MOAI Theoretical Part

Jimmy Choi, May, 2025

Part I. Machine Learning / Scikit-learn

- 1. Supervised learning: Linear regression 綫性回歸
 - (1) 主要目的:尋找最佳擬合數據的直綫(一元簡單綫性回歸)或者超平面(多元綫性回歸)
 - (2) 模型表示: y = wx + b (簡單綫性回歸) 或者 $y = \sum_{i=1}^{n} w_i x_i + b$ (多元綫性回歸)
 - (3) Loss function 損失函數:
 - ① Mean Squared Error, MSE

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

② Root Mean Squared Error, RMSE

$$RMSE = \sqrt{rac{1}{n}\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

(3) Mean Absolute Error, MAE

$$MAE = rac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

4 R-squared, R^2

$$R^2 = 1 - rac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - ar{y})^2}$$

- (4) Optimization Techniques
 - ① Least Squares Method 最小二乘法
 - 1) 使用 MSE 作爲 loss function, 完全不需要进行迭代, 只需要一次计算就可以 得到最优的权重向量 w
 - 2) 計算方法:
 - a) 將公式用矩陣形式表示,即 $y = Xw + \epsilon$,其中 $y = x + \epsilon$,其中 y
 - b) 將損失函數用矩陣表示,即 J(w) = (y Xw)^T(y Xw)
 - c) 爲了最小化 $J(\mathbf{w})$,需要找到使 $J(\mathbf{w})$ 對 \mathbf{w} 的導數為 0 的 \mathbf{w} ,即 $\frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = -2\mathbf{X}^T(\mathbf{y} \mathbf{X}\mathbf{w}) = 0}{\mathbf{m}}, \quad \mathbf{w} = (\mathbf{X}^T\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{y}}, \quad \mathbf{x}$ 就是最小二乘法的解析解 (Analytical Solution),也即閉合形式解 (Closed-form Solution)
 - ② Gradient Descent 梯度下降: 見 Part II
- 2. Supervised Learning: Logistic regression 邏輯回歸
 - (1) 主要思想: 用于分类问题,通过 Sigmoid 函数将线性回归的输出映射到 0 和 1 之间,表示属于某个类别的概率。
 - (2) 二分類
 - ① 使用 Sigmoid 函數作爲激活函數: $\sigma(z)=rac{1}{1+e^{-z}}$,其中 $_{\mathrm{Z}=\mathrm{w}^{\mathrm{T}}\mathrm{x}+\mathrm{b}}$
 - ② Decision Threshold 決策閾值: 通常設定爲 0.5, 大於 0.5 屬於類別 1, 小於 0.5 屬

於類別0

- ③ Loss function 損失函數: Binary Cross-Entropy 二元交叉熵
- ④ 優化方法:梯度下降
- (3) 多分類:
 - ① 使用 softmax 函數作爲激活函數,將 k 個綫性組合映射到 k 個概率值,這些概率值

$$\mathrm{softmax}(z)_k = rac{e^{z_k}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}}$$
的和為 1 ,選擇概率最高的類別作爲預測結果

- ② Loss function 損失函數: Categorical Cross-Entropy 多類別交叉熵
- ③ 優化方法: 梯度下降
- 3. Supervised Learning: KNN(K nearest neighbor algorithm) K 近鄰算法
 - (1) 主要思想: 找到距離目標樣本最近的 K 个鄰居, 然後根據這些鄰居的類別來預測目標 樣本的類別
 - (2) 算法步驟:
 - ① 選擇 k 的大小: 過小發生 overfitting, 過大發生 underfitting
 - ② 計算距離: Euclidean Distance, Manhattan Distance, Minkowski Distance, Cosine Similarity (一般使用前兩種方法)
 - ③ 尋找 k 個最近的鄰居,選擇頻率最高的類別分類
- 4. Supervised Learning: Decision Tree 決策樹
 - (1) 主要思想:通過一系列的決策規則,將數據集逐步劃分成更小的子集,直到每個子集中的樣本都屬於同一類別(或具有相似的數值)。其中,每个节点表示一个特征,每个分支表示该特征的一个取值,每个叶节点表示一个类别(或一个数值)。
 - (2) 算法步驟:
 - ① 計算數據集的 Gini impurity: $Gini(D) = 1 \sum_{k=1}^{K} p_k^2$, 其中 K 為類別數, p_k 是數據集中第 k 類樣本的所占比例
 - ② 計算每個特徵劃分后的 weighted Gini impurity: $Gini_{weighted}(D,A) = \sum_{v=1}^{V} \frac{|D^v|}{|D|} Gini(D^v)$, A 表示一種特徵,有 V 種可能的取值,將 D 劃分成 V 個子集,計算每個子集的 weighted Gini impurity 和。
 - ③ 就計算每個特徵的信息增益: $Gain_{Gini}(D,A) = Gini(D) Gini_{weighted}(D,A)$, 選擇信息增益最大的為當前節點的劃分特徵
 - ④ 重複上述步驟,直到滿足下述條件之一:
 - 1) 當前節點的所有數據屬於同一類別;
 - 2) 沒有更多的特徵可用於分割;
 - 3) 達到預定義的樹的最大深度;
 - 4) 當前節點的數據量小於預定義的閾值。
- 5. Supervised Learning: Random Forest 隨機森林
 - (1) 主要思想:構建多個決策樹,組合他們的預測。"隨機"體現在隨機選擇樣本和隨機選擇特徵(并不選擇所有特徵)上。
 - (2) 算法步驟:
 - ① Bootstrap 抽樣:從原始訓練集中隨機有放回地抽取 N 個樣本,生成一個新的訓練集。 重複此步驟 T 次,生成 T 個訓練集。

- ② 訓練決策樹: 隨機選擇 m 個特徵,通常 m=M^(1/2), M 是原始特徵的數量,再依 照決策樹的方法訓練決策樹
- ③ 預測: classification 取最多預測結果, regression 取平均值
- 6. Unsupervised Learning: K-means
 - (1) 主要思想:將數據集無監督地分成 k 個不同的 cluster,使得每個不同的樣本都屬於離它最近的 centroid 對應的 cluster。
 - (2) 算法步驟:
 - ① 選擇一個 k, 并且隨機選擇 k 個樣本/k 個點作爲初始的 centroid。
 - ② 對於每個樣本,計算與 k 個 centroid 的距離,并且分配到最近的 centroid 對應的 cluster。
 - ③ 重新計算每一個 cluster 的 centroid。
 - ④ 重複上述步驟,直到滿足下述條件之一:
 - 1) Centroid 不再變化;
 - 2) Cluster 的分配不再變化;
 - 3) 達到預定義的最大迭代次數。
 - (3) 損失函數: Within-Cluster Sum of Squares, WCSS (簇内平方和)

$$\mathsf{WCSS}(k) = \sum_{j=1}^k \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathsf{cluster} \ j} \|\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}_j\|^2,$$

where $\bar{\mathbf{x}}_j$ is the sample mean in cluster j

其中 xj 就是第 j 個 cluster 的 centriod。用

Euclidean distance o

- (4) K 值的選擇: (Elbow Method) 繪製 k 與 WSCC 的關係圖, 選擇 WSCC 下降變緩的"肘部"。
- 7. Unsupervised Learning: PCA (Principle Component Analysis)主成分分析
- 8. Model Evaluation 模型分析指標
- 9. Overfitting & Underfitting 過擬合和欠擬合

Part II. Deep Learning and Neutral Network / PyTorch

- 1. Gradient Descent 梯度下降
- 2. BP (Backpropagation)反向傳播
- 3. Activation function 激活函數
- 4. Loss function 損失函數
- 5. MLP (Multilayer perceptron)多層感知機
- 6. SGD (Stochastic Gradient Descent)隨機梯度下降
- 7. Adam
- 8. 學習率

Part III. Computer Vision / PyTorch

- 1. CNN (Convolution Neutral Network)卷積神經網絡
- 2. Image Classification 圖像分類

Part IV. NLP (Natural Language Processing)自然語言處理

1. Transformer and Attention