摘要

　現代的語音相關研究，多是以類神經網路進行辨識，包含卷積神經網路、長短期記憶網路等神經網路。本次研究的任務為，對固定長度的語音資料進行辨識並挑選最合適的模型。研究首先對語音資料進行了MFCC轉換，得出39維的特徵，接著分別架構了CNN+LSTM與Encoder-Decoder模型，再進一步利用兩個模型進行預測。而CNN+LSTM與Encoder-Decoder模型的準確率分別達到96.9%及97.37%。使用CPU對CNN+LSTM進行訓練，其訓練時間為10.37分鐘；使用GPU對Encoder-Decoder模型進行訓練，費時348.23分鐘。根據時間及準確率的評估，得出本次任務最合適的模型為CNN+LSTM模型；若探討模型的可發展性，則Encoder-Decoder模型對於連貫的單字或語句，可以進行連續的預測，故有更好的可發展性。

Abstract

Modern researches related to speech are mostly conducting with neural network, including convolution neural network, long short-term memory, etc. The task of this research is to recognize speech data of fixed length and pick the best model for it. First of all, we apply Mel-frequency Cepstral Coefficients to speech data, and gain 39-dimension feature of speech data. Secondly, we construct CNN+LSTM model and Encoder-Decoder Model separately, and then predict the label of the speech by them. Furthermore, CNN+LSTM model and Encoder-Decoder model achieve accuracy of 96.9% and 97.37% respectively. By CPU, we train CNN+LSTM model and get the training time which is 10.37 minutes. On the other hand, we train the Encoder-Decoder model with GPU, which costs 348.23 minutes. According to the training time and accuracy, we find out the best model for our task is CNN+LSTM. However, for the purpose of developability, we convince that Encoder-Decoder model will have a better opportunity due to the ability to predict sequential words, continuously.

**第一章、背景與研究動機**

　　語言（language）長久以來是人與人之間最自然且最方便的溝通方式，而語音（speech）指的是藉由口述來表達語言的內涵。隨著數位電子科技的蓬勃發展以及無線通訊與網際網路的創新普及，傳統的鍵盤、滑鼠已不能滿足現代人們的需求，而語音控制成為現在正蓬勃發展的前端技術之一。舉凡：1）語音輸入 2）聲紋辨識 3）聲音合成，在人類與機器間的溝通上，越來越被廣泛應用。在絕大部分的情況下，語音比肢體語言更能明確表達語者所要傳遞的訊息。當語音被正確地轉換成語言時，我們才能正確地理解語者所要傳達的內容或概念。因此，語音辨識技術對語言、語音之間的轉換扮演著相當重要的角色。

　　本研究的資料來源為Google於Kaggle平台提供的多個英文單字的語音資料，該語音資料集中的每個單字皆為不同語者，其時長皆在一秒以內，且每個單字都包含兩千筆以上的資料。本研究著重於英文數字的語音辨識，故僅使用英文數字0到9作為資料集進行研究。

**第二章、文獻回顧**

　　卷積神經網路（Convolution Neural Network, CNN）在近代的類神經網路當中，多被應用於圖像辨識，例如LeCun於1998年所發表的[1]，奠定了卷積神經網路的重要基礎；Alex所提出的多層卷積神經網路架構AlexNet[2]，奪得了2012年的ImageNet冠軍；以及考慮了殘差，進而被創造出來的ResNet[3]，更是終結了ImageNet這場行之有年的圖像辨識比賽。雖說如此，由於卷積神經網路的根本概念是將資料點p的資訊與其周圍k個資訊納入考量，此一特性若運用於時間序列資料上，亦會考慮時間數列在時間點t與前後n個時間點彼此之間的時間相關性，故使用卷積神經網路對語音資料進行處理的研究亦不在少數。在卷積神經網路尚未十分成熟時，便有[4]所提出的類卷積神經網路，運用於語音辨識上的實際例子，近幾年也有利用卷積神經網路對語音進行辨識的研究[5]。

　　由於考慮到時間前後的相關性，亦有多位研究者投入使用循環神經網路（Recurrent Neural Network, RNN），作為時間序列資料預測模型的核心技術。雖說循環神經網路能夠考慮時間序列資料的時間性，但缺點在於其記憶時間十分短暫，也因此長短期記憶網路（Long Short-Term Memory, LSTM）[6]，作為循環神經網路的改良版，更加廣泛的被應用於實務上。多層的神經網路所堆疊的架構[7, 8]，往往能帶來更為優良的結果，這在ImageNet比賽上已獲得了證明[2, 3, 9]，因此近代的長短期記憶網路，常會使用多層的長短期記憶網路架構[10]，而其往往也會有比較好的結果。此外，雙向的長短期記憶網路（Bidirectional LSTM, BiLSTM）[11]，亦為長短期記憶網路的重要架構，其於Seq2Seq上的應用[12]，一再地表明了同時使用向前與向後的時間序列資料，能使得模型更加準確。

　　若談論到自然語言處理（Natural Language Processing, NLP），不得不提到Encoder-Decoder模型[13, 14]。Encoder-Decoder模型在提出後，迅速獲得高度關注，由於其可以將一不固定長度的時間數列資料投射至一固定長度的時間數列資料上[10]，且能透過梯度下降法（Gradient Descent）同時進行模型訓練，因此相對於以往的循環神經網路，Encoder-Decoder能使時間數列資料有更多發展性。隨後，Attention模型[13, 15]隨著Encoder-Decoder模型的問世，因運而生。由Bahdanau與Luong先後提出的Attention模型架構，使自然語言處理獲得了重大的躍進。該架構先是使用了Encoder-Decoder模型作為基礎，再將Encoder的各個輸出的資訊集中彙整，並作為輸入的一部份使用於Decoder之中，解決了長短期記憶網路在過長的時間序列上，時間數列資料訊息消失問題。日後，Attention被應用於[16]，並且很好的對齊了語音資料與各個英文字母，結果十分顯著，再次檢證了Attention模型在Encoder-Decoder模型上的重要性。

**第三章、研究方法**

　　本研究探討語音辨識系統的語音前處理、音素（phoneme）對齊和字詞（lexicon）辨識。所有辨識系統皆對前處理有相當大的倚重，語音更是如此。由於語音訊號（signal）會受到諸多因素影響，例如：語者聲調、說話語速、外在雜訊等等，使得語音的處理相對地複雜與困難。普遍上，語音的處理以著名的梅爾倒頻譜係數（Mel-frequency Cepstral Coefficients, 以下簡稱MFCC）作為主流的語音特徵擷取方法，該方法以人的聽覺感知頻率作為語音特徵擷取的對象，配合其一階與二階時間軸導數（Time Derivatives），得出39維的MFCC語音特徵，可以在語音辨識上得到不錯的效果。

本研究以MFCC作為語音前處理的主要方法，對所有語音資料皆進行了處理，而處理後的資料再進行主成分分析（Principal Component Analysis，以下簡稱PCA）降維處理；對於類神經網路（Neural Network），本研究並沒有進行PCA處理，而是直接以MFCC處理後的資料作為輸入，並進行辨識。

流程圖

3.1梅爾頻率倒頻譜係數

　　在語音訊號分析中，由於訊號在時域中變化快速，不容易看出訊號的特性，所以通常會將時域的訊號透過快速傅立葉轉換（Fast Fourier Transformation）投射到頻域中，利用頻譜來觀察語音訊號的特性。而倒頻譜係數就是將頻譜中的各個頻域成分取對數能量，再經過逆傅立葉轉換回到時域中的參數。其中，梅爾濾波器組（Mel-triangular filter banks）是根據人耳聽覺系統所產生出來的參數，因此被廣泛應用於語音辨識和語者辨認。

　　MFCC在頻域中使用梅爾刻度（Mel scale）劃分頻帶，將梅爾濾波器所計算出來的值，取對數能量，作為該聲音片段的能量強度，併入濾波器組得出的值，最後經過離散餘弦轉換（Discrete Cosine Transform, DCT）的運算，轉換成倒頻譜，得出MFCC的值。

　 MFCC主要有七個對語音訊號的運算過程，包括預強調（pre-emphasis）、音框化（framing）、窗化（windowing）、快速傅立葉轉換（FFT）、梅爾濾波器組（Mel-triangular filter banks）、對數能量（log energy）及離散餘弦轉換。

3.1.1預強調

　　在發聲的過程中，聲帶和嘴唇產生高頻衰減的效應，所以我們聽到的聲音就像是經過了一個低通濾波器，利用一個參數對聲音訊號進行高頻補強，來補償高頻衰減的部分，此濾波器表示為

將時間點t的輸入訊號s[t]通過高通濾波器後，在時域表示為

其中α介於0.95和0.98之間，為預強調後的訊號。

3.1.2音框化

　　由於語音訊號變化快速，而短時間內的語音訊號通常相對穩定，因此通常將數個語音訊號作為一個觀測單位，這個單位稱為音框（frame），再根據音框內的訊號進行分析，為了避免相鄰的音框變化過大，因此會讓相鄰的音框有一段重疊區域。本研究使用0.025秒的音框，每次移動0.01秒，得出99個時間段的MFCC特徵。

3.1.3窗化

　　為了減少音框左右兩端信號的不連續，及保留語音訊號的完整性，會將每一個音框乘上一個視窗，本研究使用的是漢明窗（Hamming Window），其會凸顯音框中間的資訊，並縮減音框兩端的資訊，使得每個音框與下一個音框的資訊較為連續，漢明窗表示為

其中為音框內的訊號個數。

3.1.4快速傅立葉轉換

　　由於語音訊號在時域（time domain）上變化快速，不容易看出訊號的特性，所以通常會將它轉到頻域（frequency domain）上觀察能量分布，不同的能量分布，就擁有不同的語音特性。所以在窗化後，每個音框經過快速傅立葉轉換來得到頻域上分布。

（3.4）

將尤拉公式代入（3.4）式，可以得到

（3.5）

將（3.5）式的實部與虛部取平方後，相加得到頻域能量

3.1.5梅爾濾波器組

　　人耳對不同頻率的感受程度，並非在所有頻域都是一樣的。一般來說，人耳對低頻有比較高的敏感度，也就是在低頻時可以分辨較細微的頻率差異，在1kHz頻率以下的臨界寬度約為100Hz，1kHz以上的臨界寬度則是成指數成長。因此，若是聲音在某個範圍變動下，人耳感覺不出差異，這個範圍就稱為臨界頻帶（critical band）。梅爾刻度（Mel scale）是根據人的聽覺系統所模擬出的線性轉換，在梅爾刻度中使用數個範圍不等的三角濾波器，梅爾刻度與頻率的關係如下：

3.1.6對數能量

　　人耳對聲音大小的感知跟頻率同樣非呈直線關係，當聲音能量放大10倍時，人耳只會感覺放大1倍，而我們所得的語音訊號，可能因為語者的說話音量或背景的雜訊大小，影響語音訊號的數值變動。因為聲音的能量變動劇烈，通常會以對數的形式表示其能量大小，也就是將通過梅爾濾波器組的訊號平方後取對數值。

離散餘弦轉換

　　將通過梅爾濾波器組的訊號取對數值後，再做離散餘弦轉換到時域，這就是梅爾頻率倒頻譜係數，其中包含了13個倒頻譜係數和1個對數能量，DCT表示為

其中為梅爾頻率倒頻譜係數（MFCC），為經過梅爾濾波器組的訊號。

3.4 應用類神經網路於語音辨識

　　使用深度網路實現自動語音辨識(Auto Speech Recognition, ASR)的主要流程為：輸入語音片段( Spectrogram、MFCCs……等 ) ，將原始語言轉換為聲學特徵，再經過神經網路的判斷及機率分布，最後輸出對應的內容。

　　其中本研究使用的兩神經網路為卷積神經網路(Convolutional Neural Network，CNN)及遞歸神經網路(Recurrent Neural Networks，RNN)的長短期記憶模型（Long Short-Term Memory，LSTM）。

3.4.1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[17]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[18]，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）[17]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）[19]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。

　　輸入的特徵矩陣是99個時間點，每個時間點有39個特徵的(99, 39)矩陣，故我們採用Convolution 1D來做進一步的特徵擷取。首先，對於橫向時間點採用kernel = 8，而橫向將原本的39個重新取出filter = 64個不同權重的特徵，形成(92，64)，並隨機將3成的神經元刪去可改善過擬合的問題。

再重複一次上述過程並微調參數後，會形成(8, 32)的維度，為了搭配MLP的全連接層，在這裡將特徵Flatten為8\*32 = 256的向量承為Dense層的輸入，首層Dense取輸出為64個unit後，再輸入給第二層的10個unit，最後10個unit值即為分群的依據。

3.4.2長短期記憶（Long Short-Term Memory, 以下簡稱LSTM）[6]

　　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[20]。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。

3.5 Encoder-Decoder Attention模型  
　　現存的諸多模型皆存在著Encoder-Decoder的架構，例如：Seq2Seq、語音辨識、機器翻譯等領域，都以Encoder-Decoder模型，進行相應的類神經網路領域研究[10, 12, 14]。Encoder可以視為利用時間數列資料的每一個時間點t-1進行預測，最後輸出一個t的結果，可表示成Encoder = （e0, e1, …, et-1），而其輸出結果為（ê1, ê2, …, êt），其中Encoder的輸入稱為Input，通常是欲預測的資料。而Decoder亦是利用時間數列資料的時間點T-1去預測T，可以表示成Decoder = （d0, d1, …, dT-1），其相對應輸出為（d̂1, d̂2, …, d̂T）。訓練完成後，Encoder的最終輸出êt即包含（e0, e1, …, et-1）序列的資訊，而其會作為輸入Decoder的一部份輸入，放入Decoder模型當中，以期得出Decoder的輸入在每一個時間點的輸出。本模型的Encoder輸入層為經過MFCC轉換過後的一秒英文數字檔案，為99個時間點的39維MFCC特徵，而Decoder的輸入為該音檔的音素（Phoneme）。以Decoder在每個時間點的輸出作為特徵，透過全連接層（Fully-connected）辨識該時間點的音素為何。Attention可視作嫁接Encoder與Decoder的橋樑，由於目前的RNN皆存在梯度消失以及梯度爆炸的問題，而Attention為一個十分簡單的全連接層架構，會對每一個時間點的RNN輸出進行特徵提取，並得出該輸出的注意力分配。使用RNN + Attention模型能夠過濾、提取出，對於輸出來說重要且具有時間相關性的特徵。

3.5.1 Encoder  
　　Encoder分為三大部分，全連接層、ResNet層[3]，以及LSTM層。全連接層先對每個時點的39維特徵進行線性投射至高維度，突顯該時點的特徵。經由三個ResNet層將鄰近的時間也納入考量，此處的ResNet將模型輸入經由三層卷積神經網路層進行特徵擷取，且將輸入與第三層卷積神經網路的輸出結果相加，再透過ReLU輸出，可以有效避免模型的梯度消失，而為避免梯度爆炸問題，在所以卷積神經網路層的後面，都加上了一層Batch Normalization。將第一與第二層的ResNet每三個時間點的特徵進行連接，使時間長度t壓縮成t/3，也就是每個新的時間t/3，皆包含3個時間長度的資訊，此金字塔架構（Pyramidal Structure）是參考[16]的LSTM金字塔架構，但為了加速模型訓練，而使用了可平行運算的卷積神經網路作為替代。時間的壓縮，有助於減少模型於LSTM層的運算時間，如此一來便可以加速模型訓練的進行。而最後一層的ResNet輸出，會作為Encoder的LSTM層的每一個時間點的輸入（e0, e1, …, et-1）得到（ê1, ê2, …, êt）。

3.5.2 Attention  
　　Attention可以簡單分為兩個全連接層，與一個輸出，稱為Context Vector（C）。依據[13, 15]所述，將Encoder的輸出（ê1, ê2, …, êt-1）稱作query（Q），而êt稱為value（V）。透過兩個不同的全連接層f與g，分別對query與value進行轉換過後，以element-wise的方式相加，最後透過tanh進行轉換，得出第一層的結果（output, O）。接著再次通過一層僅有一個結果的全連接層h，便可得出Encoder輸出所形成的score（S）。而對score取softmax轉換後的結果，為該Attention的weights（W）。將weights與value以element-wise的方式相乘並加總過後，稱為Context Vector。

3.5.3 Decoder  
　　Decoder主要為一層LSTM，其輸入為音素序列。音素序列首先會先通過一個Embedding層，將每個音素投射至指定維度的空間，使得音素不會因為音素的編號數字影響輸出結果，音素序列（）前後會加入序列開始（Start of sequence）與序列結束（End of sequence）的信號，亦會同時透過Embedding層進行轉換，稱經過Embedding的音素序列為音素向量（）。接著將音素向量與Decoder的開始信號與Attention模型所輸出的C連接起來，作為LSTM層的輸入值，對開始信號之後的每一個時間步進行預測，直到預測的結果出現序列結束信號，又或者達到設定的預測個數上限時，才會停止。最後，將該預測的結果通過全連接層進行分類，進而得到每個時間點所預測的音素。

3.5.4 模型訓練  
　　訓練Encoder-Decoder模型時，共讀取20000筆語音資料，每種類別皆讀取2000筆，並預留1000筆語音資料作為驗證集，進行訓練。每筆語音資料皆進行過MFCC轉換，並伴隨著相對應的標籤與音素。模型訓練是以四筆語音資料作為一個批次（Batch）進行，在一次Epoch中，總共有4750個批次，而模型每次的Epoch約需耗時15分鐘。經過多次反覆的測試過後，最終決定採用Adam優化器[21]，並將模型的學習率（Learning rate）設定為0.0001，Epoch最高上限訂為20次，終止條件為訓練集的損失小於0.02，進行模型訓練。在聲音模型（Acoustic Model）的訓練完成之後，以該結果進一步訓練字詞模型（Lexicon Model），並以字詞模型所輸出的結果與其他模型進行比較。

第四章、研究結果

　　本研究中關於英文數字0~9的語音辨識，建立了多個模型以進行模型之間整體表現上的比較。由於非類神經網路在經過主成分分析取特徵值前後的準確率，並沒有明顯差異，而模型配適時間卻有顯著下降，故使用主成分分析對其進行降維。但以準確率來說，非類神經網路的準確率皆未超過90%，相對其他模型而言，其準確率較低。

　　CNN和LSTM模型在以往的語音辨識中，皆有不錯的表現。LSTM模型訓練時間為90分鐘，CNN訓練時間為5分鐘，模型準確率分別為94%及96%，不論是時間上或是準確率上，CNN皆有較好的表現。本研究透過合併使用CNN與LSTM模型，不僅取得CNN可平行運算的優勢，且能結合LSTM考量時間相關的特性，以達到更好的效果。CNN+LSTM模型訓練的花費時間僅比CNN模型多了5分鐘，而準確率相比於CNN的96.1%提升了將近1%。因此，在上述所有模型中，CNN+LSTM模型在整體表現上為最好的模型。

　　本研究的EN-DE模型以GTX1050 GPU進行訓練，訓練Epoch = 12後，所花費的時間為198分鐘，模型準確率為96%；而Epoch = 20時，總訓練時間為348分鐘。以準確率來說，EN-DE(20)的準確率超過97%，是所有模型中準確率最高的。取出EN-DE(20)的Attention weights，並繪製成圖(四)，其標示出了該次輸入對其預測貢獻最多的部分。

attention weight plot

　　在本次英文數字0~9的語音辨識上，考慮了準確度與模型訓練的時間，加以評估模型的整體表現。從準確度的面向來看，EN-DE(20)的準確率與CNN+LSTM模型相去不遠；而從模型訓練的時間剖析，EN-DE(20)所花費的時間大幅超越其他所有模型所花費的時間，反之，CNN+LSTM模型僅需10分鐘，故本次研究之最佳模型為CNN+LSTM模型。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Model | Accuracy (%) | | Time | | |
| MFCC | Spec | MFCC | | Spec |
| LDA | 61.72 | 64.35 | 0.77 | sec |  |
| RF | 72.58 | 81.59 | 43.86 | sec |  |
| kNN | 81.80 | 78.28 | 1.37 | sec |  |
| SVM | 86.48 | 89.61 | 82.74 | sec |  |
| LSTM | 94.50 |  | 90.13 | min |  |
| CNN | 96.10 |  | 5.64 | min |  |
| CNN + LSTM | 96.90 |  | 10.37 | min |  |
| EN-DE (12) | 96.58 |  | 198.87 | min |  |
| EN-DE (20) | 97.37 |  | 348.23 | min |  |

第五章、結論與建議

　　本次研究探討了多種模型架構對於語音辨識的預測能力，分別架構了多種非類神經網路與LSTM模型、CNN模型及CNN+LSTM模型。在本次英文數字0~9的語音辨識任務中，非類神經網路之中，表現最佳的SVM模型，其準確率相比起類神經網路，仍有相當大的進步空間；而類神經網路當中，表現最佳的為CNN+LSTM模型，該模型綜合準確率與訓練時間，皆有較為出眾的表現，因此，在固定長度的單字語音辨識中，CNN+LSTM的模型架構可以取得較為優良的成果。

　　EN-DE模型在本次語音辨識任務中，訓練時間雖較長，但在準確率上，取得十分優異的成績。而本次研究著重於固定長度的單字語音辨識，所以雖說整體上EN-DE模型並非最為合適的模型，但在語音辨識的發展性上，因其可以對非固定長度的語音，也就是對連貫的單字或語句，進行連續的預測。若以將來的可發展性做為考量依據，則本研究相當看好EN-DE模型在將來有無可限量的潛力。

參考文獻

[1] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, "Gradient-based learning applied to document recognition," *Proceedings of the IEEE,* vol. 86, no. 11, pp. 2278-2324, 1998.

[2] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Advances in neural information processing systems*, 2012, pp. 1097-1105.

[3] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016, pp. 770-778.

[4] A. Waibel, T. Hanazawa, G. Hinton, K. Shikano, and K. J. Lang, "Phoneme recognition using time-delay neural networks," *IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing,* vol. 37, no. 3, pp. 328-339, 1989.

[5] O. Abdel-Hamid, A.-r. Mohamed, H. Jiang, L. Deng, G. Penn, and D. Yu, "Convolutional neural networks for speech recognition," *IEEE/ACM Transactions on audio, speech, and language processing,* vol. 22, no. 10, pp. 1533-1545, 2014.

[6] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "Long short-term memory," 9, Neural computation, 8, 1997.

[7] M. Hermans and B. Schrauwen, "Training and analysing deep recurrent neural networks," in *Advances in neural information processing systems*, 2013, pp. 190-198.

[8] R. Pascanu, C. Gulcehre, K. Cho, and Y. Bengio, "How to construct deep recurrent neural networks," *arXiv preprint arXiv:1312.6026,* 2013.

[9] C. Szegedy *et al.*, "Going deeper with convolutions," in *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2015, pp. 1-9.

[10] I. Sutskever, O. Vinyals, and Q. V. Le, "Sequence to sequence learning with neural networks," in *Advances in neural information processing systems*, 2014, pp. 3104-3112.

[11] Z. Huang, W. Xu, and K. Yu, "Bidirectional LSTM-CRF models for sequence tagging," *arXiv preprint arXiv:1508.01991,* 2015.

[12] K. Cho *et al.*, "Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation," *arXiv preprint arXiv:1406.1078,* 2014.

[13] D. Bahdanau, K. Cho, and Y. Bengio, "Neural machine translation by jointly learning to align and translate," *arXiv preprint arXiv:1409.0473,* 2014.

[14] K. Cho, B. Van Merriënboer, D. Bahdanau, and Y. Bengio, "On the properties of neural machine translation: Encoder-decoder approaches," *arXiv preprint arXiv:1409.1259,* 2014.

[15] M.-T. Luong, H. Pham, and C. D. Manning, "Effective approaches to attention-based neural machine translation," *arXiv preprint arXiv:1508.04025,* 2015.

[16] W. Chan, N. Jaitly, Q. V. Le, and O. Vinyals, "Listen, attend and spell," *arXiv preprint arXiv:1508.01211,* 2015.

[17] Y. LeCun *et al.*, "Backpropagation applied to handwritten zip code recognition," *Neural computation,* vol. 1, no. 4, pp. 541-551, 1989.

[18] V. Nair and G. E. Hinton, "Rectified linear units improve restricted boltzmann machines," in *Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10)*, 2010, pp. 807-814.

[19] D. Scherer, A. Müller, and S. Behnke, "Evaluation of pooling operations in convolutional architectures for object recognition," in *International conference on artificial neural networks*, 2010: Springer, pp. 92-101.

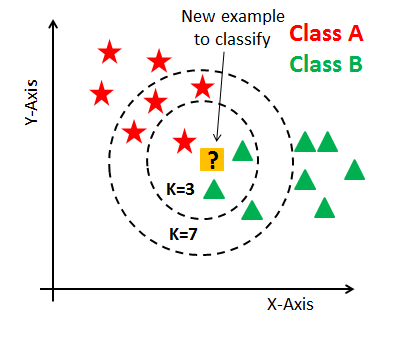
[20] Y. Bengio, P. Simard, and P. Frasconi, "Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult," *IEEE transactions on neural networks,* vol. 5, no. 2, pp. 157-166, 1994.

[21] D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," *arXiv preprint arXiv:1412.6980,* 2014.

附錄

k-最近鄰居法

　　k-最近鄰居法（k-Nearest Neighbors，kNN）為一種監督式分類演算法，此演算法的原理是：假設資料集中每筆資料都存在標籤，也稱作訓練資料集，每一個資料皆對應一個標籤，當有新資料時，首先計算新資料與訓練資料集的歐幾里得距離（Euclidean Distance），找出與新資料最鄰近的k個分類標籤，再以多數決的方法判斷其屬於何種分類。



Random Forest

　　隨機森林（Random Forest，以下簡稱RF）是以決策樹（Decision Tree）作為基礎，再結合Bagging（Breiman, 2011）的一種分類方法。Bagging是拔靴法（Efron, 1979）的一種，他會重複從訓練資料集中，隨機抽取K個樣本，再將樣本訓練出K顆樹，最後會在所有類別中，選擇票數多的作為分類結果。

在樣本特徵中，將會從中隨機抽取m個特徵，作為每棵樹的節點。而每個節點，都要按照完全分裂的方式進行分裂，所以可以根據此m個特徵，以計算其最佳分裂方式。每棵樹都會完整成長到最大，故不會進行剪枝（Pruning）。

支持向量機

　　支持向量機（Support Vector Machine，SVM）為一分類演算法，是一種監督式的學習方法，主要用來解決線性不可分所無法解決的問題。其可以通過事先選擇的非線性投影，將輸入向量x映射到一個高維度的特徵空間Z，在這個空間中尋找最佳分類超平面（hyper-plane），而該超平面能使類別間的邊界距離達到最大，使分類更精準。簡而言之，SVM是將原本空間內無法分開的向量，轉換到高維度的空間去做更好的分類。

線性判別分析

　　線性判別分析（Linear Discriminant Analysis，LDA）是一種可同時進行降維的監督式學習方法，它通過一個已知類別的訓練樣本來建立判別準則，並通過預測變量來為未知類別的資料進行分類。其基本原理是將高維的樣本資料投影到最佳向量空間，以達到抽取類別訊息和壓縮特徵空間維度的效果，投影過後樣本在該空間中具有最佳的可分離性，即新的子空間中類別與類別間的距離最大化，而類別中資料的距離最小化。