1.4.1 ファイルに保存	9
1.4.2 クラス	10
1.5 NumPy	11

1.5.1	NumPy のインポート	11
1.5.2	NumPy 配列の生成	12
1.5.3	NumPy の算術計算	12
1.5.4	NumPy の N 次元配列	13
1.5.5	ブロードキャスト	14
1.5.6	要素へのアクセス	15
1.6	Matplotlib	16
1.6.1	単純なグラフの描画	16
1.6.2	pyplot の機能	17
1.6.3	画像の表示	18
1.7	まとめ	20
2 章	パーセプトロン	21
2.1	パーセプトロンとは	21
2.2	単純な論理回路	23
2.2.1	AND ゲート	23
2.2.2	NAND ゲートと OR ゲート	23
2.3	パーセプトロンの実装	25
2.3.1	簡単な実装	25
2.3.2	重みとバイアスの導入	26
2.3.3	重みとバイアスによる実装	26
2.4	パーセプトロンの限界	28
2.4.1	XOR ゲート	28
2.4.2	線形と非線形	30
2.5	多層パーセプトロン	31
2.5.1	既存ゲートの組み合わせ	31
2.5.2	XOR ゲートの実装	33
2.6	NAND からコンピュータへ	35
2.7	まとめ	36
3 章	ニューラルネットワーク	39
3.1	パーセプトロンからニューラルネットワークへ	39
3.1.1	ニューラルネットワークの例	39

3.1.2	パーセプトロンの復習	41
3.1.3	活性化関数の登場	42
3.2	活性化関数	44
3.2.1	シグモイド関数	45
3.2.2	ステップ関数の実装	45
3.2.3	ステップ関数のグラフ	47
3.2.4	シグモイド関数の実装	48
3.2.5	シグモイド関数とステップ関数の比較	49
3.2.6	非線形関数	51
3.2.7	ReLU 関数	51
3.3	多次元配列の計算	53
3.3.1	多次元配列	53
3.3.2	行列の積	54
3.3.3	ニューラルネットワークの行列の積	57
3.4	3 層ニューラルネットワークの実装	58
3.4.1	記号の確認	58
3.4.2	各層における信号伝達の実装	60
3.4.3	実装のまとめ	64
3.5	出力層の設計	66
3.5.1	恒等関数とソフトマックス関数	66
3.5.2	ソフトマックス関数の実装上の注意	68
3.5.3	ソフトマックス関数の特徴	70
3.5.4	出力層のニューロンの数	71
3.6	手書き数字認識	72
3.6.1	MNIST データセット	72
3.6.2	ニューラルネットワークの推論処理	75
3.6.3	バッチ処理	78
3.7	まとめ	81
4 章	ニューラルネットワークの学習	83
4.1	データから学習する	83
4.1.1	データ駆動	84
4.1.2	訓練データとテストデータ	86

4.2 損失関数	87
4.2.1 2乗和誤差	88
4.2.2 交差エントロピー誤差	89
4.2.3 ミニバッチ学習	91
4.2.4 [バッチ対応版] 交差エントロピー誤差の実装	94
4.2.5 なぜ損失関数を設定するのか?	95
4.3 数値微分	97
4.3.1 微分	97
4.3.2 数値微分の例	100
4.3.3 偏微分	102
4.4 勾配	103
4.4.1 勾配法	106
4.4.2 ニューラルネットワークに対する勾配	109
4.5 学習アルゴリズムの実装	112
4.5.1 2層ニューラルネットワークのクラス	113
4.5.2 ミニバッチ学習の実装	117
4.5.3 テストデータで評価	119
4.6 まとめ	122
5章 誤差逆伝播法	123
5.1 計算グラフ	123
5.1.1 計算グラフで解く	124
5.1.2 局所的な計算	126
5.1.3 なぜ計算グラフで解くのか?	127
5.2 連鎖律	129
5.2.1 計算グラフの逆伝播	129
5.2.2 連鎖律とは	129
5.2.3 連鎖律と計算グラフ	131
5.3 逆伝播	132
5.3.1 加算ノードの逆伝播	132
5.3.2 乗算ノードの逆伝播	134
5.3.3 リンゴの例	135
5.4 単純なレイヤの実装	137

5.4.1 乗算レイヤの実装	137
5.4.2 加算レイヤの実装	139
5.5 活性化関数レイヤの実装	141
5.5.1 ReLU レイヤ	141
5.5.2 Sigmoid レイヤ	143
5.6 Affine / Softmax レイヤの実装	147
5.6.1 Affine レイヤ	147
5.6.2 バッチ版 Affine レイヤ	150
5.6.3 Softmax-with-Loss レイヤ	152
5.7 誤差逆伝播法の実装	156
5.7.1 ニューラルネットワークの学習の全体図	156
5.7.2 誤差逆伝播法に対応したニューラルネットワークの実装	157
5.7.3 誤差逆伝播法の勾配確認	160
5.7.4 誤差逆伝播法を使った学習	162
5.8 まとめ	163
6章 学習に関するテクニック	165
6.1 パラメータの更新	165
6.1.1 冒険家の話	166
6.1.2 SGD	166
6.1.3 SGD の欠点	168
6.1.4 Momentum	170
6.1.5 AdaGrad	172
6.1.6 Adam	175
6.1.7 どの更新手法を用いるか?	175
6.1.8 MNIST データセットによる更新手法の比較	176
6.2 重みの初期値	177
6.2.1 重みの初期値を 0 にする?	178
6.2.2 隠れ層のアクティベーション分布	179
6.2.3 ReLU の場合の重みの初期値	183
6.2.4 MNIST データセットによる重み初期値の比較	184
6.3 Batch Normalization	186
6.3.1 Batch Normalization のアルゴリズム	187

6.3.2	Batch Normalization の評価	189
6.4	正則化	189
6.4.1	過学習	190
6.4.2	Weight decay	193
6.4.3	Dropout	195
6.5	ハイパーパラメータの検証	197
6.5.1	検証データ	198
6.5.2	ハイパーパラメータの最適化	199
6.5.3	ハイパーパラメータ最適化の実装	201
6.6	まとめ	203
7 章	畳み込みニューラルネットワーク	205
7.1	全体の構造	205
7.2	畳み込み層	206
7.2.1	全結合層の問題点	207
7.2.2	畳み込み演算	208
7.2.3	パディング	210
7.2.4	ストライド	211
7.2.5	3次元データの畳み込み演算	214
7.2.6	ブロックで考える	216
7.2.7	バッチ処理	218
7.3	プーリング層	219
7.3.1	プーリング層の特徴	220
7.4	Convolution / Pooling レイヤの実装	221
7.4.1	4次元配列	221
7.4.2	im2col による展開	222
7.4.3	Convolution レイヤの実装	224
7.4.4	Pooling レイヤの実装	227
7.5	CNN の実装	229
7.6	CNN の可視化	233
7.6.1	1層目の重みの可視化	234
7.6.2	階層構造による情報抽出	235
7.7	代表的な CNN	236

7.7.1	LeNet	236
7.7.2	AlexNet	237
7.8	まとめ	238
8 章	ディープラーニング	241
8.1	ネットワークをより深く	241
8.1.1	よりディープなネットワークへ	241
8.1.2	さらに認識精度を高めるには	244
8.1.3	層を深くすることのモチベーション	246
8.2	ディープラーニングの小歴史	249
8.2.1	ImageNet	249
8.2.2	VGG	250
8.2.3	GoogLeNet	251
8.2.4	ResNet	252
8.3	ディープラーニングの高速化	254
8.3.1	取り組むべき問題	255
8.3.2	GPU による高速化	256
8.3.3	分散学習	257
8.3.4	演算精度のビット削減	258
8.4	ディープラーニングの実用例	260
8.4.1	物体検出	260
8.4.2	セグメンテーション	262
8.4.3	画像キャプション生成	264
8.5	ディープラーニングの未来	265
8.5.1	画像スタイル変換	266
8.5.2	画像生成	267
8.5.3	自動運転	268
8.5.4	Deep Q-Network (強化学習)	269
8.6	まとめ	272

付録 A	Softmax-with-Loss レイヤの計算グラフ	275
A.1	順伝播	276
A.2	逆伝播	278

A.3 まとめ	285
参考文献	287
Python / NumPy	287
計算グラフ（誤差逆伝播法）	287
Deep Learning のオンライン授業（資料）	287
パラメータの更新方法	287
重みパラメータの初期値	288
Batch Normalization / Dropout	288
ハイパーパラメータの最適化	289
CNN の可視化	289
代表的なネットワーク	289
データセット	290
計算の高速化	290
MNIST データセットの精度ランキングおよび最高精度の手法	291
ディープラーニングのアプリケーション	291
索引	293