

## 1. 縮減神經網路的大小

當神經網路過於複雜時，容易導致模型在訓練數據上表現良好，但在測試數據上表現不佳。縮減神經網路的大小意味著減少神經網路中的參數數量和神經元的數量，使其更加簡潔和精簡。

縮減神經網路的大小可以通過以下方式實現：

- (1)：減少神經網路的層數：去除一些不必要的隱藏層，或者將隱藏層中的神經元數量減少。
- (2)：減少每個層的神經元數量：降低每個隱藏層的神經元數量，這樣可以減少模型的複雜度，從而降低過度擬合的風險。
- (3)：使用更簡單的模型架構：使用一些簡單的模型架構，如線性模型或者較小的卷積神經網路，而不是複雜的深度神經網路。

縮減神經網路的大小有助於降低模型的複雜度，提高模型的泛化能力，從而更好地應對過度擬合的問題。

## 2. 加入權重常規化

藉由在損失函數添加一個正則項來限制模型的權重。最常見的兩種權重常規化方法是L1正則化和L2正則化。

- (1)：L1正則化：在損失函數中加入權重的絕對值之和，以限制權重的大小。L1正則化有助於使權重稀疏化，從而達到特徵選擇的效果。
- (2)：L2正則化：在損失函數中加入權重的平方和，L2正則化使得模型的權重趨向於較小的值，從而減少了模型的複雜度。

權重常規化有助於防止模型過度擬合訓練數據，提高了模型的泛化能力，從而使其在測試數據上的表現更好。

## 3. 丟棄法 (Dropout)

藉由隨機地丟棄一些神經元的輸出來防止過度擬合。在訓練過程中，每次更新模型參數時，丟棄法都會隨機地將一些神經元的輸出設置為零。這樣可以迫使模型不依賴於特定的神經元，從而減少了神經元之間的相互依賴性，提高了模型的泛化能力。丟棄法通常應用於全連接層和卷積層中，但不應該應用於輸入層。在實際應用中，丟棄率是一個超參數，需要通過交叉驗證等技術來調整。