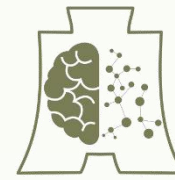


Support Vector Machine Introduction

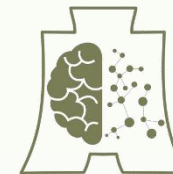
國立高雄科技大學 金融資訊系教授
AI金融科技中心主任
林萍珍教授

- 什麼是支援向量機?
- 支援向量機介紹
- 超平面和支持向量機
- 最大直覺邊界
- 成本函數和梯度更新



SVM Introduction

什麼是支援向量機

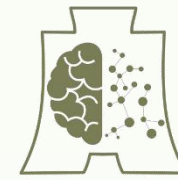


AI.FINTECH
A I 金 融 科 技 中 心

- **支援向量機?**

- 支援向量機是一種強大的監督式機器學習算法，用於分類和迴歸
- 支援向量機適合於複雜數據集的分類，其中特徵與類別之間的關係非線性。
- 許多人偏愛支持向量機，因為它能以較少的計算能力產生顯著的準確性。

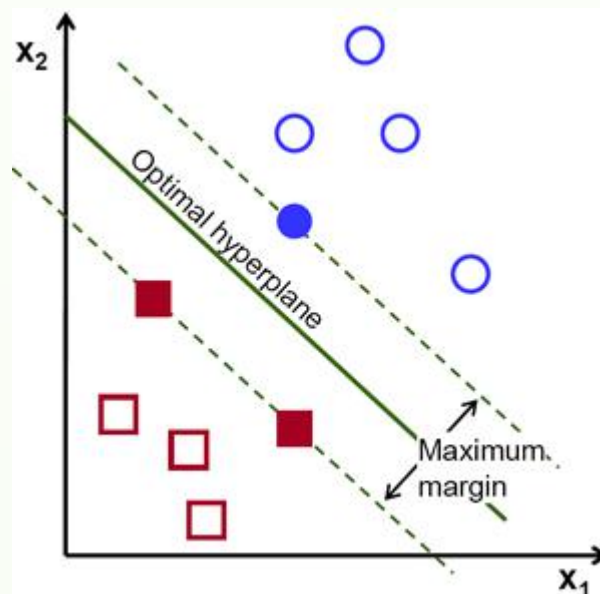
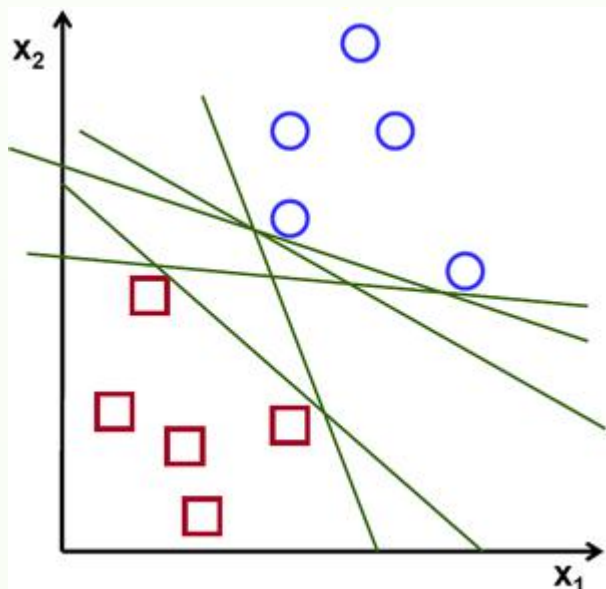
支援向量機介紹



AI.FINTECH

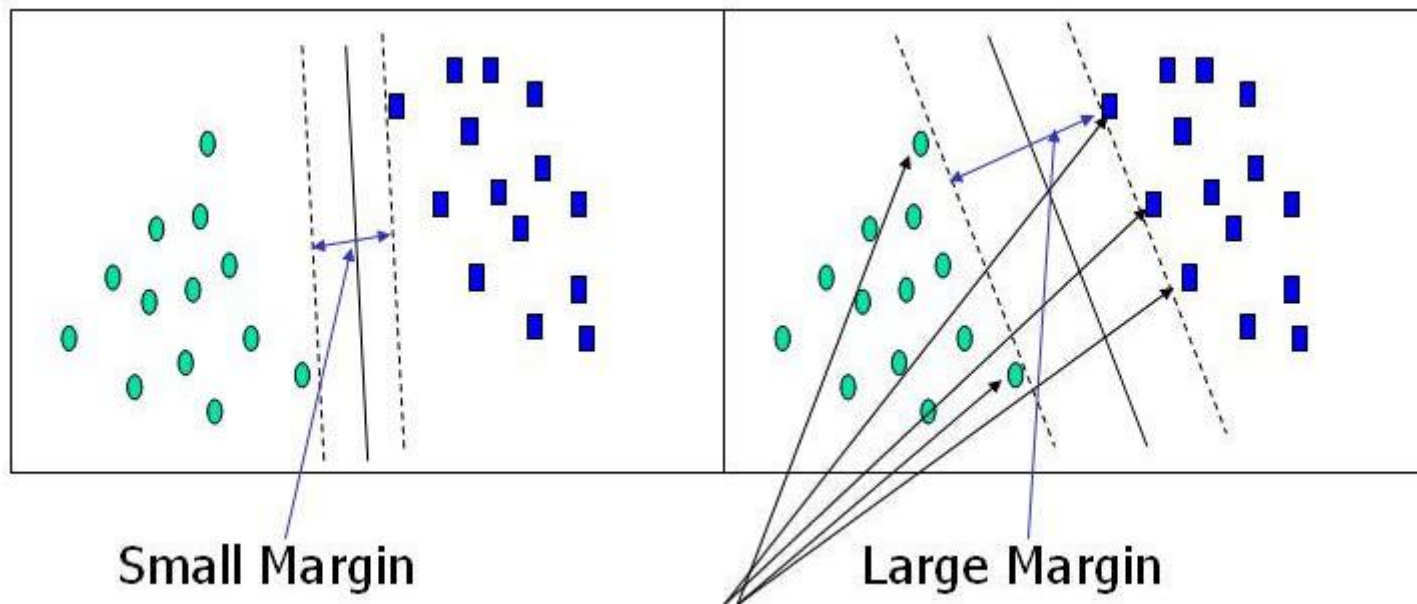
AI 金融 科技 中心

- SVM的目標是在 N 維空間（其中 N 是特徵的數量）中找到一個超平面，能夠清晰地分類數據點。
- 目標是找到具有最大邊界的平面，即兩個類別的數據點之間的最大距離。
- 最大化邊界距離有助於增強模型對未來數據點的分類信心。

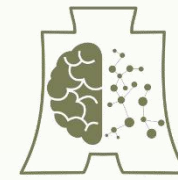


超平面跟支援向量機

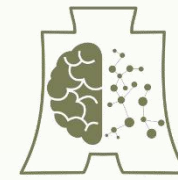
- 超平面是幫助分類數據點的決策邊界。
- 落在超平面兩側的數據點可以歸屬於不同的類別。
- 超平面的維度取決於特徵的數量。
- 如果輸入特徵的數量是2，那麼超平面就是一條線。
- 如果輸入特徵的數量是3，那麼超平面就是一個二維平面。當特徵數量超過3時，想像起來變得困難。



最大直覺邊界



- Logistic regression
 - 使用sigmoid函數將線性函數的輸出壓縮到 $[0,1]$ 範圍內。
 - 如果值大於閾值（0.5），我們將其指定為標籤1；否則，我們將其指定為標籤0。
- SVM
 - 如果線性函數的輸出大於1，我們將其歸為一個類別；如果輸出為-1，則歸為另一個類別。
 - 在支持向量機（SVM）中，閾值通常會被設置為1和-1。
 - 獲得這個閾值範圍 $([-1,1])$ 充當邊界。



成本函數和梯度更新

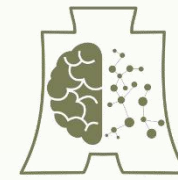
- 在支持向量機 (SVM) 算法中，我們的目標是最大化數據點與超平面之間的邊界。
- 幫助最大化邊界的損失函數是hinge損失。

$$c(x, y, f(x)) = \begin{cases} 0, & \text{if } y * f(x) \geq 1 \\ 1 - y * f(x), & \text{else} \end{cases}$$

$$c(x, y, f(x)) = (1 - y * f(x))_+$$

- 如果預測值和實際值具有相同的符号，成本為0。
- 如果它們的符號不同，則計算損失值。
- 同時，將正則化參數添加到成本函數中。
- 正則化參數的目標是平衡邊界最大化和損失。
- 添加正則化參數後，成本函數如下所示。

$$\min_w \lambda ||w||^2 + \sum_{i=1}^n (1 - y_i \langle x_i, w \rangle)_+$$



成本函數和梯度更新

- 損失函數及其對權重的偏導數，用於計算梯度。使用梯度可以更新我們的權重。

$$\frac{\delta}{\delta w_k} \lambda \|w\|^2 = 2\lambda w_k$$

$$\frac{\delta}{\delta w_k} (1 - y_i \langle x_i, w \rangle) = \begin{cases} 0, & \text{if } y_i \langle x_i, w \rangle \geq 1 \\ -y_i x_{ik}, & \text{else} \end{cases}$$

- 當沒有分類錯誤時(正確預測數據點的類別)，只需從正則化參數更新梯度。

$$w = w - \alpha \cdot (2\lambda w)$$

- 當出現分類錯誤，即在預測我們數據點的類別時犯了錯誤時，需要將損失和正則化參數一起包含，以進行梯度更新。

$$w = w + a \cdot (y_i \cdot x_i - 2\lambda w)$$

- <https://towardsdatascience.com/support-vector-machine-introduction-to-machine-learning-algorithms-934a444fca47>
- <https://medium.com/swlh/artificial-intelligence-machine-learning-and-deep-learning-whats-the-real-difference-94fe7e528097>



Thank you.

