# 第二十二屆旺宏科學獎

# 成果報告書

參賽編號：SA22-307

姓名：陳恩泓

作品名稱：輔助聽障人士之影片情境化字幕實現探討

參賽類別：資訊

關鍵字：聲音辨識、人臉辨識、影片自動化處理

# 摘要

本研究旨在改善聽障人士無法完整接收影音類型資訊的狀況，探討各種影片處理技術，尋找、嘗試並比較各種方法，整合出最適合的系統自動替影片嵌入情境化字幕——用視覺的方式呈現影片聽覺訊息，讓聽障人士便於理解各種類型的影片內容與資訊。

為此，我們呈現的情境化字幕有主要幾個特點：

1、將聲音對話轉為字幕標記在說話者旁，透過畫面中語句位置就可以了解跟語者的對應關係。

2、畫面中字幕會以漸漸上飄消失的泡泡字幕來呈現，使觀影者有充足時間閱讀字幕理解內容。

3、將環境音效如電話聲、雷聲與貓叫聲等各種能傳達資訊的聽覺訊息標示在畫面中。

藉由這些處理使畫面呈現更豐富的影片資訊，最終達到改善聽障人士資訊接收權益不平等的目標。

# 壹、 研究動機

平時我們接觸的網路媒體多數都是影音的形式，如直播、新聞、娛樂電影、政治節目與政策說明會等等，然而並非所有內容都會加上字幕，聽障人士也就無法完整的理解這些資訊，因此為了保障他們的權益，大部分的政見說明會都會有手語協助他們了解內容，美國電影院更是推出了隱藏式字幕來讓所有人都能享受影音樂趣，但是以上這些服務成本較高且難以普及。

而聯合國於 2015 年宣布了「2030 永續發展目標」(Sustainable Development Goals, SDGs)，當中十七項核心目標中，第十項目標「消除不平等」強調要保障身心障礙人士的權益。因此，我們就想實現一套系統，可以自動化將影片聽覺訊息視覺化呈現的情境化字幕，保障這類族群的媒體接收及識讀的權利；同時研究當中我們也針對商業化的影片字幕運作效果做一些比較，如 Netflix 影片的描述性字幕，探討我們系統可以改進的方向。

# 貳、 研究目的

(一)、透過語音辨識將原影片音檔自動轉換為文字

(二)、透過語者分群辨識來判斷影片中的說話者

(三)、結合人臉分群辨識來達到將字幕標示於說話者旁

(四)、能將環境音效標示於畫面中

(五)、將上述功能整合成自動化流程，為一部影片嵌入情境化字幕

# 參、 研究過程

一、研究設備與器材

(一)、硬體

1、筆記型電腦 ASUS X509 處理器 Intel(R) Core(TM) i5-8265U CPU @ 1.60GHz 1.80 GHz *3

(二)、軟體

1、Anaconda 環境下的 Python 編譯器 Spyder (Python 3.8)

2、VScode-Python(Python 3.8)

3、Google Colab(Python 3.10)

4、重要 Python 套件

(1)、OpenCV

(2)、scikit-image

(3)、MediaPipe Face Mesh

(4)、Dlib

(5)、Whisper AI (Whisper-timestamped)

(6)、spleeter

(7)、pyannote

(8)、MediaPipe audio classification

(9)、SpeechRecognition

二、文獻探討

(一)、聽障人士的需求

現今的電視節目如果沒有字幕，將會嚴重影響聽障人士接收資訊的權利，例如晚間時段的新聞邀請政治家來討論、批判政府政策、報導最新型疫情的現狀或是政見公聽會，若沒有字幕或提供手語指示，聽障人士就無法接收完整資訊。

《殘疾人士權利國際公約》第 9 條關於無障礙的條文提到，殘疾人士有權生活於一個無障礙的社會，享有無障礙的資訊、通信和其他服務（包括電子服務和緊急服務），因此政府有責任確保各管業機構在其向公眾開放的建築物內，為殘疾人士提供無障礙的環境及設施，如引路徑、凸字標誌、易讀易懂標誌、手語翻譯及緊急訊息電子通告板等。

針對影片廣告等影片字幕的設計，還需要將不同說話者的字幕分開標示，以及增加畫面情境的提示字幕，才能讓聽障人士更好理解影片傳達的資訊。以美國電影院的「隱藏式字幕」為例，會將字幕標示於說話者附近，也會把背景聲音作為提示字卡顯示於畫面中。

以上許多資料都顯示了我們現在社會中還存在的不平等問題，而聽障人士也需要以下資源：

1、影音媒體加入字幕保障聽障人士獲得資訊的權力

2、用顏色或位置將不同說話者跟對應的語句標示出來

3、加入背景音效提示字卡協助理解畫面

此外，我們也參考了如「聽覺障礙者使用同步聽打服務經驗之探究」[1]這篇論文以及 TikTok 與 Netflix 等影音平台推出專為聽障人士提供字幕的政策，目的都是在為這個族群提供更完善的服務，保障他們資訊接收的權利，但是以上內容不管是同步聽打服務還是影音平台的字幕皆需要人力來協助這些功能，時間與勞力也勢必是提供服務者要負擔的成本。

因此，本研究著重於設計一套自動化系統，將各種類型的影音資訊加上字幕以及情境提示字，讓情境化字幕實現過程以電腦可自動化的程式來取代，方便影片發布者增添字幕的同時也保障聽障人士獲得資訊的權利。

(二)、MediaPipe 開源專案[2]

為了在影片中的說話者旁標示出對應的字幕，我們需要標示出每一幀圖片中說話者的座標位置，於是我們選擇使用 MediaPipe 框架，會選擇使用 MediaPipe 是因為它有內建人臉辨識的模組，可以讓我們更方便的提取人臉中的特徵點進行進一步的分析。

1、人臉網格 (Face Mesh)

MediaPipe 的 Face Mesh 可以將人臉轉換為幾何網格模型，經由機器學習判斷人臉的表面和深度，再透過 468 個臉部標記畫出 3D 的人臉網格。

2、人臉網格座標

在 MediaPipe 專案裡面，可以找到人臉網格標註的圖片，如圖 1 所示：

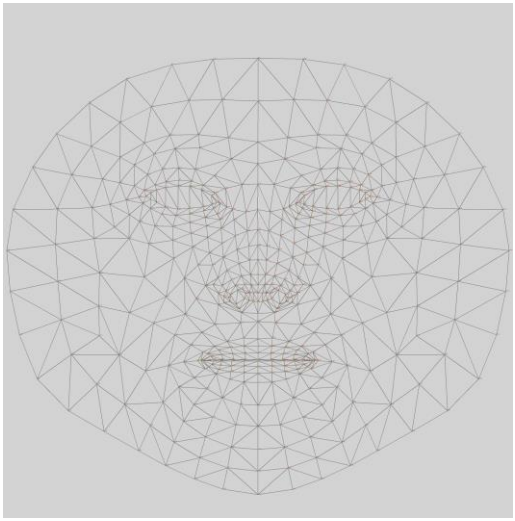


圖1、人臉網格標註圖片

圖 1 上每個標註點都有各自的編號，這個編號為每個標註點的名稱，我們可以透過在程式中輸入編號，獲取圖片上對應的位置座標。

(三)、K-Means 演算法(K-Means Clustering)[3]

K-Means 為非監督式學習的演算法，將一群資料分成 k 群 (cluster)，原理上是透過計算資料間的距離來作為分群的依據，較相近的資料會成形成一群並透過加權計算或簡單平均可以找出中心點，透過多次反覆計算與更新各群中心點後，就能找出代表該群的中心點，之後便可以透過與中心點的距離來判定測試資料屬於哪一分群，或可進一步被用來資料壓縮，代表特定類別資料，以達到降低雜訊或填空值等功能。K-

Means 為分割式分群法(partitional clustering)中的一種，藉由反覆運算，逐次降低誤差目標值，直到目標函式值不再變化或更低，就達到分群的最後結果。

通常 K-Means 的 k 值定義在專業知識的判斷下較容易有好的分群結果，但對於未知的資料時，則可以透過 k 的循序遞增或遞減等，查看資料間的分布差異，便可以了解 k 值為何可能為最佳，也就是接下來要提到的輪廓係數法(Silhouette Coefficient)。

輪廓係數法的概念是「找出相同群凝聚度越小，不同群分離度越高」的值，也就是滿足 Cluster 一開始的目標。其算法如下：

$$S = \frac{b - a}{max(a, b)}$$

其中，凝聚度（$a$）是指與相同群內的其他點的平均距離；分離度（$b$）是指與不同群的其他點的平均距離。$S$是指以一個點作為計算的值，輪廓係數法則是將所有的點都計算$S$後再總和。$S$值越大，表示效果越好，適合作為 k。

(四)、Speech Bubbles

在「SpeechBubbles: Enhancing Captioning Experiences for Deaf and Hard-of-Hearing People in Group Conversations」[4]這篇論文的研究目的中有提到要解決聽障人士進行團體談話時所遭遇到的困難，包括多個說話者同時發聲以及說話者不在視線範圍內等。這和我們「消除聽障人士不平等」的目標不謀而合。

文中提到相較於傳統字幕，聽障人士較喜歡「泡泡字幕」的呈現方式。泡泡字幕指的是隨時間流逝而上飄並標示在語者旁的字幕，這不只能幫助聽障人士釐清每句話的說話者為何，逐漸上飄的字幕在畫面中也會有更長的停留時間，讓聽障人士有更多的時間閱讀及理解字幕，因此我們決定在研究中使用泡泡字幕來取代傳統字幕。

(五)、語者辨識

1、實現語音分群

標記字幕時需要有語句對應的語者資料，但是在一部新的影片輸入時程式並不知道影片中的語者數量與特徵資訊，因此我們參考了[5]使用的語者辨識方法，將其改良成使用分群來判斷語者的非監督式演算法，也就是影片中所有語者的聲音統一提取特徵後分群為數個語音群。此種方法的優點是可以不用仰賴先前標籤好的資訊，對於一群未知的音訊便可以起到分辨的效果。

(1)、特徵提取(Feature Extraction)

選擇從語音訊號中提取哪些特徵是語音分群中最重要的部分，會直接關乎到結果優劣。 目前有一些流行的特徵是：MFCC、LPC 和過零率等。這份研究中，我們主要使用 MFCC 和 LPC 兩種特徵來比較與實驗。

(2)、MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficients)

人類的聽力本質上不是隨頻率線性變化，而是成對數關係，這代表我們的耳朵是一種過濾器，而 MFCC 就是基於已知的人耳臨界帶寬隨頻率的變化轉換而來。這個濾波器在低頻呈線性分佈，在高頻呈對數分佈，常用於各種音訊處理。

(3)、LPC(Linear Prediction Coefficients)

LPC 是一種線性預測係數，它運用了語音自回歸模型以及對每個語音幀做標準化處理，每幀的結果都來自於先前時段的線性預測結果，而這個預測值是一個矩陣，透過一連串的線性轉換得到這個特徵。

2、特徵壓縮與配對(Feature Matching)

原始提取出來的語音訊號是多維且巨大的數值，為了有較好的分群與辨識效率，我們在處理資料前須先將資料做一定的壓縮，而本研究使用的特徵壓縮演算法是向量量化(Vector Quantization, VQ)。VQ 是將向量從大向量空間映射到該空間中有限數量區域的過程，每個區域稱為一個簇，可以由其特徵碼字(code)的中心表示，所有碼字的集合稱為碼本(codebook)。在訓練期間，LBG 演算法通過最小化簇中每個向量與碼字之間的失真來為每個簇選擇一個碼字當作代表。

有了壓縮後的語音資料（碼本），分群處理便可以進入最後階段，也就是開始執行分群演算法，此處使用前面有介紹過的 K-Means Clustering，以及 Hierarchical Clustering 與 DBSCAN。

(1)、Hierarchical Clustering

又稱為階層式分群法，透過一種階層架構的方式，將資料層層反覆地進行分裂或聚合，以產生最後的樹狀結構，常見的方式有兩種：

a、採用分裂的方式，則由樹狀結構的頂端開始，將群聚逐次分裂。

b、採用聚合的方式，階層式分群法可由樹狀結構的底部開始，將資料或群聚逐次合併。

而 Hierarchical Clustering 的優點就是簡單易使用，建構完樹狀的資料後，就可以自由的決定要分幾群；缺點則是此分群法較適用於較小的資料樣本，因為此算法有龐大的計算量導致分群耗費大量時間。

(2)、DBSCAN

全名為 Density-based spatial clustering of applications with noise，說明了這個分群法有兩個特點：基於資料的密度來進行分群，同時也可以自動判斷出噪點。除此之外，DBCSAN 也可以透過資料的狀態自動判斷分群數量，正好符合了我們進行無監督式語者辨識的需求。

(六)、Speaker Diarization[6]

除了上述提到自行製作的非監督語者辨識外，也有一種專門進行語者分群辨識技術的領域，就是 Speaker Diarization（語者自動分段標記），在一段音訊輸入後，會分別進行特徵提取(feature extraction)、語音活性檢測(VAD, voice activity detection)、重疊語音檢測(overlapped speech detection)與語者轉換檢測(speaker change detection)，再透過 speaker embedding 得到低維度少噪點的原始音訊向量後，進行分群以及再分割(resegmentation)，實現將音訊分段標記說話者的效果。

而本研究使用的 Python 套件 pyannote 就是一個專門進行語者自動分段標記的工具，其中還提供了預訓練好的模型，讓我們套用在大部分的影片上也可以達到標記語者的效果。

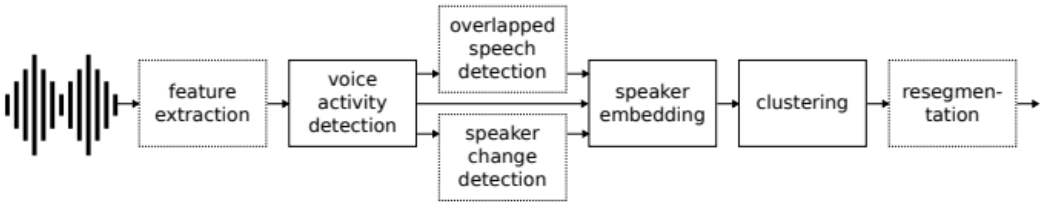



圖2、Speaker Diarization 執行流程圖

(七)、Diarization Error Rate (DER)

在評估一個 Speaker Diarization 演算法計算出來的成果，常常會使用 DER 這個指標，DER 是由 False Alarm、Missed Detection 及 Confusion 三個部分組合而成，計算公式如下：

$$\text{DER} = \frac{False\ Alarm + Missed\ Detection + Confusion}{Total}$$

其中的 False Alarm 指的是 VAD 模型預測過量（實際上沒有說話者卻誤認這個時間段有說話者）的時間片段長；Missed Detection 是指 VAD 模型預測過少（實際上有說話者卻誤認為這個時間段沒有說話者）的時間片段長；Confusion 是指分群模型判斷說話者身分錯誤（實際上是 Speaker A 在說話卻判斷成了 Speaker B）的時間片段長；Total 是輸入的語音片段總時間長度。上述提到的數值都是以時間(s)為單位，也就是說 DER 是一個以時間標籤為主的指標，且是一個百分比數字，反映了語者標記結果中錯誤的片段占總片段的比例。

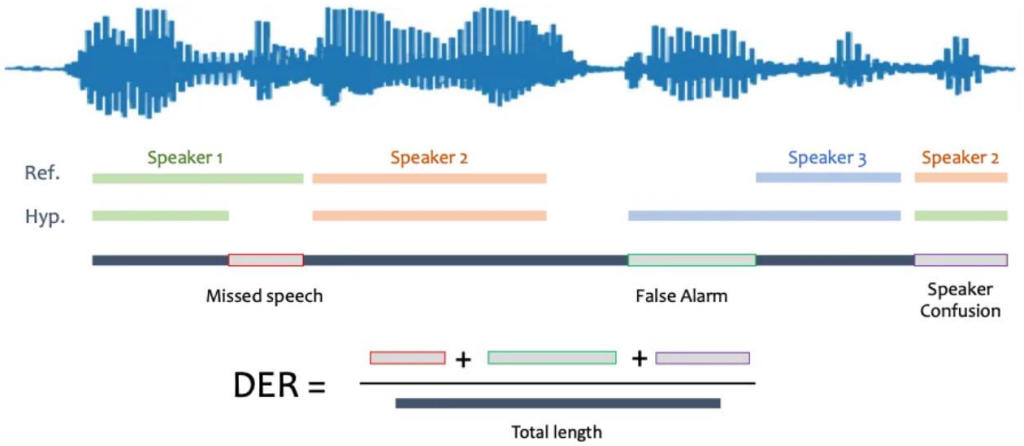



圖3、DER 計算範例示意圖

圖 3 中 Ref.為正確的語者標記，Hyp.為程式計算出的語者標記。圖片取自 Medium 網站文章”Who spoke when! How to Build your own Speaker Diarization Module”, witen by Rahul Saxena。

(八)、語音辨識

在我們爬梳的文獻中找到了兩種語音辨識的方法，一種是使用 SpeechRecognition 模組，另一種則是 Whisper 套件。

1、SpeechRecognition

Python 有一個 SpeechRecognition 的模組，可以用來進行語音識別。這個模組可以訪問多種語音識別引擎（包括 Google Speech Recognition、IBM Speech to Text 與 CMU Sphinx）。SpeechRecognition 模組可以辨識許多種語言，只要在程式中修改語言的代碼，就能輸入不同語言的音檔。

2、OpenAI Whisper[7]

2022 年 9 月 21 日 OpenAI 發表「Whisper」神經網路。Whisper 是一種使用編碼器-解碼器架構的 Transformer 模型，也稱為序列到序列模型，是一種自動語音識別（ASR）系統，使用從網路收集的 68 萬小時半監督學習標記的語音數據進行訓練。此外，它還支持多種語言的轉錄，以及將這些語言翻譯成英語。Whisper 共有五種模型尺寸（其中 large 和 large-v2 的架構完全一致，但性能較好），如表 1 所示，模型參數越大，所需要的顯存越大，而相對速度就越慢。除了尺寸最大的模型，其他四個尺寸皆有接受純英文訓練，訓練出的模型在英文素材中速度和準確性會比多語種的模型更好。

| Size | Parameters | English-only model | Multilingual model | Required VRAM | Relative speed |
|---|---|---|---|---|---|
| tiny | 39M | tiny.en | tiny | ~1 GB | ~32× |
| base | 74M | base.en | base | ~1 GB | ~16× |
| small | 244M | small.en | small | ~2 GB | ~6× |
| medium | 769M | medium.en | medium | ~5 GB | ~2× |
| large | 1550M | N/A | large (large-v2) | ~10 GB | 1× |

表1、Whisper 模型相關資訊

3、Whisper-timestamped[8]

Whisper 模型被訓練來預測語音片段的近似時間戳（大多數時間準確度為 1 秒），但最初無法預測單詞時間戳，所以我們使用了 Whisper-timestamped 這個 Whisper 擴展儲存庫來實現預測單詞時間戳，而該儲存庫是基於動態時間校正 (DTW) 演算法。

4、動態時間校正(Dynamic Time Warping)[9]

DTW 是一種用於比較時間序列的方法，它不只可以應用於影片、音頻和圖形數據的時間序列，任何可以變成線性序列的數據都可以進行分析。DTW 的主要概念是將兩

個時間序列對齊，基本步驟是先計算兩個時間序列之間的距離矩陣，再根據距離矩陣，計算出一個最佳的對齊路徑，使得兩個時間序列之間的距離最小化。

(九)、環境音效辨識

1、MediaPipe audio classification

MediaPipe 在 2023 年初發表了一個新的音效分析工具，提供了偵測音訊類型的功能。這個音效分類器是透過預訓練分類好的音訊集來偵測音檔中含有什麼樣類別的聲音，並以每 0.975 秒為一個單位來切割音訊和分析，最後給出各個音效的預測分數。

2、Yamnet 模型

Yamnet 模型是與 YouTube 合作的大型音訊資料集，擁有許多種類的音訊資料[10]，為 MediaPipe audio classification 工具當中的音訊模型之一。而此模型供音訊模型各種音訊資料，就能分析輸入音訊中含有的聲音種類。本研究中將會使用這個模型作為後續實驗使用。

三、研究架構圖

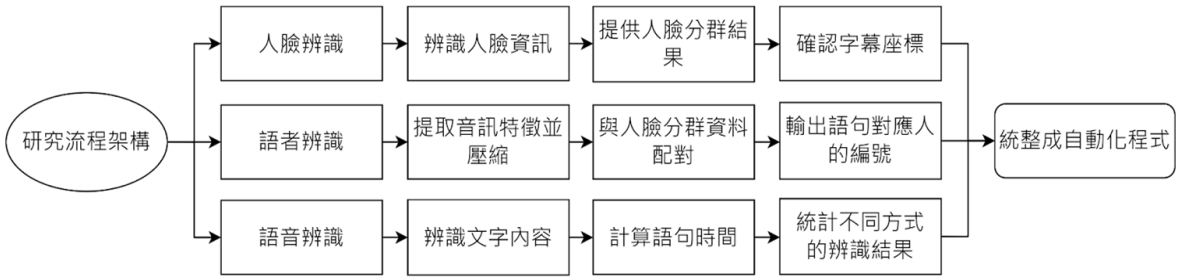



圖4、研究架構圖

如圖 4 所示在我們研究的一開始會先將我們希望達成的情境化字幕分為三個部分研究與實驗，分別就是研究架構圖中的人臉辨識、語者辨識和語音辨識，進行完各種實驗後，會將效果最好的方式統整起來，成為一個自動化的程式，實現為影片自動嵌入情境化字幕的目標。

四、偵測說話者

要將字幕標示在說話者旁，我們就要先知道畫面中所有人臉位置，並判斷哪位人物是當前的說話者。本研究使用的 MediaPipe Face Mesh 同時包含人臉偵測和標記人臉特徵點的功能，故可得知人臉位置。而判斷說話者的方式就是觀察畫面中人物「嘴巴張合」的情形，以圖 5 為例：

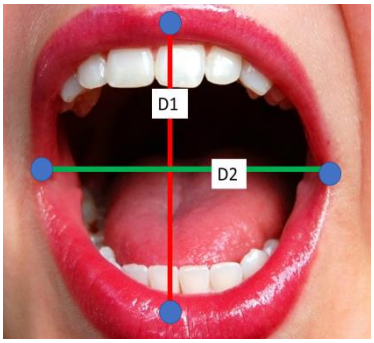



圖5、D1 和 D2 示意圖

圖 5 中的 D1 和 D2 分別是上下唇間距離和左右嘴角間距離，我們利用 D1 和 D2 間的比例關係來判斷當前畫面人物的嘴是張或合（$\frac{D2}{D1} \leq \alpha$為張嘴）。但由於說話時嘴巴會有張有合，笑的人嘴巴一直張著而不是說話者，於是我們取當前畫面前 n 幀相同人物的嘴巴張合數據做紀錄，若前 n 幀人物嘴巴有張有合則判斷此人物為說話者，否則若前 n 幀嘴巴皆合或皆張（可能在張嘴笑），則判斷此人物非說話者。

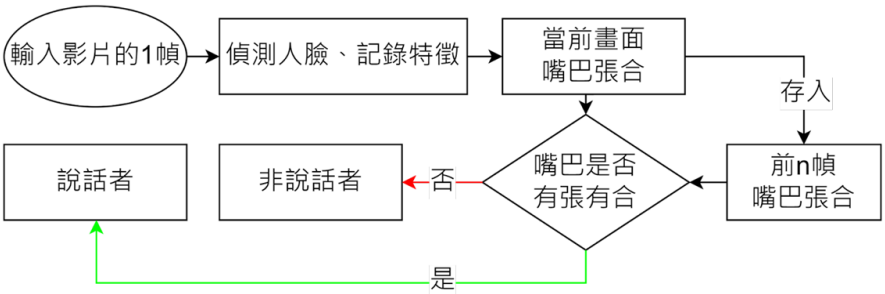



圖6、偵測說話者流程圖

五、人臉辨識(Face Recognition):

由於影片畫面時常會出現多人快速輪流說話的情形，導致偵測到不只一位說話者，難以判斷字幕的嵌入座標。於是我們利用人臉辨識來辨識畫面中被判定為「說話者」的身分，再將已標記語者的字幕標記於正確語者旁邊。

圖 7 為人臉辨識的實作流程圖，共分為人臉偵測、人臉對齊、特徵提取、特徵聚類和人臉辨識五個步驟，並介紹了各步驟的說明及實作方式：

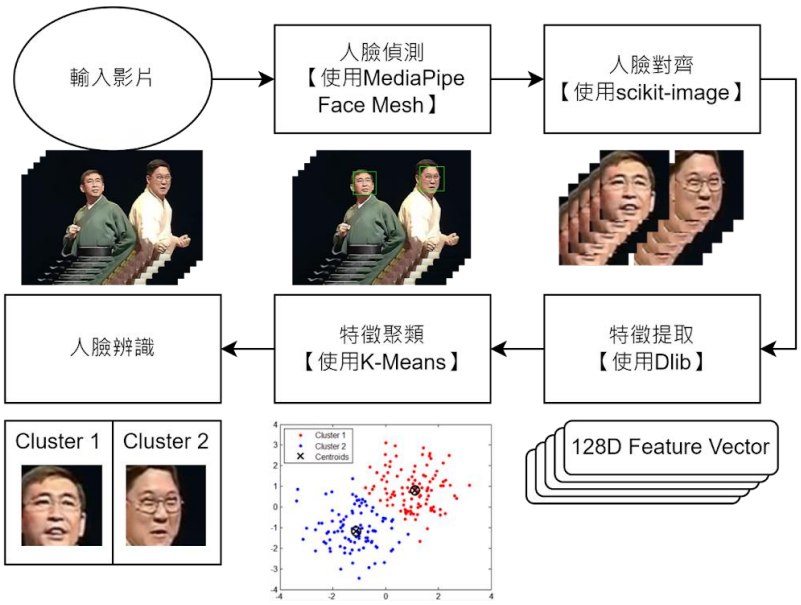



圖7、人臉辨識流程圖

(一)、人臉偵測 (Face Detection)：

人臉偵測的目的為檢測影像中是否存在人臉，本研究使用 MediaPipe Face Mesh 作為人臉偵測的工具。相比於其他人臉偵測的分類器，MediaPipe Face Mesh 可以在偵測時取得 468 個臉部特徵點，省去後續重新偵測臉部特徵點的步驟。

(二)、人臉對齊 (Face Alignment) :

人臉對齊的目的為將偵測到的人臉校正到同一標準的大小與角度，以便後續的特徵提取，本研究使用 scikit-image 進行人臉對齊。scikit-image 是一個基於 Python 語言的開源圖像處理庫，利用人臉的五個特徵座標就能將圖片旋轉或切割，使圖像標準化。

(三)、特徵提取 (Feature Extraction)：

從對齊後的人臉圖像中提取特徵向量，以便後續進行特徵聚類，本研究使用 Dlib 進行特徵提取。Dlib 是一個跨平台的 C++函式庫，其中人臉識別模塊的主要功能是將人臉圖像轉換成 128 維的特徵向量，作為機器學習的資料。

(四)、特徵聚類 (Feature Clustering)：

將提取到的特徵向量進行聚類，聚類指的是將特徵以及屬性不同的物件通過靜態分類分成不同的組別。本研究使用 K-Means Clustering 進行特徵聚類，我們也利用輪廓分析法使演算法能自動將資料分成最佳的組數。此時分群的模型已經建立好，意味著所有的人臉都有各自對應的組別。

(五)、人臉辨識 (Face Recognition) :

由於模型已建立好，只需取得未知人臉的特徵向量，即可使用模型來判斷此未知人臉的所屬組別為何，達成人臉辨識的目的。

經過以上五步驟，即可辨識出每個畫面中出現人物的身分，在畫面中有不只一人被判斷為「說話者」時，就能將語者辨識標記好的字幕標示於對應語者的身旁，提升字幕標示的精確度。

六、泡泡字幕

為了使聽障人士在觀看影片時有最好的體驗，我們找出以下三個聽障人士在觀影時會遇到的困難來當作改善字幕的方向：

(一)、無法辨識畫面中各個字幕的語者為何

(二)、字幕切換過快，造成閱讀上的困難

(三)、影片出現音效時聽障人士無法得知，造成資訊的落差

為了解決以上三個困難我們拋棄了標示在畫面下方的傳統字幕，使用會逐漸上飄並跟隨語者的泡泡字幕。為了找出對應字幕的語者，我們利用先前提到的「偵測說話者」以及「人臉辨識」兩種方式判斷不同情況下的各字幕的語者，如圖 8 流程圖所示。

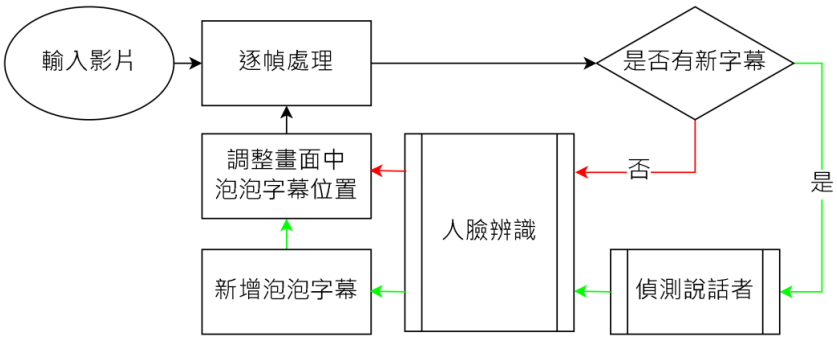



圖8、泡泡字幕生成流程圖

新增字幕的同時我們也紀錄字幕的語者，因此人臉辨識後能使所有畫面中的字幕跟隨著各自對應的語者，解決聽障人士無法辨識字幕語者的問題。而泡泡字幕被設定成直到飄出螢幕範圍或出現時間超過 5 秒（避免畫面字幕過多過度雜亂）之前都不會消失，解決傳統字幕切換過快的問題。而關於聽障人士無法得知影片音效的問題會在後續的「環境音效辨識」介紹解決方式。

七、語者辨識

要在加入字幕時可以準確的標示在正確語者旁邊，需要知道每段音訊是由誰說出的，由「偵測說話者」這步驟我們可以知道哪段語句畫面中只有一人說話並將其正確標記，不過一旦遇到畫面中偵測到有多個人都張開嘴混淆「偵測說話者」時，就需要更明確的語者辨識。為此，我們會先將影片所有語句聲音片段進行聲音分群，使語句被簡單分類為數個語者後，再透過畫面中人臉說話資訊確切地將語句群對照給每個人臉群，如此一來便可完成音訊與人臉的對照，處理多人說話的畫面也能依照辨識出來的結果準確標記。

(一)、語音分群

語音分群處理過程如下：

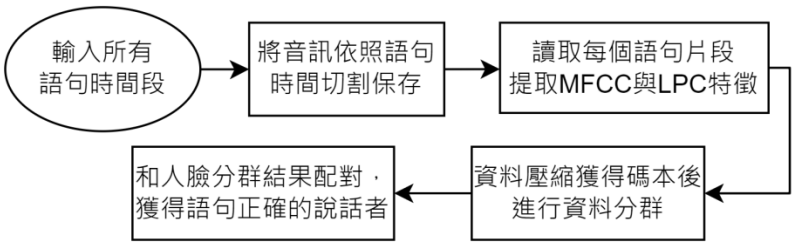



圖9、語音分群流程圖

最一開始獲得語句時間後，我們會將每個語句的音檔進行特徵提取，分析完 MFCC 以及 LPC 特徵，我們會測試 K-Means Clustering、Hierarchical Clustering 跟 DBSCAN 各自的分群結果與手動標籤計算 DER。同時，我們想要免除影片可能會有背景噪音或者語句重疊的影響，也會使用 Common Voice 這個開源的語音資料庫，將 2 至 5 位語者的錄音檔案隨機串接在一起形成一個 2 分鐘以上的語音，來比較語音分群演算法運作在影片上以及語音資料庫上的差異，進而找出影片中語音處理的不同之處。

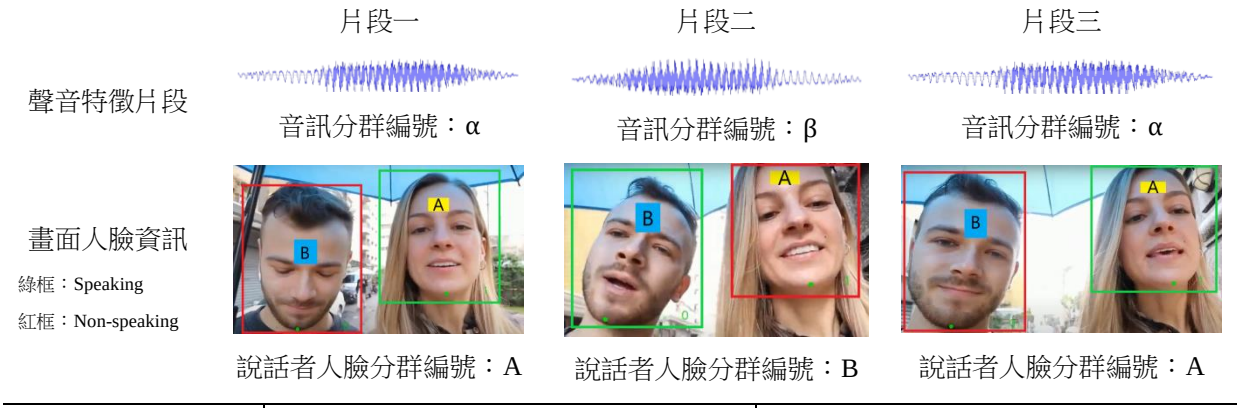
(二)、語者自動分段標記(Speaker Diarization)

在我們先前的研究結果當中我們發現使用原本的語音分群方法並不能良好的處理影片中的語者切換偵測以及語者聲音重疊的問題，便開始尋找更好解決方法，而 Speaker Diarization 演算法中，就可以做到 Overlapped speech detection 以及 Speaker change detection，同時也透過機器學習的方式大量學習影片中人物說話及語句轉換的習慣，來達到針對影片進行語者說話標記的功能。

(三)、人臉-聲音配對

目前我們有了語音的分群結果，但是仍然不清楚哪個聲音群是對應畫面中哪個人臉，因此我們需要借助畫面中的一些資訊，結合人臉分群的結果，才能知道語句對應的語者臉部。

當畫面中僅有一人開口說話的時候，該時段的語句可以被認定為畫面中該人的聲音，透過找尋僅有一人說話的畫面片段，我們便可以獲得部分語句分群對應人臉分群的資訊，再運用統計的方式，從而將聲音群跟人臉群建立配對。




人臉-聲音配對

人臉-聲音片段統計

| | | 聲音 | |
|---|---|---|---|
| | | α | β |
| 人臉 | A | 2 | 0 |
| | B | 0 | 1 |

人臉-聲音指定

人臉群 A → 聲音群α

人臉群 B → 聲音群β

圖10、人臉-聲音配對示意圖

八、語音辨識

語音辨識的流程圖如下：

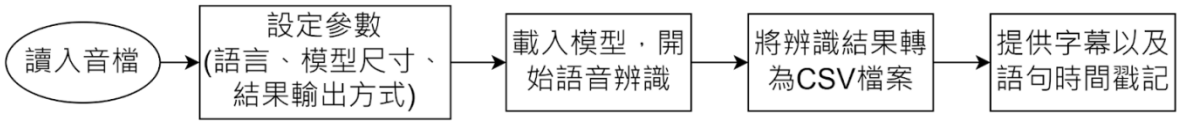



圖11、語音辨識流程圖

將目標音檔讀入後，程式會依據設定的模型和語言，輸出標示編號、起始時間、結束時間和相對應字幕的 srt 檔案。為了讓後續程式方便取用資料，再將生成的 srt 檔轉換為 csv 檔，如此一來就可以提供字幕以及語句開始結束的時間戳記。

九、環境音效辨識

環境音效辨識流程圖：

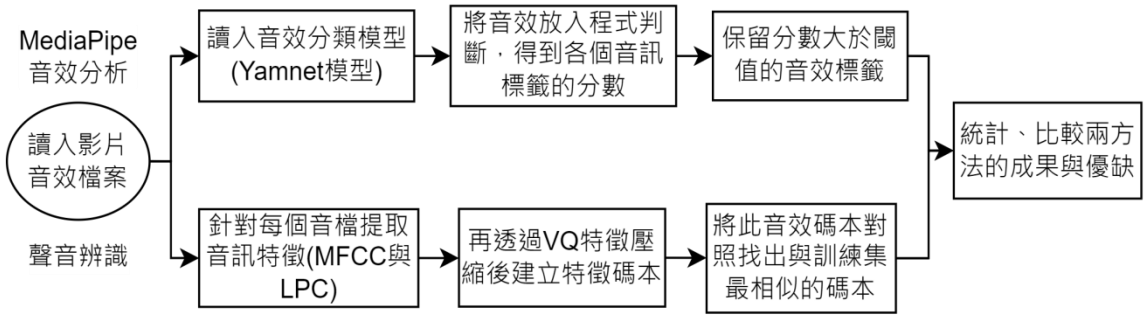



圖12、環境音效辨識流程圖

為了能夠將影片中的聽覺訊息轉換成視覺化提示字卡，我們需要針對影片的聲音進行音訊分析與分類，將這些特殊的音效辨識出來，嵌入影片畫面，成為情境化字幕的一部分。

而我們針對這個目的設想了一個辦法，就是使用語者辨識[5]這套演算法。語者辨識主要是偵測語者的音色特徵來當作辨別標準，而我們認為各種特殊的環境音效也會有相對應的音色特徵，足以分辨不同音效。我們另外找到了一個音訊分類的工具是 Mediapipe 的 audio classification 模組，這個工具的特色就是它引用了大量的音效訓練集且在判斷上多了音效相似分數（可以理解為有多少比例是相似於某個音效），可以更方便我們設立顯示音效字卡時的閾值，僅顯示較重要且分數較高的音效，提升音效字卡的品質。

此外，聲音辨識的訓練集是由我們自行找尋該音效數個音檔，提取特徵後做成碼本，將所有訓練集音檔碼本取平均就是最終音效碼本。辨識音效時會與所有已經訓練的音效資料進行比對，找出差異最小（特徵距離最近）的作為辨識結果輸出。

十、統整自動化程式

有了以上的各部分成果，我們會按照圖 13 的流程圖，透過 Python 將其統整成一個完整的程式，只需將原影片輸入就能自動嵌入情境化字幕。而後續我們將會在研究結果部分進一步探討這個完整的程式處理影片的效率與效果。

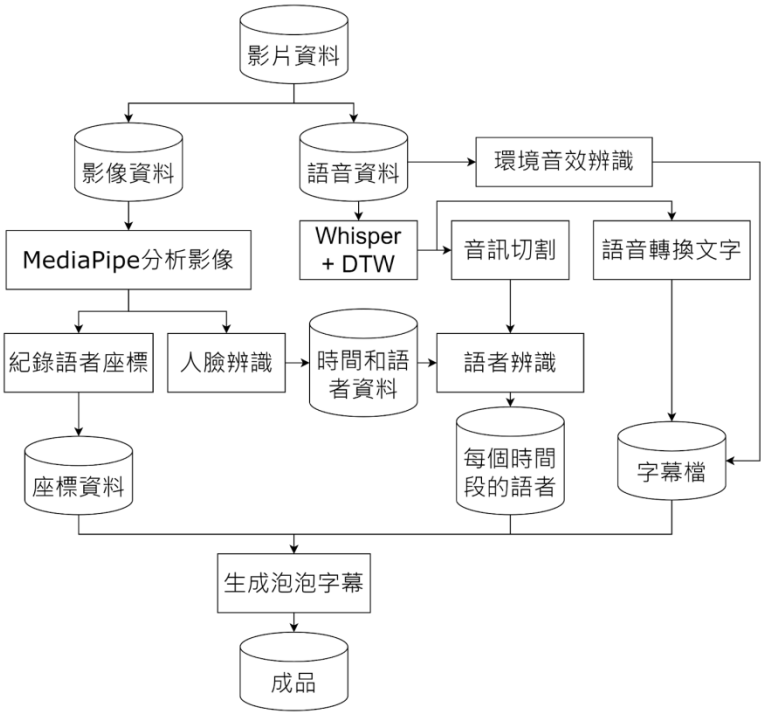



圖13、影片自動化生成流程圖

十一、聽障人士意見調查與系統改進

在製作出了我們第一個版本的影片之後，我們實際採訪了一位聽障協進會的理事長，讓他表達對於我們系統的觀點，但是後續也發現身邊能夠接受採訪的聽障人士較少，且容易有溝通及訪談上的障礙，於是我們便想到透過網路問卷來收集較多的回饋。這份問卷我們公布於各個聽障協會或社團當中，也有聯繫相關特殊教育專業的大學教授，同時一般民眾亦可以藉由問卷表達自己想法或以他們所知的聽障人士觀點來給我們回饋。最終的問卷整理我們將分別探討聽障人士、相關教育機構人士與一般民眾對於我們系統的評分、想法與回饋，並針對系統的問題去改良出新版本的影片。

# 肆、 研究結果

一、素材數量：

以下是我們使用的各人數影片素材數量，影片詳細資料在附錄當中。

| 類型 | 單人 | 雙人 | 三人 | 四人 | 五人 |
|---|---|---|---|---|---|
| 數量 | 3 | 4 | 4 | 2 | 2 |

表2、影片素材說明

二、人臉辨識的效果：

圖 14 是關於各個素材的人臉辨識成果，分別討論各影片的分群數量以及人臉辨識成功率，其中人臉辨識成功率的計算方式為 ：

$$\frac{\text{辨識正確人臉數}}{\text{所有人臉數}} \times 100\%$$

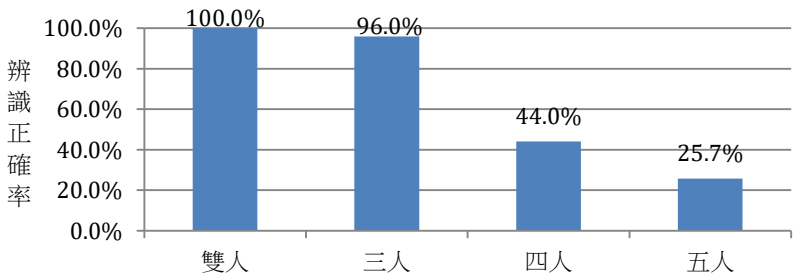



圖14、各素材人臉辨識成功率

由圖 14 的結果可知，三人以內的影片素材的人臉辨識都很精確。不過一旦人數增加每個人臉變得過小 MediaPipe 就無法成功找出人臉。

三、語句切割的效果：

我們比較了利用聲音空白片段切割、Whisper 及 Whisper-timestamped 生成的字幕起始與結束時間切割的語句正確率。每個影片的語句切割正確率計算方式為：

$$\frac{\text{切割後含完整語句片段數量}}{\text{語句片段總數量}} \times 100\%$$

| 切割方式 | 空白切割 | Whisper | Whisper-timestamped |
|---|---|---|---|
| 語句切割平均正確率 | 85.7% | 90.5% | 92.9% |

表3、不同切割語句方式的正確率

由表 3 可見，使用 Whisper-timestamped 生成的時間戳記確實較為準確，比起其他組別有較多完整語句。空白切割的正確率較其餘兩者低，我們發現是當影片中說話節奏較快時，語句中沒有明顯的靜默時段，就無法單純透過語句間的靜音片段切割。

四、語者辨識結果：

(一)、語音分群

在最一開始測試語音分群效果時我們採用了 K-Means 分群法，加上兩種不同的語音特徵與三種辨識方式來處理三種類型素材，藉以比較不同處理方式的差異。

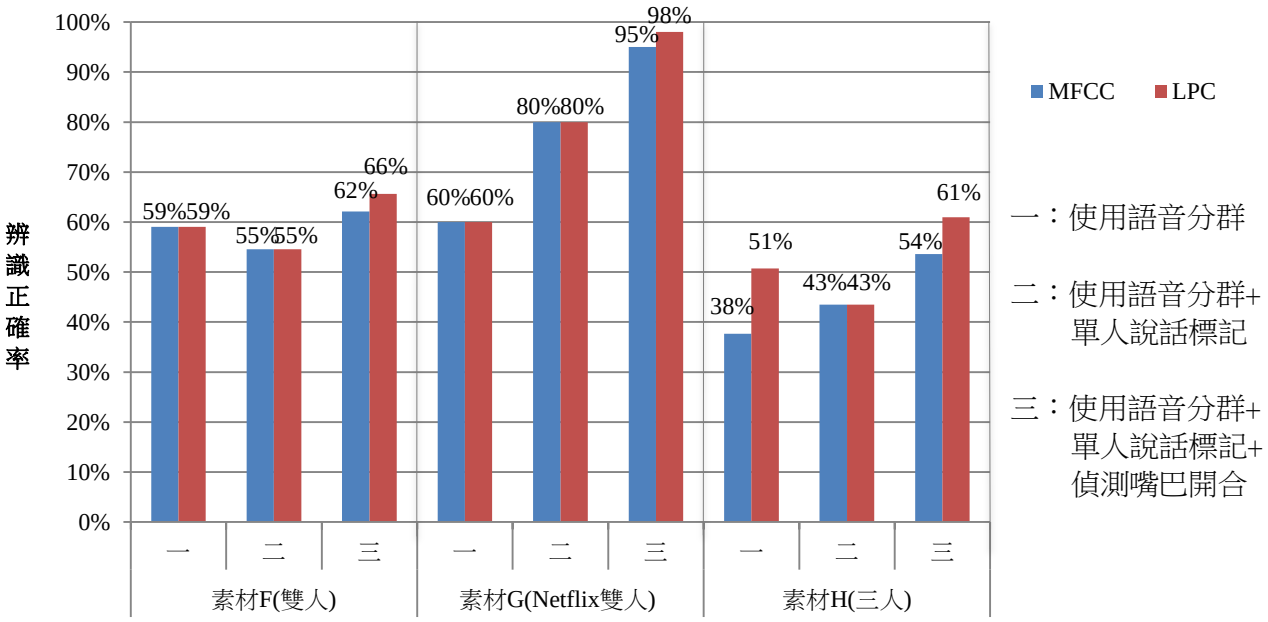



圖15、語者辨識正確率比較圖

透過圖 15 發現，大部分素材無論聲音特徵使用 MFCC 還是 LPC 效果都差異不大，而隨著語者辨識標記方式增加，準確度都會有一些成長，但是還是會因為素材類型差異而有不同的效果，像是素材 F 跟素材 H 大部分都是有多人同時在鏡頭內，那在偵測嘴巴開合與標記字幕時就很容易混淆導致準確度不好，素材 G 則有許多的單人畫面使字幕可以被精準判斷為正確的語者。

而我們也想要探討不同分群方法以及使用公開語音資料集中的音訊免除影片中不同語者音訊重疊與有噪音等問題後語音分群的辨識效果。這裡我們使用了 Common Voice 的中文語音資料集並從中隨機取 2-5 位說話者各自 5-10 段語音，進行語音分群。

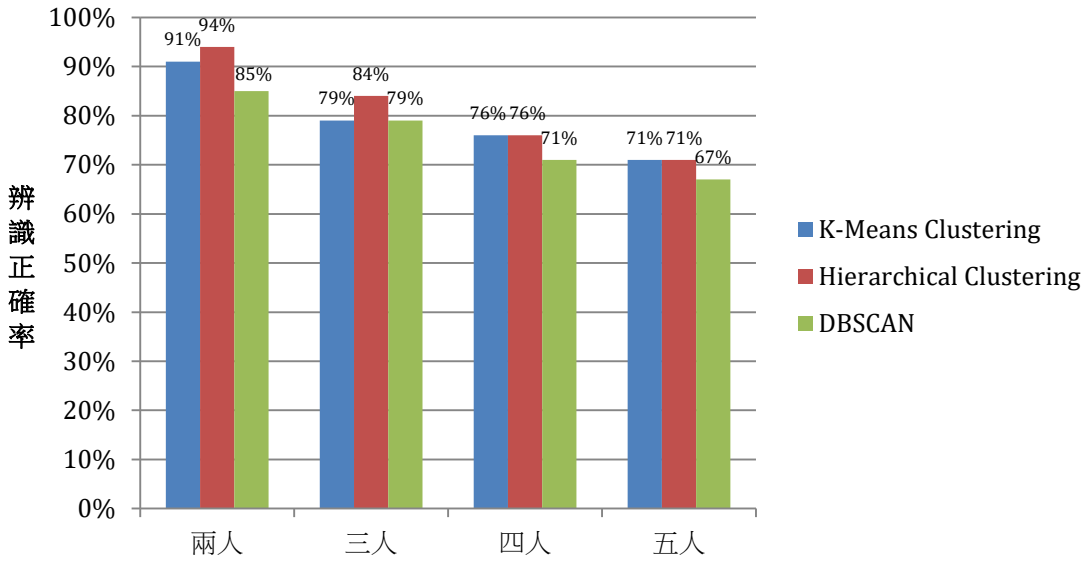



圖16、不同分群方法在語音資料集的辨識正確率

由圖 16 可以發現不同分群方法正確率都相似，以 Hierarchical Clustering 略勝一籌。而所有分群方法的正確率也有隨著語者數量變多而下滑的趨勢，可見越多語者就越容易有不同語者的部分語音被混淆，這也是我們製作的語音分群在應用於多人影片中的限制。

(二)、語者自動分段標記(Speaker Diarization)

我們嘗試讓語者自動分段標記處理先前三部使用語音分群來辨識的影片，來比較語者自動分段標記的效果是否更加適合我們系統處理影片語者辨識的需求。

語者自動分段標記的正確率是由文獻探討提到的 DER 計算而得，具體公式如下：

$$\text{正確率} = (1 - \text{DER}) \times 100\%$$

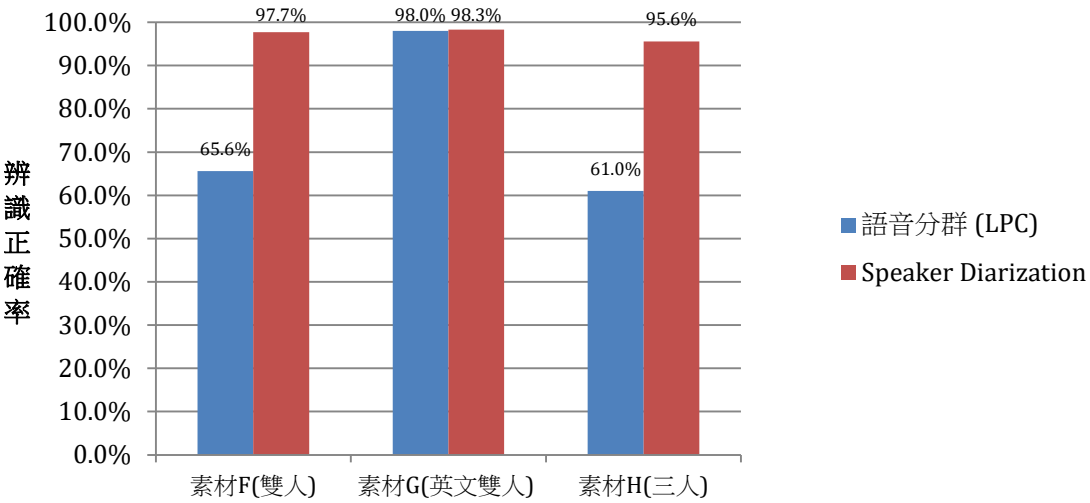



圖17、語音分群（取效果最佳）對比語者自動分段標記

透過圖 17 可以發現，在先前使用的三個影片素材中，語者自動分段標記效果比起使用語音分群辨識較佳，顯示了語者自動分段標記在處理影片有較好的適用性，我們推測是當中的語音重疊偵測(Speech overlapped detection)以及語者轉換偵測(Speaker change detection)處理影片時有不錯的效果。

為了印證語者自動分段標記在處理各種不同類型的影片上有更好的效果，我們將所有素材影片都進行了一次處理並且將結果分布統整出來。

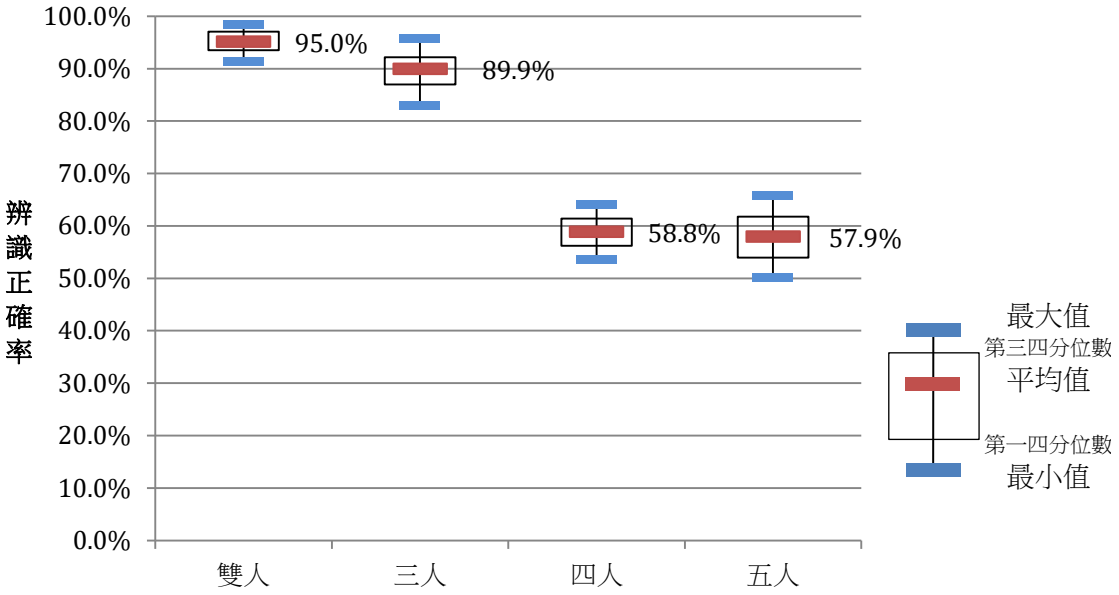



圖18、語者自動分段切割所有素材辨識正確率

在圖 18 中我們可以發現，處理兩人和三人的影片素材時語者自動分段辨識都有90%左右的辨識正確率，但是到了四人或五人影片時正確率就會大幅下降，我們推測因為四人和五人素材當中說話節奏更快且更多人會彼此搶話或者發出笑聲，這些都會影響辨識時分群的表現。不過這些數據都是使用 Speaker Diarization 套件開發者所提供的預訓練模型所測得，未來可以自行訓練一個專門用於更多人物對話以及講話速度較快並專用於中文的語者自動分段辨識模型，就可以在更多人數的影片中有更好的效果。

五、語音辨識結果：

圖 19 是針對每種人數的影片在不同模型或不同套件的辨識下字幕的正確率平均值。正確率的計算方式為：

$$\left[1-\frac{\text{差異字數}}{\max(\text{輸出結果字數},\ \text{正確字幕字數})}\right]\times 100\%$$

其中差異字數是根據編輯距離得出的。

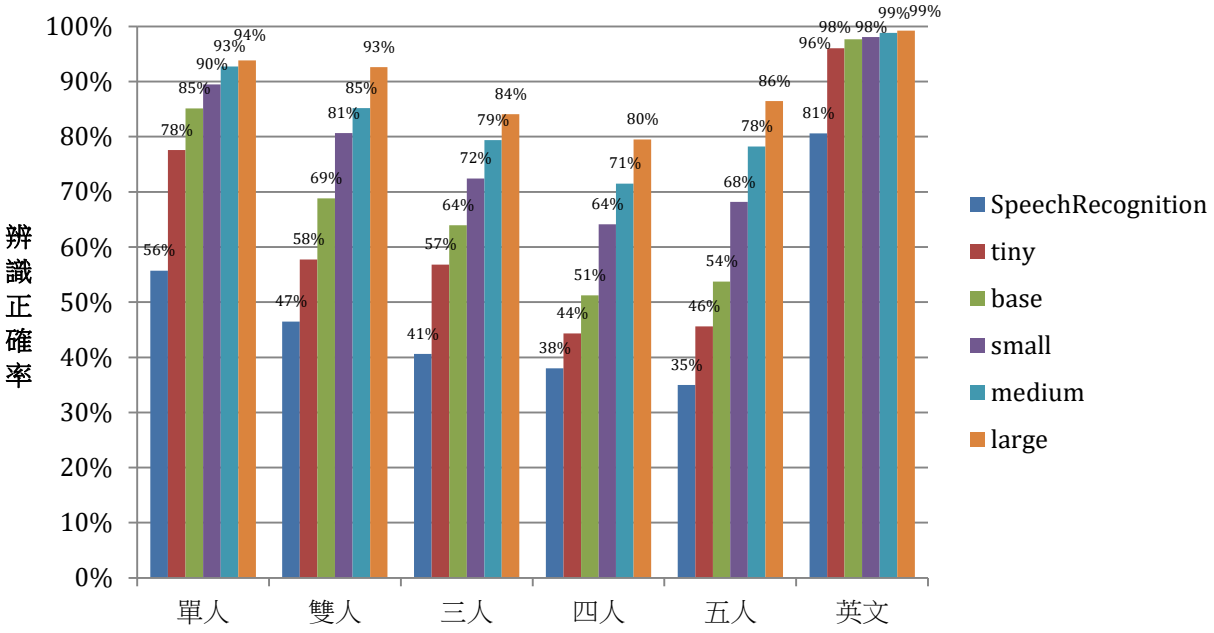



圖19、語音辨識正確率比較圖

在單人素材和三人素材中，medium 和 large 間的差值皆是該組最小（1.1%和 5.2%），顯示出隨著模型尺寸放大，正確率的提升會漸漸趨緩。尤其單人素材中 medium 對比 large 的語音辨識正確率只相差 1%，但執行時間卻是 large 的一半，因此使用 medium 模型的效益較高。而英文素材中的任何 whisper 模型正確率皆在 90%以上，我們推測是因為 whisper 在 OpenAI 推出的模型中英文有較多訓練資料，因此成效較好。

六、環境音效辨識效果：

測試音效辨識成功率時，我們會隨機挑選該種音效的 20 個音檔，計算成功辨識的數量以換算辨識成功率。

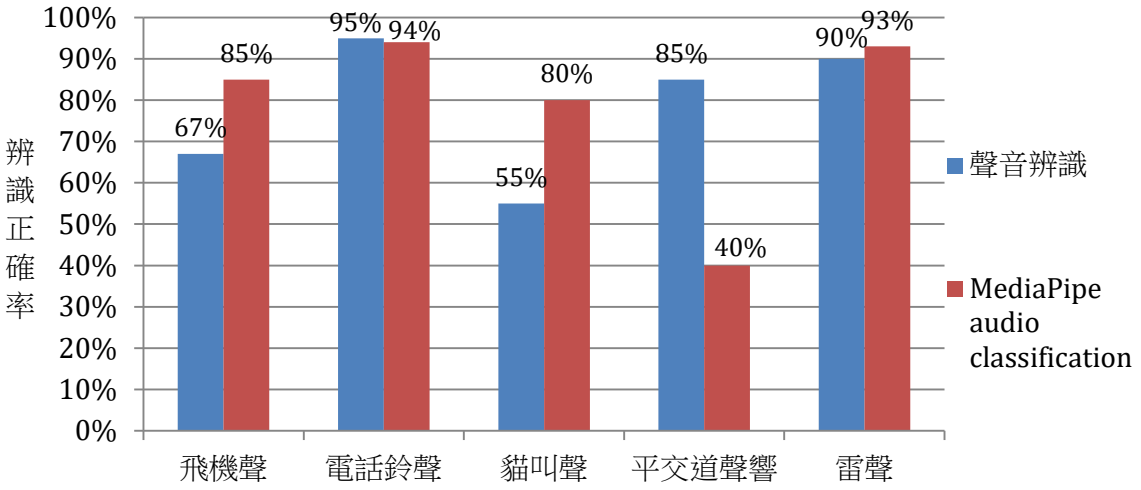



圖20、環境音效辨識成功率

從圖 20 中我們可以發現大部分音效 MediaPipe 音效辨識工具的效果都比我們自行設計訓練的聲音辨識好，唯獨平交道警聲的正確率比較低，我們推測是因為實驗使用的聲音分類器模型中較少平交道聲音的訓練資料，以至於遇到該音效時無法準確辨識。

七、影片處理效率：

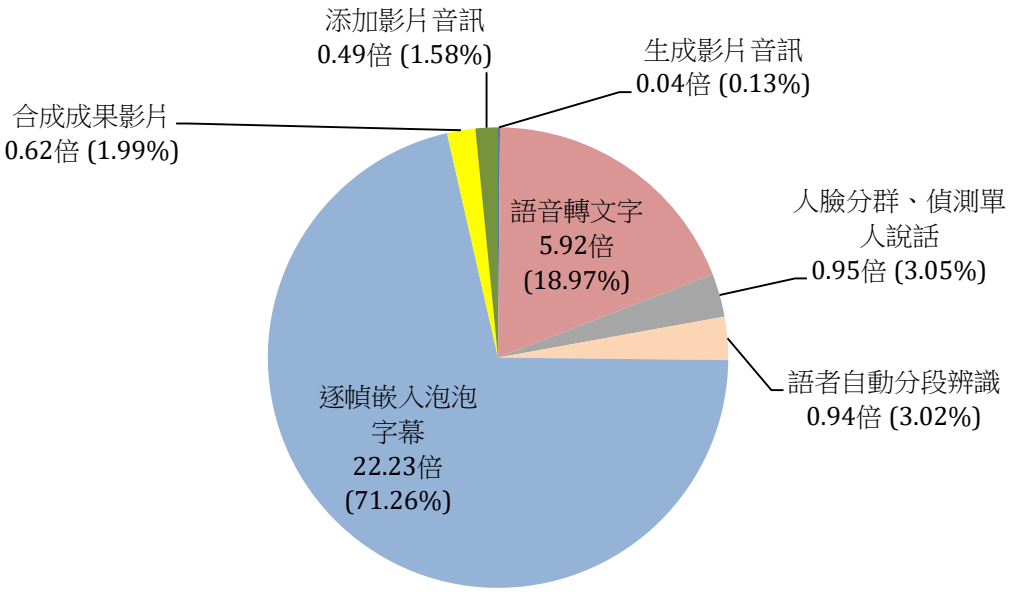



圖21、平均影片處理效率

圖 21 顯示我們系統處理影片的效率狀況，其中的倍數是指該步驟的耗費時間是原影片片長的幾倍。可以發現目前系統生成影片的耗時約等於影片時長的 26 倍，最花時間的是「逐幀添加泡泡字幕」與「生成影片字幕」這兩個步驟，生成影片字幕會因為使用的 Whisper 模型不同影響生成速率（可以參考表 1、Whisper 相關模型相關資訊中的耗時倍率，此處影片皆是採用 large-v2 的成果），「逐幀添加泡泡字幕」因為要將影片的每一個畫面都進行人臉偵測與嵌入文字，所以花費最久的時間。另外值得注意的地方是語音分群（約 0.18 倍)與語者自動分段辨識（約 1 倍）的效率差異，我們在改良語者辨識效果的同時，也帶來的一定程度上的效能降低。

這個影片處理的耗時計算皆是在作者我們本身的筆電進行測量的，必定會受到電腦性能（CPU 和 GPU 處理速度）影響，就以剛剛提到的語者自動分段切割處理來說，這個處理過程可以使用 GPU 進行加速，不過我們用來實作的筆電只有一顆 2048MB 的 NVIDIA GeForce MX230，相比之下若使用 RTX3090 的顯卡則可以加速約 20 倍，也就是只需要 0.05 倍的時間就可以運行完程式。

八、自動化處理影片成果：


圖22、影片結果畫面

圖 22 展示了泡泡字幕的畫面效果，可以發現字幕會逐漸上飄停留在畫面中較久，使觀影者有更充足的時間閱讀字幕理解劇情。與此同時也可以發現字幕會透過語者辨識的結果嵌入在說話者臉旁。

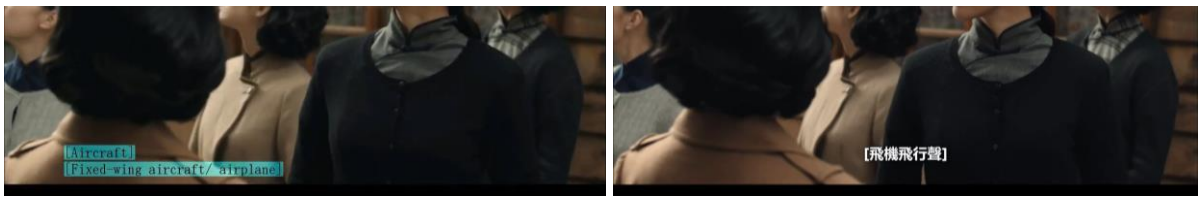



圖23、素材 E 結果畫面（左）對照 Netflix 影片字幕（右）

圖 23 主要是展示我們的環境音效提示字卡效果對比 Netflix 影片描述性字幕，在使用音效辨識下我們可以達到與 Netflix 影片字幕相同的效果。

九、問卷回饋以及系統改良：

我們將問卷收集到的觀影者回饋分為聽障人士、相關特殊教育機構人士與一般民眾三個類別，展示他們對於我們系統評分以及想法。

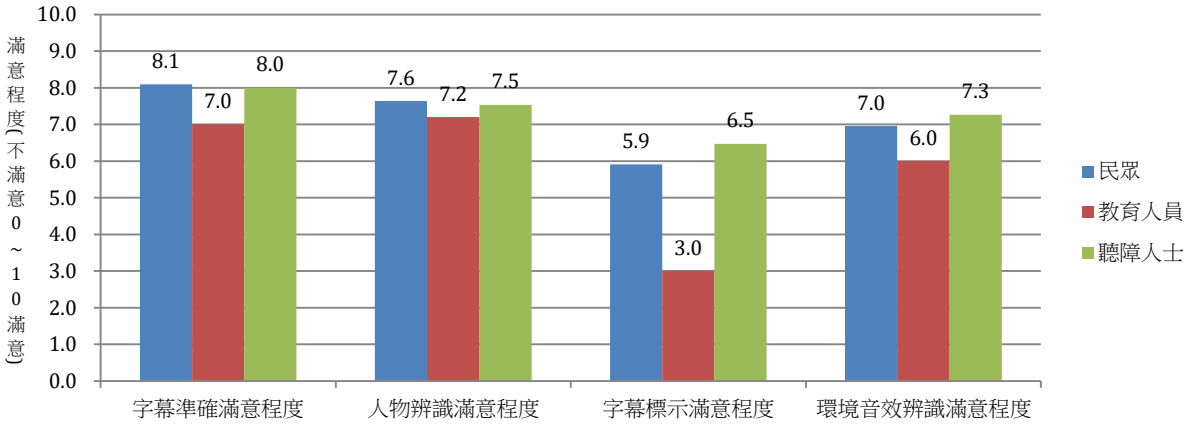



圖24、評分回饋統計（平均值）

| 優點 | 缺點 | 建議 |
| --- | --- | --- |
| ◆透過語音辨認產生泡泡對話框是一個很友善的發想<br>◆能透過字幕標示位置得知說話者 | ◆字幕不斷跳動，影響觀影體驗<br>◆字幕會遮蔽畫面和人物<br>◆字幕消失過快，不易閱讀<br>◆字幕太小，不易閱讀<br>◆字幕在鏡頭變化間會殘存 | ◆以不同顏色標示不同語者<br>◆字幕停留時間長一點<br>◆字幕大一點<br>◆將字幕固定在某處<br>◆語音辨識和語者辨識需要更精準 |

表4、表單回饋內容統整

於圖 24 中可以發現字幕標示滿意程度為四項最低，表 4 中的回饋者都認為原先字幕的跟隨在語者臉旁太容易跳動或有大幅度移動導致閱讀不易，因此我們改良了一種新的泡泡字幕呈現方式，如圖 25，這個新版本字幕是透過字幕框顏色來標記語者，固定出現在畫面右下角且字幕仍會隨著時間上飄，讓字幕穩定出現在相同位置且有更長的閱讀時間。

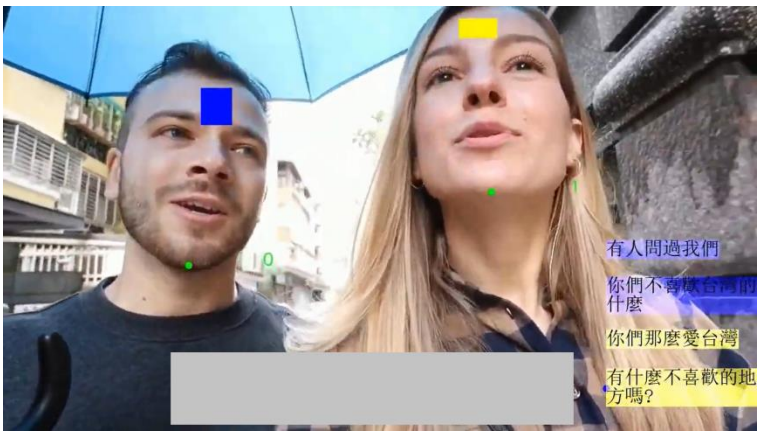



圖25、使用顏色標記語者的泡泡字幕

另外我們也調查的受試者是否有使用過聽打服務並請他們比較系統對於聽打服務的實用性、取代性以及發展性，在 38%的人有使用過聽打服務中，87%的人認為本系統因為可以不用耗費人力而實用於聽打服務。

另外因為製作這份問卷調查時語者辨識還只有語音分群的方法，尚未引入語者自動分段標記，當時的語者辨識正確率約落在 60%左右，所以表 4 也有收到建議語者辨識更精準的回饋，不過目前使用語者自動分段標記就能很好的改善這個問題。

至於表 4 中其他關於畫面呈現的建議，都顯示目前系統在畫面穩定度以及字幕的呈現方式有很多可以改善的空間，例如：半透明的字幕框導致文字遇到較深色背景可能造成閱讀困難，或者英文字幕在換行的時候常常會讓一個單字從中被分行。這些問

題相對語音辨識處理或人臉辨識等問題是更容易透過 Python 的圖像處理工具解決，若未來這個系統需要在更多場合應用時我們也會盡力改良畫面呈現方式，讓所有的觀影者都可以得到最好的體驗。

# 伍、 討論

一、人臉辨識效果：

人臉辨識在三人以內的影片中可以有 95%以上的準確率，但是隨著影片人數增加容易讓每個人臉在畫面中都變得更小，MediaPipe 就無法找出，目前針對這種狀況我們設想或許可以透過 yolo 實現針對較小畫面更精確的人臉辨識。

二、語句切割效果：

Whisper-timestamped 的單詞時間戳比 Whisper 更準確，且使用兩者提供的時間戳記進行語句切割效果比空白切割好。

三、語者辨識效果：

隨著畫面輔助語者標記的方式增加，語音分群的辨識準確度也都有隨之上升，同時兩種特徵辨識方式準確度相差不大，LPC 微微勝出而已。值得注意的是當我們比較語音分群處理公開語音資料集與影片中的表現差異可以發現，處理影片時語音分群的效果是下降不少的，我們推測是影片中會遇到更多容易混淆語者特徵導致分群效果降低的狀況，像是影片中不同說話者搶話導致特徵混在一起或者 whisper-timestamped 的語句切割無法偵測到語者切換的準確時間，讓每個語者的特徵分布過於零散。

在使用語者自動分段標記(Speaker Diarization)後可以較好的改善兩人三人的影片辨識正確率，四人到五人影片時正確率又開始大幅下降，影片節奏在更多人的影響下更加的雜亂，在未來我們可以嘗試自行訓練模型擬合更多人的影片。

四、語音辨識效果：

由研究結果中發現，在使用 Whisper 套件下，每部素材利用 large 模型進行語音辨識的正確率都為同組最高，而 tiny 模型的辨識正確率皆最低，另外 medium 模型與

large 模型正確率差異不大，效率是 large 模型的一倍。SpeechRecognition 在各素材下的辨識正確率相較於 tiny 都低了不少。另外，Whisper 每種尺寸的純英文模型皆比多語言模型的辨識正確率高。

五、環境音效辨識效果：

聲音辨識方法需要大量的音檔作為訓練集，而且隨著訓練集內的音效標籤數量增加也更容易誤判使得辨識結果出錯，難以真正實現自動化製作音效字卡。另一方面 MediaPipe 的音效辨識成功率也是相當精準，穩定度與音效標籤（描述音效的字詞）精確度都較高，不過因為音效訓練庫受限於該工具支援的模型，可辨識的音效標籤也較難自行調整，靈活性相對較低。

六、影片處理效率分析：

針對影片處理效率低落的狀況，首先要改善的是最耗時間的生成泡泡字幕這個步驟，目前想到的解決的方案是利用「轉場偵測」來提高效率，每一個場景只需要進行一次人臉偵測，並假設人物間的相對位置不會更動，就能利用人物間的相對位置得知所有人的身分，避免每幀都進行人臉辨識所耗費的大量時間。同時，不同的電腦性能也會對影片處理速度佔有很大的影響。

七、自動化影片處理成果畫面分析：

在目前的結果畫面中可以發現泡泡字幕增加的閱讀時間以及語者標記帶來的分辨語者的效果都有達到我們預期的目標，同時跟商業化的 Netflix 字幕相比無論語言、字幕正確率和音效描述都有達到相同的水準。

八、聽障問卷回饋與系統改良：

除了附錄中有我們實際採訪聽障人士的回饋，我們也收集了網路上更多的聽障人士、相關特殊教育人士與一般民眾的意見，我們也根據他們針對影片字幕穩定性不足的回饋進行了字幕展現方式的改良，更多關於畫面呈現的細節問題也可以較輕鬆的透過 Python 畫面處理工具來解決。

# 陸、 結論

一、聽障人士的無障礙訴求：

本研究著重在為聽障人士創造無障礙的觀影體驗。我們所撰寫的程式能夠自動將影片進行處理，生成跟隨語者移動的泡泡字幕以及環境音效字幕，消除聽障人士在觀影時遭遇的不平等。

二、人臉辨識：

使用 MediaPipe Face Mesh、Dlib、K-Means 工具和演算法實現人臉辨識，達成雙人和三人影片 95%以上的辨識成功率，更多人數的影片則容易因為臉部過小或者更多側臉情形導致程式無法提取特徵而偵測失敗。

三、語句切割：

在將語句聲音分群時需要有語句的完整時間才能截取出正確的音檔，同時標記字幕時也需要字幕起始時間，在實驗中我們嘗試針對音訊空白處切割與 Whisper 模型輸出的語句時間與 Whisper-timestamped 等方式，並且最終語句切割準確度可達 90%以上。

四、語者辨識：

為了使字幕能夠正確的標示語者，研究中我們透過了語音分群加上畫面中單人說話的時段以及語者嘴巴開合等方式判斷每個語句對應畫面中的語者，且效果隨著不同的影片類型有著 60%-90%左右的辨識成功度，越多語者的影片標記上越為困難，精準度也就受到影響。

另外我們嘗試了語者自動分段切割來執行語者辨識，在兩人與三人素材上取得平均 90%左右的辨識正確率，四人五人素材則正確率下滑至 55%。

五、語音辨識：

研究中我們嘗試了使用 Whisper 的模型與 SpeechRecognition 套件協助我們進行語音轉文字的工作，同時探討了 Whisper 不同模型辨識文字正確率與時間效率差異，使影片的字幕準確率達到 90%以上，保證了成果影片的字幕貼近影片原語句。

六、環境音效辨識：

我們比較聲音辨識演算法與 MediaPipe 音效分類工具在實現環境音效辨識時的效果，發現在音效標籤種類與描述音效精準度上都是 MediaPipe 音效分類工具效果較好，不過在增加辨識特定音效與調整判斷音效的分數閾值上聲音辨識演算法的靈活度較高。

七、自動化生成效果：

目前研究做出的自動化生成影片程式都有達到研究目的中的效果，並且跟商業化 Netflix 影片的字幕相比可以做到相同的水準，儘管目前影片處理效率無法做到處理時間與影片時間等長，但是自動化的處理還是能提供不少的方便性。

八、聽障人士的回饋：

問卷中我們蒐集了聽障人士、相關特殊教育單位人士與一般民眾的意見，平均對於我們系統的回饋都是正向評價且認為我們系統在未來提升了效率後可以取代部份的聽打功能，讓聽障人士在更多場合可以獲得說話者的資訊。

# 柒、 應用

本研究製作出來的系統現階段可以實現完全自動化替一部沒有字幕的影片嵌入情境化字幕，在聽障人士需要獲得某個影片的資訊時可以透過本系統來達到較佳的觀賞體驗以及理解內容。同時，本研究也致力讓這個系統可以適用於各種類型和人數的影片，包括娛樂、新聞、政治（政見公聽會）、訪談以及對話等影片風格，同時也可以處理三人影片有著較高的語者辨識結果。問卷調查結果也顯示，本系統可以在部分狀況下取代聽打服務，對於聽障人士有一定程度的實用性，讓他們在生活中主流媒體都是影音形式的情況下，依然能夠獲得資訊。

# 捌、 參考資料


[1]、陳妤甄. (2021, January). 聽覺障礙者使用同步聽打服務經驗之探究，取自 https://viis.ntl.edu.tw/ntldo/resources/e/7/e7f6ece2c7d4965d76c87823acc787d1/110%E7%8D%8E_%E9%99%B3%E5%A6%A4%E7%94%84_%E8%81%BD%E8%A6%BA%E9%9A%9C%E7%A4%99%E8%80%85%E4%BD%BF%E7%94%A8%E5%90%8C%E6%AD%A5%E8%81%BD%E6%89%93%E6%9C%8D%E5%8B%99%E7%B6%93%E9%A9%97%E4%B9%8B%E6%8E%A2%E7%A9%B6.pdf

[2]、Fernandez, J. MediaPipe Face Mesh. from https://github.com/google/mediapipe/blob/master/docs/solutions/face_mesh.md

[3]、Wang, J. (2018, April 9). K 平均法 (K Means). Retrieved April 8, 2023, from https://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/378455_ddbefe5075b941d1a1f6a1bf9cf1e85f.html

[4]、Peng, Y. H. (2018, April). SpeechBubbles: Enhancing Captioning Experiences for Deaf and Hard-of-Hearing People in Group Conversations. from https://www.yihaopeng.tw/pdf/CHI18_SpeechBubbles.pdf

[5]、Das, O. SPEAKER RECOGNITION. from https://ccrma.stanford.edu/~orchi/Documents/speaker_recognition_report.pdf

[6]、Herve bredin. PYANNOTE.AUDIO: NEURAL BUILDING BLOCKS FOR SPEAKER DIARIZATION. Retrieved from https://arxiv.org/pdf/1911.01255.pdf

[7]、OpenAI Whisper：

Radford, A., Kim, J. W., Xu, T., Brockman, G., McLeavey, C., & Sutskever, I. (2022). Robust speech recognition via large-scale weak supervision. ArXiv Preprint ArXiv:2212.04356.

[8]、whisper-timestamped：

Louradour, J. (2023). whisper-timestamped. GitHub Repository. from https://github.com/linto-ai/whisper-timestamped

[9]、Dynamic-Time-Warping：

Giorgino, T. (2009). Computing and Visualizing Dynamic Time Warping Alignments in R: The dtw Package. Journal of Statistical Software, 31(7). doi:10.18637/jss.v031.i07

[10]、Mediapipe 網站提供 Yamnet 模型音訊分類標籤列表，取自 https://storage.googleapis.com/mediapipe-tasks/audio_classifier/yamnet_label_list.txt

# 玖、 附錄

一、影片來源

| 素材編號 | 影片人數 | 類型 | 影片名稱 | 來源 |
|---|---|---|---|---|
| A | 單人 | 脫口秀 | 【三重標準】剪頭髮的例子 by 博恩 | YouTube |
| B | | 演講 | A trauma physician's view on life and death \| Wen-Je Ko (柯文哲) \| TEDxTaipei 2013 | YouTube |
| C | | 英文談話 | If I Was a Student Again, I'd Do This. By Ali Abdaal | YouTube |
| D | 雙人 | 訪談 | 【博恩夜夜秀】總統來了！史上第一個得到蔡英文浪漫喊話畫面的媒體 by STR Network | YouTube |
| E | | 娛樂 | 【抖音爆紅】自動漢堡早餐機｜用來開店太輕鬆啦｜ by 搞神馬 | YouTube |
| F | | 日常談話 | 【那些讓我們難以習慣的台式口味】請不要送我們這些東西 by 莫彩曦 | YouTube |
| G | | 英文訪談 | 雙蕨之間 | Netflix |
| H | 三人 | 娛樂問答 | 壹加壹男蠢女醜沒看點？情侶 YouTuber 刻意秀恩愛很假很尷尬！\| #酸民說 ft.壹加壹 | YouTube |
| I | | 訪談 | HowFun _ 與動力火車的雙聲道之間 by HowFun | YouTube |
| J | | 談話 | 謝謝大家 by 狠愛演 | YouTube |
| K | | 環境音 | 一把青 | Netflix |

| | | | | |
|---|---|---|---|---|
| L | 四人 | 談話 | 【小吳】這誰吃過啊???😳『問店員"賣最差"的早餐店品項🔥』冷門到笑出來！還真的不會想點欸 | YouTube |
| M | | 談話 | 【小吳 】史上最毒舌😳?!!『網評最難喝飲料，真的超！可！怕‼□』必看千萬別踩雷 | YouTube |
| N | 五人 | 訪談 | 王力宏還是羅志祥?男友殘酷二選一,溫妮的理想型是...?🔥 #男拳辦公室 (5) by WACKYBOYS | YouTube |
| O | | 娛樂 | 【小吳 】劇情神展開□『爆笑海龜湯挑戰 7🔥』劇情被玩壞了 XD！室友有欠債嗎...？媽媽害大的原因？哈哈哈哈哈哈哈 | YouTube |

表5、影片素材類型來源表

二、K-Means Clustering 補充介紹

分割式分群法目的是希望盡量減少每個分群中，每一資料點與群中心的距離平方差 (square error)，假設一組包含 c 個群聚的資料，其中第 $k$個群聚可用集合 $G_k$ 表示，而 $G_k$ 包含$n_k$ 筆資料$\{x_1, x_2, x_3, \dots, x_{nk}\}$，此群聚中心為 $y_k$，則該群聚的平方誤差$e_k$為

$$e_k = \sum_i |x_i - y_i|^2$$

其中$x_i$ 是屬於第$k$ 群的資料點。

而這 c 個群聚的總合平方誤差$E$ 便是每個群聚的平方誤差總合，可稱為分群的誤差函數 (error function) 或失真度 (distortion)。

$$E = \sum_{k=1}^{c} e_k$$

故分群方法就變成一個最佳化問題，也就是說要如何選取 c 個群聚及其相關群中心，可促使 $E$的值最小。

若用目標函式來說明，則假設給定一組$n$點資料 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$，每一資料點有$d$維，K-Means 分群為找到一組 $m$ 代表點 $Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_m\}$，每個點亦是 $d$ 維，促使下方目標函數越小越好：

$$J(X, Y, U) = \sum_{i=1}^{n} |x_i - y_k|^2$$

K-Means 在測試資料具有代表性或資料趨近於常態分布時有相當好的結果，但當訓練資料過少或不具代表性時，K-Means 的分群結果相當的差，且會因訓練資料問題造成 k 值判定易出現過適應問題(overfitting)，通常 K-Means 的 k 值定義在專業知識的

判斷下較容易有好的分群結果；但對於未知的資料時，則可以透過 k 的循序遞增或遞減等，查看資料間的分布差異，便可以了解 k 值為何可能為最佳，也就是前面提到的輪廓係數法(Silhouette Coefficient)。

三、Hierarchical Clustering 補充介紹

以聚合式為例，經由樹狀結構的底部，將資料或分群一次次合併。起初，每一筆資料，它會視為一個群聚，如果有 N 筆資料，則可看成 N 個群聚，並且依照演算法形成聚合樹。四個主要流程之步驟：

a、計算樣本間各個點的距離

b、再將距離最接近的一群合成起來，變成新的樣本組合

c、重複 1 和 2 的步驟，一直到所有的樣本變成一群，則可停止

d、根據距離來切割它們，決定了最終聚在一起的群數

至於兩個群聚點之間的距離，也有四種常見的方法：

a、單一連結 (single-linkage)：群與群間的距離，為不同群聚中，最接近的兩點距離。

b、完整連結 (complete-linkage)：不同群聚中，最遠的兩點距離，而這麼做可以確定兩個集合在合併之後, 任一對的距離都不會「> d」。

c、平均連結 (average-linkage)：不同群聚之間，每個點與點間距離總和的平均。

d、沃德法(Ward's method)：將兩群合併之後，各個點到群中心的距離平方和。

四、DBSCAN 補充介紹

在運用 DBSCAN 進行分群時，有兩個超參數(hyperparameters)可以調整，第一個 eps 意指每個資料的探索範圍半徑，min_samples 則是指一個起始點在搜索範圍尋找樣本數量，最少需要擁有幾個樣本才算一個核心，也就是當起始點搜索範圍內樣本數少於 min_samples 時就會被視為是噪點，不採納進分群結果。

理解完參數的意義後，下面就來介紹 DBSCAN 分群的流程：

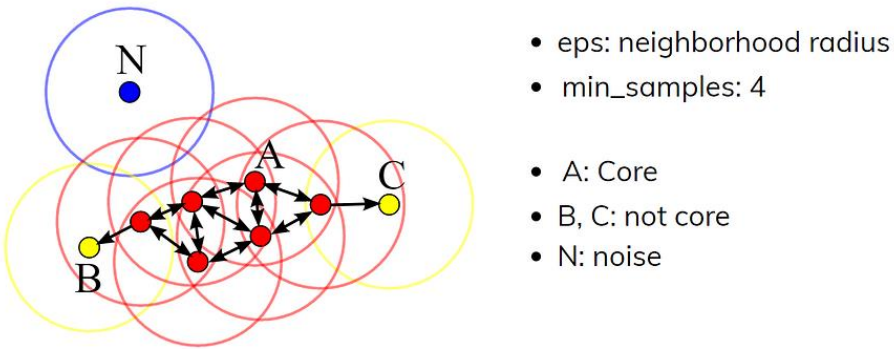



圖26、DBSCAN 分群示意圖

（取自 Medium 網站文章：不要再用 K-means！ 超實用分群法 DBSCAN 詳解，作者:倢愷 Oscar）

最一開始，DBSCAN 會自行從任意一個點出發，以圖 26 而言假設從 A 出發，然後搜尋 A 周圍 eps 範圍以內的「資料數量」，當前的 eps 範圍裡有超過 min_samples 個資料時，我們就認為 A 是一個 Core，然後開始去對 A 的 eps 範圍內的其他資料做一樣的事情，直到現在某一個點的 eps 範圍內不具備 min_samples 數量的點了我們就停止（如 B 與 C 點）。

下一階段由 N 開始，因為一開始搜索 eps 範圍內的樣本數就不足 min_samples(4)，所以就被視為噪點。

如此反覆循環，把所有點都搜索過後就可以得到我們資料中有多少核心，就會是這份資料合適的分群數，也可以得到哪些點為噪點。

## 五、LPC 補充介紹

要了解 LPC，我們必須首先了解語音的自回歸模型。 語音可以建模為 p 階 AR 過程，其中每個樣本由以下公式給出：

$$x(n) = -\sum_{k=1}^{p} \alpha_k x(n-k) + u(n)$$

上面公式中第 n 個時刻的每個樣本都取決於 p 個先前樣本，並添加了高斯噪音 $u(x)$。該模型假設語音信號是由管末端的蜂鳴器（濁音）產生的。LPC 係數由 α 給出。為了估計係數，我們使用 Yule-Walker 方程來推導線性相關係數。它使用自相關函數 $R(l)$。相臨時間段(lag) $l$ 處的自相關性由下式給出：

$$R(l) = \sum_{n=1}^{N} x(n)\, x(n-l)$$

計算出來 Yule-Walker 方程的最終形式為：

$$\sum_{k=1}^{p} \alpha_k R(l-k) = -R(l)$$

α 解由下式給出：

$$\alpha = -R^{-1}r$$

在這種情況下，我們已對估計的 LPC 係數進行標準化處理，使其位於 [-1,1] 之間，可以提供更準確的結果。

## 六、VQ 以及 LBG 補充介紹

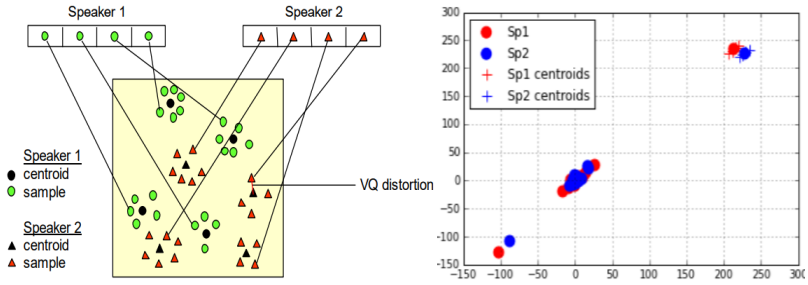
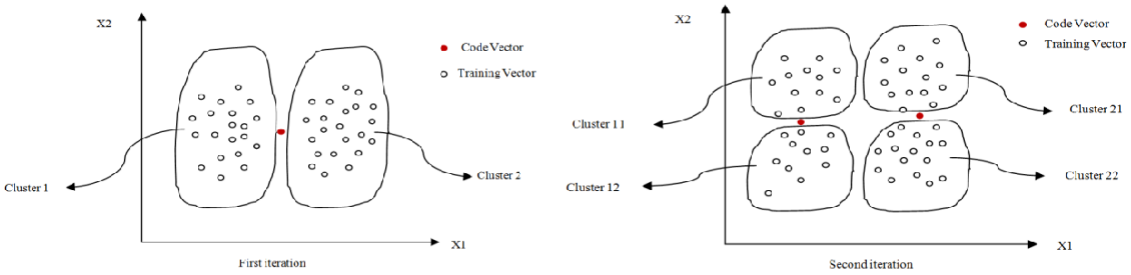



圖27、VQ 示意圖

圖 27 中左邊就是聲音特徵向量映射至一個二維平面的示意圖，綠色圓點代表語者一的所有特徵向量，經過運算後就會取距離該群體最接近的那筆資料作為代表特徵代替整個群，如此一來便可以將多數的資料化簡為四個主要向量，達到特徵壓縮的目的；而圖 27 中右邊就是我們在程式執行時分析出來的聲音特徵分布圖。

前文有提到每個說話人的碼本由 LBG 算法確定，用來識別說話人，計算說話人特徵與所有訓練碼本的距離（或失真）。

LBG 算法是一個迭代過程，基本思想是劃分訓練向量組並使用它從一組中找到最具代表性的向量。來自每組的這些代表性向量被收集起來以形成碼本。




a) b)

圖28、LBG 演算法示意圖

圖 28 中顯示了 LBG 演算法將質心分裂擴大與向量依照最鄰近碼字分群的概念。在 LBG 演算法中，左邊圖 a 中的質心向量先分裂為兩個相近向量，之後每個向量就依照最近質心分群得到圖中兩個向量群，而這兩個向量群的質心被更新進碼本後就是圖 b 中的碼向量（碼字），按照這個步驟拆分下去直到找出目標特徵數 M。

七、聽障人士採訪結果

為了瞭解嵌入情境化字幕的影片是否能夠真正地改善聽障人士的觀影體驗，我們實地採訪了聽障協進會的理事長。理事長本身是輕度聽障人士，並接觸過各類型中度與重度的聽障人士。以下是我們統整理事長在觀看結果影片後所給出的回饋：

(一)、情境化字幕的優點：

1、逐幀上飄的泡泡字幕能避免傳統字幕切換過快的問題

2、能得知各個字幕的語者

3、環境音效字卡能幫助理解劇情

(二)、情境化字幕的缺點：

1、泡泡字幕的出現位置不固定，影響辨識

2、泡泡字幕跟隨人物移動會造成閱讀的困難

3、缺乏箭頭等標示物標示語者，影響判斷字幕語者

4、習慣傳統字幕的呈現方式，需要時間適應新的情境化字幕

(三)、建議的改進方向：

1、不同語者的字幕可用不同顏色呈現

2、固定字幕的出現位置，維持畫面穩定

3、語者辨識須更精準

4、可將整部影片放慢，增加閱讀時間

最後理事長也提到，此系統對於聽障人士，尤其是中度與重度聽障人士有非常大的助益。若再對系統進行優化和改良，在未來必定能成為聽障人士不可或缺的觀影輔助工具。

八、未來展望：

為了讓系統可以達到更多更好的應用效果，我們找出了一些未來發展方向使系統可以更符合社會需求。

(一)、人臉辨識更進步：

近年來戴口罩成為了影片中常出現的情況，我們在查找文獻時有發現戴口罩下的人臉辨識研究，未來會嘗試將這個技術融入研究中使作品更全能。

(二)、語者自動分段辨識調整：

目前的語者自動分段辨識使用的大多數都是開發者提供的參數以及預訓練好的模型，如果我們可以自行調整參數同時訓練自己的模型使結果更加符合我們系統所需，帶來更好的辨識效果。

(三)、影片處理效率改善

可以改善先前討論到的語音辨識可以使用辨識效果差不多但速度更快的 medium 模型外以及增加轉場偵測避免每幀人臉辨識耗費大量時間，使系統處理速度更快同時效益更高。

(四)、實時的自適應字幕標記回饋：

未來希望這套系統可以嘗試應用在實體場合即時顯示結果字幕（例如：實體演講），加上擴增實境技術(AR)達到實時標示語者和顯示語句的效果，且隨著語句增多自適應系統就可以強化語者辨識達到準確標示語者的功能。如此一來，這項技術與裝置可以補足沒有提供手語的場合，讓聽障人士在接收實時資訊的時候更為方便。