※自身が知らなかった知識を中心にレポートをまとめている

深層学習 day1

- ○Section1:入力層~中間層
- ・大きく識別モデルと生成モデルに分けられる ex.) 犬と猫のデータを識別、犬らしい画像を生成

・識別モデル:高次元→低次元 生成モデル:低次元→高次元 一応用例:画像の超解像など

- ・識別器の開発の3つのアプローチ (「パターン認識と機械学習」での取り上げ方)
 - 一生成モデル
 - 一識別モデル:確率的な識別
 - 一識別関数:決定的な識別、確率や間違いの精度はわからない
- ・W重みとbバイアスがパラメータ
- ・ニューラルネットワークが主に扱う問題:回帰、分類
- ・入力x, 重みw, バイアスb, 総入力u, 活性化関数f,出力z
- ・wは傾き、bは切片のイメージ

u = w1x1 + w2x2 + w3x3 + w4x4 + b= Wx + b

- ○Section2:活性化関数
- ・線形関数
 - :加法性、斉次性を満たす
- ・中間層用の活性化関数
 - -ReLU 関数:勾配消失問題、スパース化に貢献
 - ーシグモイド関数: 勾配消失問題を引き起こすことがある
 - ーステップ関数など
- ・出力層用の活性化関数:
 - ーソフトマックス関数
 - ーシグモイド関数など
- ○Section3:出力層
- ・出力層の役割:確率を出力する、信号の比率をそのまま変換
- Cf.) 中間層:次の入力に適切なもの、信号の強弱を調整
- ・ニューラルネットワークの学習
 - ーニューラルネットワークの出力と正解データを比較
 - →どのくらい合っていたかを誤差関数で表現し、その誤差からパラメータを学習する
- ・誤差関数:平均二乗誤差(二乗和誤差)などが使われる

微分した時に都合がよいように1/2がついている

- ・分類問題ではクロスエントロピー誤差、 回帰問題では平均二乗誤差を用いることが多い
- ・出力層の活性化関数

・二値分類:シグモイド関数

多クラス分類:ソフトマックス関数(出力の合計が1になる)

回帰問題:恒等関数

○Sentence4:勾配降下法

- ・誤差関数を最小にするネットワークを作成 → 勾配降下法を利用してパラメータを最適化
- ・学習率が大きすぎると、誤差関数の最小値にいつまでも辿り着かず発散する 小さい場合発散することはないが、収束するまでに時間がかかる また、最小値ではなく極小値になることがある
- ・勾配降下法のアルゴリズムーAdam, Momentum など
- ·確率的勾配降下法(SGD)
 - ーランダムに抽出したサンプルの誤差を求める
- ・計算コストの削減、極小解に収束するリスクの軽減、オンライン学習ができる
- ・オンライン学習
 - ーモデルに都度データを入れていく学習方法
 - ――度に全データを用意しなくてもよい

cf) バッチ学習

- ・ミニバッチ勾配降下法
 - ーランダムに分割したデータの集合(ミニバッチ)に属するサンプルの平均誤差 ex.10万枚の画像を500枚ずつに分割し、小分け(ミニバッチ)にして学習させる 2000個のバッチができるので、最後に2000で割って(1/N)平均誤差を求める
- ・確率勾配降下法のメリットを損なわずに、計算機の計算資源を有効活用できる ミニバッチごとに学習することで、計算の並列化ができる

(Single Insturactuion Multi Data:SIMD並列化)

cf.確率的勾配降下法だと、10万枚の画像からランダムに抽出する

*エポックを重ねるごとにパラメータに関する損失関数の最小値に近づいていく

○Section5:誤差逆伝播法

・ 勾配の計算方法: 数値微分

各パラメータそれぞれに数値微分を行うと計算量が多くなる

→誤差逆伝播法を利用する

- ・誤差逆伝播法:パラメータの微分値を解析的に計算する手法計算結果(誤差)から微分を逆算する(微分の連鎖率)
- ・ディープラーニングの開発環境:CPU, GPU, FPGA, ASIC(TPU)
- ・入力層の設計
 - 一入力データ、欠損値の扱い、データの結合、正規化正則化等の工夫
- ・入力として取るべきではないデータ
 - :欠損値が多い、出力を加工した情報、連続性のないデータなど
- ・データセットの拡張:学習データが不足する時に人工的にデータを水増しする手法
- ・画像認識の分類タスクに効果が高い
- ・ノイズ注入によるデータ活用
 - : 中間層へのノイズ注入で様々な抽象化レベルでのデータ拡張が可能
- ・転移学習
 - ーファインチューニング:学習済みモデルの重みを含め再学習
 - 転移学習: 学習済みモデルの重みを固定