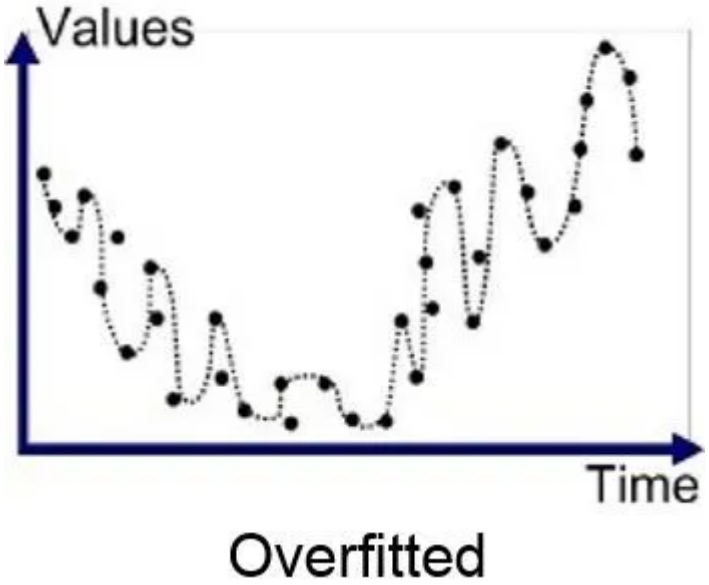
防止模型過擬合的必備方法!

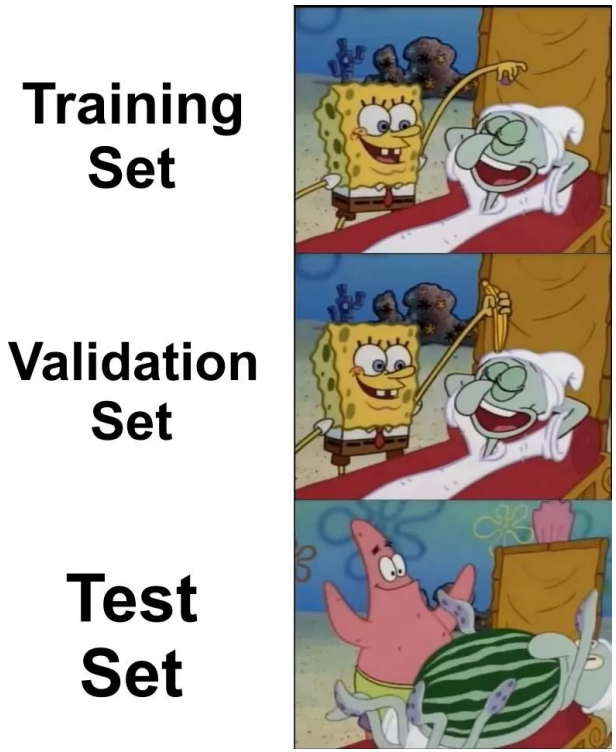
小白 小白學視覺 昨天



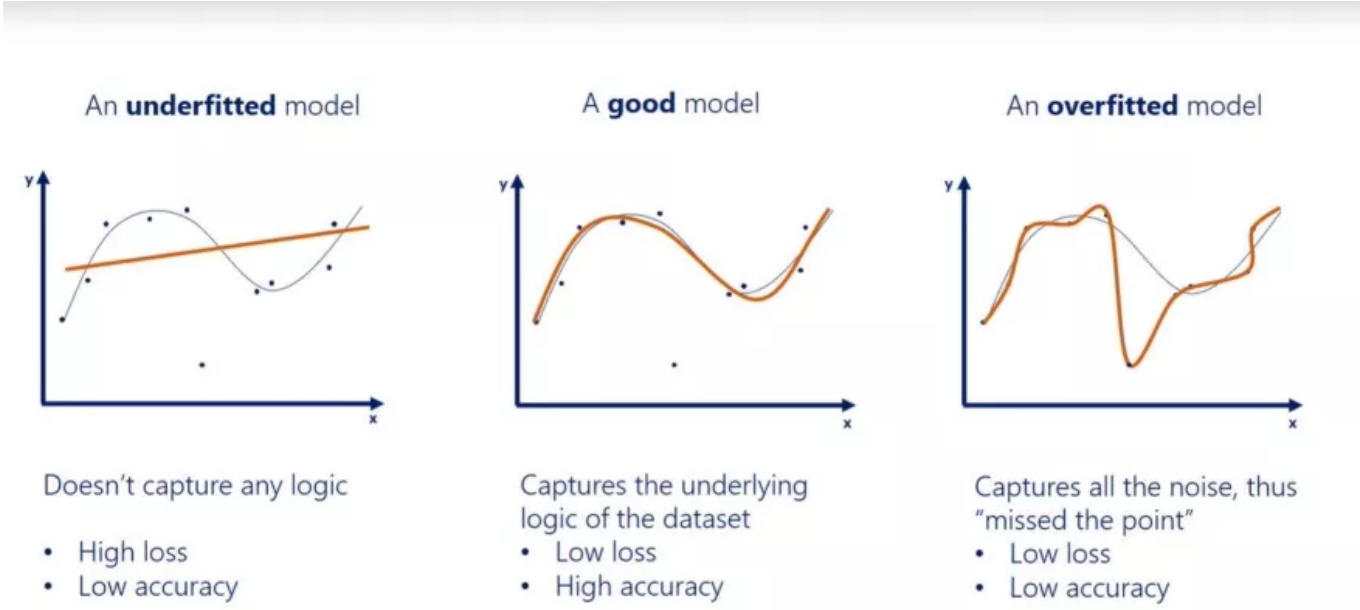
作者：Mahitha
來源：機器之心

> 正如巴菲特所言：

在機器學習中，過擬合（overfitting）會使模型的預測性能變差，通常發生在模型過於復雜的情況下，如參數過多等。本文對過擬合及其解決方法進行了歸納闡述。



在機器學習中，如果模型過於專注於特定的訓練數據而錯過了要點，那麼該模型就被認為是過擬合。該模型提供的答案和正確答案相距甚遠，即準確率降低。這類模型將無關數據中的噪聲視為信號，對準確率造成負面影響。即使模型經過很好地訓練使損失很小，也無濟於事，它在新數據上的性能仍然很差。欠擬合是指模型未捕獲數據的邏輯。因此，欠擬合模型具備較低的準確率和較高的損失。



如何確定模型是否過擬合?

構建模型時，數據會被分為3 類：訓練集、驗證集和測試集。訓練數據用來訓練模型；驗證集用於在每一步測試構建的模型；測試集用於最後評估模型。通常數據以80:10:10 或70:20:10 的比率分配。

在構建模型的過程中，在每個epoch 中使用驗證數據測試當前已構建的模型，得到模型的損失和準確率，以及每個epoch 的驗證損失和驗證準確率。模型構建完成後，使用測試數據對模型進行測試並得到準確率。如果準確率和驗證準確率存在較大的差異，則說明該模型是過擬合的。

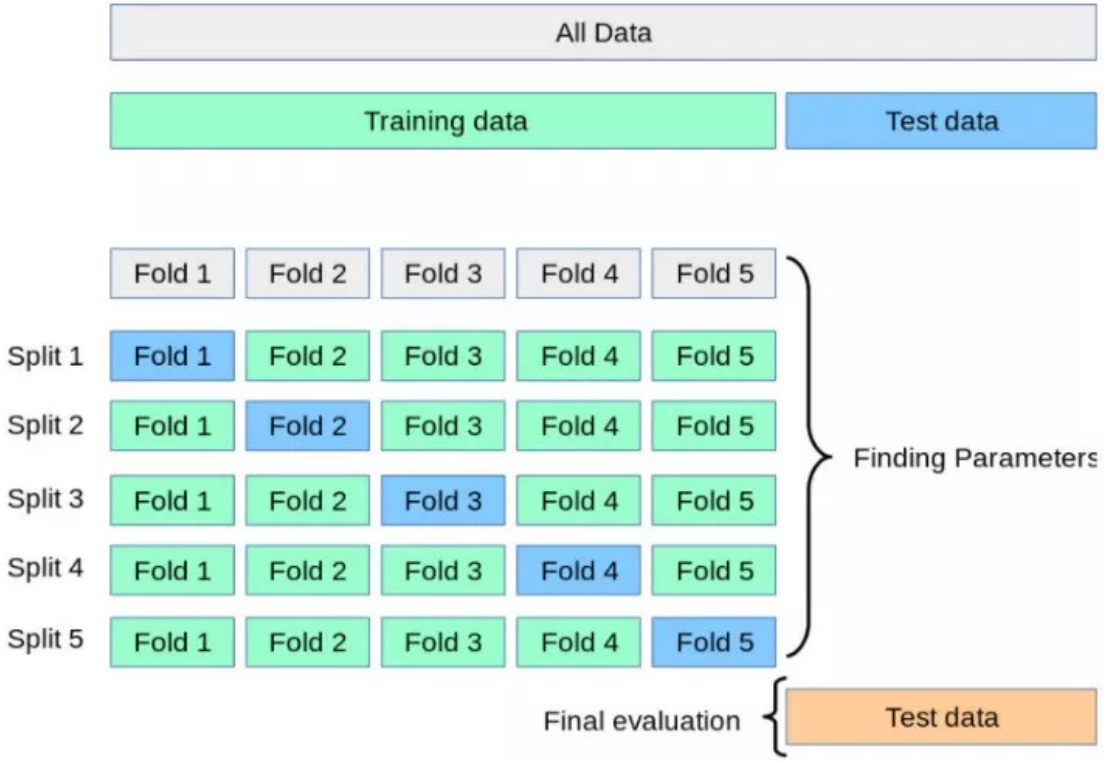
如果驗證集和測試集的損失都很高，那麼就說明該模型是欠擬合的。

如何防止過擬合

交叉驗證

交叉驗證是防止過擬合的好方法。在交叉驗證中，我們生成多個訓練測試劃分（splits）並調整模型。K-折驗證是一種標準的交叉驗證方法，即將數據分成k 個子集，用其中一個子集進行驗證，其他子集用於訓練算法。

交叉驗證允許調整超參數，性能是所有值的平均值。該方法計算成本較高，但不會浪費太多數據。交叉驗證過程參見下圖：



用更多數據進行訓練

用更多相關數據訓練模型有助於更好地識別信號，避免將噪聲作為信號。數據增強是增加訓練數據的一種方式，可以通過翻轉（flipping）、平移（translation）、旋轉（rotation）、縮放（scaling）、更改亮度（changing brightness）等方法來實現。

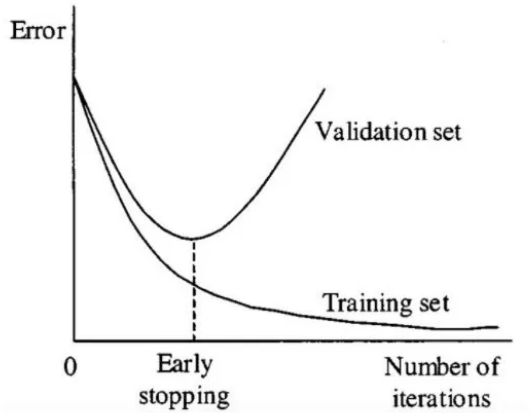
移除特徵

移除特徵能夠降低模型的複雜性，並且在一定程度上避免噪聲，使模型更高效。為了降低複雜度，我們可以移除層或減少神經元數量，使網絡變小。

早停

對模型進行迭代訓練時，我們可以度量每次迭代的性能。當驗證損失開始增加時，我們應該停止訓練模型，這樣就能阻止過擬合。

下圖展示了停止訓練模型的時機：



正則化

正則化可用於降低模型的複雜性。這是通過懲罰損失函數完成的，可通過L1 和L2 兩種方式完成，數學方程式如下：

$$L(x,y) \equiv \sum_{i=1}^{n}(y_i - h_\theta(x_i))^2 + \lambda \sum_{i=1}^{n}|\theta_i|$$

L1 懲罰的目的是優化權重絕對值的總和。它生成一個簡單且可解釋的模型，且對於異常值是魯棒的。

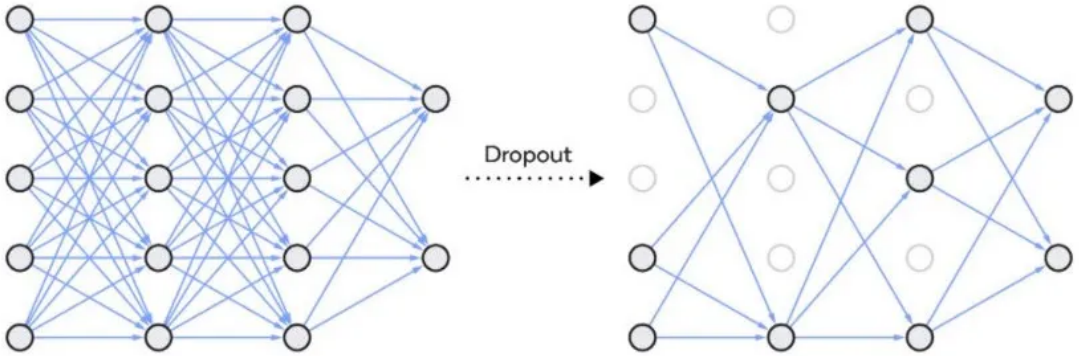
$$L(x,y) \equiv \sum_{i=1}^{n}(y_i - h_\theta(x_i))^2 + \lambda \sum_{i=1}^{n}\theta_i^2$$

L2 懲罰權重值的平方和。該模型能夠學習複雜的數據模式，但對於異常值不具備魯棒性。

這兩種正則化方法都有助於解決過擬合問題，讀者可以根據需要選擇使用。

Dropout

Dropout 是一種正則化方法，用於隨機禁用神經網絡單元。它可以在任何隱藏層或輸入層上實現，但不能在輸出層上實現。該方法可以免除對其他神經元的依賴，進而使網絡學習獨立的相關性。該方法能夠降低網絡的密度，如下圖所示：



總結

過擬合是一個需要解決的問題，因為它會讓我們無法有效地使用現有數據。有時我們也可以在構建模型之前，預估到會出現過擬合的情況。通過查看數據、收集數據的方式、採樣方式，錯誤的假設，錯誤表徵能夠發現過擬合的預兆。為避免這種情況，請在建模之前先檢查數據。但有時在預處理過程中無法檢測到過擬合，而是在構建模型後才能檢測出來。我們可以使用上述方法解決過擬合問題。

下載1：OpenCV-Contrib擴展模塊中文版教程

在「

下載2：Python視覺實戰項目52講

在

下載3：OpenCV實戰項目20講

在

交流群

歡迎加入公眾號讀者群一起和同行交流，目前有 請按照格式備註，否則不予通過 添加成功後會根據研究方向邀請進入相關微信群。請勿

喜歡此內容的人還喜歡

聊一聊“超大模型”

磐創AI

遙遙無期還是近在咫尺？長文展望大模型商業化前景

學術頭條

DSOD回顧：從頭訓練深度監督目標檢測模型

機器學習研究組訂閱