

情報リテラシー(第12回 後期)ハンドアウト

深層学習—ニューラルネットワークで手書き数字認識—

1. 今日のねらい

- 深層学習の基本概念を理解できる
 - ニューラルネットワークの仕組みを知る
 - 簡単な深層学習モデルを実装できる
 - 深層学習の応用例を知る
-

2. 深層学習とは

定義: ニューラルネットワークを多層化した機械学習

特徴: 人間の脳の神経細胞を模倣／層を深くすることで複雑なパターンを学習／大量のデータで高精度を実現

深層学習 = ディープラーニング (Deep Learning)

3. 機械学習と深層学習の違い

従来の機械学習: 特徴量を人間が設計（例：顔認識→目の位置、鼻の形を手動定義）

深層学習: 特徴量を自動で学習（例：顔認識→画像から自動で重要な特徴を発見）

4. ニューラルネットワークの基本

構造: 入力層 → 隠れ層 → 出力層

各要素: ノード（計算を行う単位）／重み（ノード間の結合の強さ、学習で調整する数値）／層（ノードの集まり）

今日のモデル: 入力784 → 隠れ層128 → 隠れ層64 → 出力10（総パラメータ数：109,386個）

5. 活性化関数

役割: 計算結果を次の層に渡す前に変換する

ReLU (レルー) :マイナスの値を0にする／隠れ層でよく使われる／計算が速い

Softmax (ソフトマックス) :確率に変換する（合計が1）／出力層でよく使われる／各クラスの確率を出力

6. 損失関数と最適化

損失関数: 予測と正解のズレを数値化／予測が正解に近い→損失が小さい／学習の目標は損失を小さくすること

最適化: 損失を小さくするように重みを調整／少しづつ重みを変更／どう変更すればよいかを自動計算

7. 学習の仕組み

バックプロパゲーション（誤差逆伝播）: 間違いを後ろから前に伝えて修正

流れ: 予測する（前向き）→間違いを見つける→原因を探る（後ろから前に）→重みを修正→繰り返す

結果: 繰り返すほど精度が上がる

8. 深層学習の応用例

画像認識: 顔認識（スマホロック解除）、医療画像診断（レントゲンから病変検出）、自動運転（歩行者検出）

自然言語処理: ChatGPT、Claude（会話AI）、機械翻訳、文章生成

音声認識: Siri、音声入力、リアルタイム翻訳

画像生成: Stable Diffusion、テキストから画像を生成

9. 今日のColab実習

MNIST（エムニスト）: 手書き数字（0-9）の画像データセット／訓練60,000枚、テスト10,000枚

セル1: データ読み込みと可視化

セル2: モデル構築（総パラメータ数109,386個）

セル3: 学習と学習曲線（5エポックで約98%の精度）

セル4: 予測と評価、混同行列（ヒートマップで可視化）

セル5: 正解/不正解の例（どの数字が間違えやすいか）

10. 学習の様子

エポック（学習の繰り返し回数）: 訓練データ全体を1回学習すること

5エポックの学習: Epoch 1 → 約92% → Epoch 2 → 約96% → Epoch 3 → 約97% → Epoch 4 → 約98% → Epoch 5 → 約98%

結果: 約98%の精度で手書き数字を認識

11. まとめ（キーワード）

深層学習／ディープラーニング／ニューラルネットワーク／ノード／重み／層／活性化関数／ReLU／Softmax／損失関数／最適化／バックプロパゲーション／エポック／MNIST