卷積神經網絡(Convolutional Neural Network, CNN)

現代的卷積神經網路層通常是以卷積層（Convolutional Layer）、激活層（Activation Layer）、池化層（Pooling Layer）所組成，而最後會以卷積網路層所萃取出的特徵資訊做為分類依據，透過全連接層（Fully-connected Layer）進行分類。卷積神經網路層是一組可平行運算的特徵圖，通過卷積核（kernel）中的每個權重 與輸入的值 相乘後的加總，作為該次卷積核中心的特徵值（y）。由於LeCun於[1]所提出的權重共享（weight sharing）概念，相較於以往每次移動卷積核後，便以不同的權重進行運算的方式不同；權重共享的卷積核，在提升準確度的同時，亦能減少需要更新的權重數量，故現代卷積核通常是使用權重共享的方式進行。依據核的移動步幅（stride）大小，依次以每個核的中心進行運算，重複此動作直至對所有輸入皆進行過一次，代表一層卷積神經網路運算的完成，輸出結果稱為Y。若設定的移動步幅較大，也就意味著該次的卷積神經網路層包含較少的運算，且也會也有較少的輸出特徵維度，這同時也隱含著資訊遺失的可能性。

現今的卷積神經網路經常使用ReLU激活層[2]，其出眾的點在於：能有效避免梯度消失問題，且在反向傳播法（Backpropagation）[1]的運算上，由於其一階導函數相對容易求得，因此可以成為現代主流的激活函數被廣泛地使用。

池化層為現代卷積神經網路中另一個常被使用的層，除了多種不同形式的非線性池化函式以外，屬最大池化（Max Pooling）[3]最為常見。最大池化可以將輸入劃分為若干個區域，而取每個區域的最大值作為輸出，而其也可透過調整移動步幅，決定輸出維度，通常會使用不重疊的最大池化層進行池化，由於重疊的最大池化層通常不會增進模型結果。此舉旨在進行維度縮減，同時篩選對於輸出貢獻值最大的輸入值，而摒棄掉過多的參數，在一定程度上也改善了過擬合的問題。

長短期記憶網路（Long Short-Term Memory）[4]

長短期記憶網路改善了循環神經網路（Recurrent Neural Network, RNN）的缺陷，也就是無法記憶長期的時間序列資料[5]。長短期記憶網路與循環神經網路最大的不同，莫過於在每個Cell的輸出（hidden state）以外，新增加了細胞狀態（cell state）這一個連通所有Cell的資訊流。並透過3個Gate控制每次的更新，分別為Input Gate、Forget Gate與Output Gate。Gate採用的函數為sigmoid函數，也就是 ，sigmoid函數的值域介於0和1之間，這同時也代表更新的幅度。透過輸入Gate的資訊，Gate會創造出資訊的更新權重，若Gate的輸出值為0，則代表著候選資訊完全無法通過；1則代表可以完全通過。tanh的值域介於 -1與1之間，tanh能透過輸入的資訊創造候選資訊，以供細胞狀態的更新使用。而長短期記憶網路的最後，會以細胞狀態的輸出值作為候選資訊，透過Output Gate決定要輸出多少細胞狀態的資訊作為輸出（hidden state）。長短期記憶網路在現代，有非常多的應用，甚至到達了現在所指稱的循環神經網路，其實就是泛指長短期記憶網路的地步。

[1] Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition

[2] Rectified Linear Units Improve Restricted Boltzmann Machines

[3] Evaluation of pooling operations in convolutional architectures for object recognition

[4] Long Short-Term Memory

[5] Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult