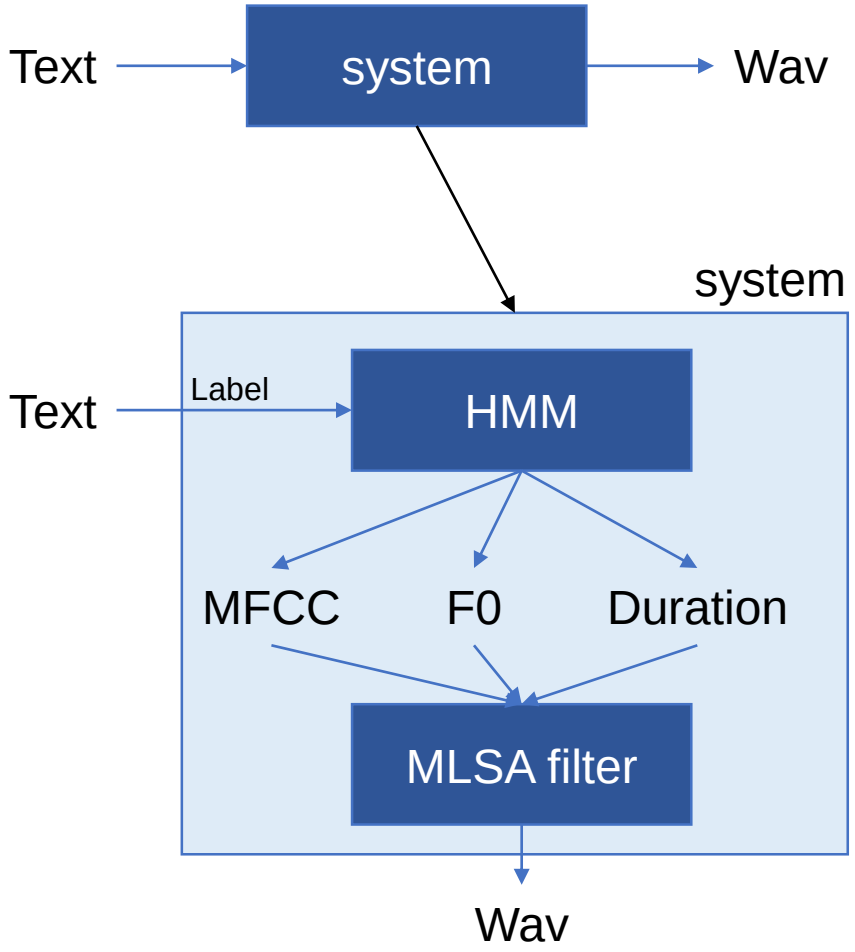
Overview of conventional TTS

Sian-Yi Chen

Advisors : Tay-Jyi Lin and Chingwei Yeh

Outline

傳統 TTS：statistical parametric synthesis 統計參數合成 [1]
TTS (text-to-speech) 目標為輸入文字，輸出音檔
系統中主要使用 HMM (Hidden Markov Model) 預測出 3 個參數，
並將這些參數使用 MLSA 濾波器合成語音。



- MFCC：梅爾倒頻譜係數，一種用於描述人類聲道形狀的特徵。
- F0：基頻，一發聲體發出聲音的時候，聲音可以分解成許多單純的正弦波，其中頻率最低的就是基音，其他較高的頻率都叫做泛音，主要用於描述音高、音色。
- 持續時間：決定一單位(音素)的時間長度。

[1] H. Zen, K. Tokuda and A. W. Black, “Statistical parametric speech synthesis,” *speech communication*, Vol. 51, pp.1039-1064, 2009.

Context-dependent Label

上下文標籤：輸入一段文字，解析語句中的音素、音節、詞性...等關係。

以第一個音素(ao)為例，標籤會將前音素 - 當前音素 + 後音素列為一組標籤 (sil-ao+th)，其中sil為silence，後面緊接解析出句子的關係，關係如下：

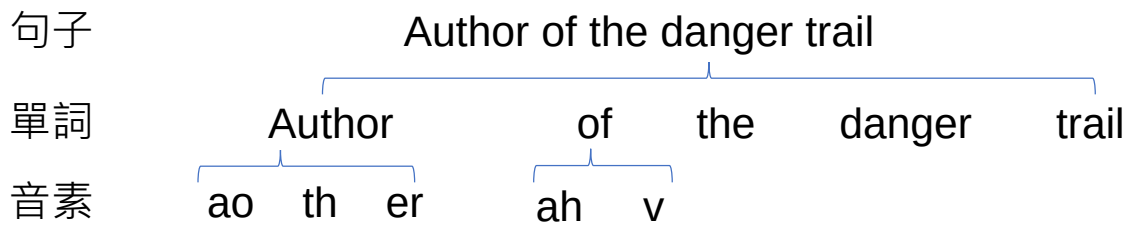
- 音素：以當前音素為主的前後音素是什麼？他們在音節中的什麼位置？...等
- 音節：該音節是否有包含重音？包含幾個音素？...等
- 詞性：

根據個別包含三個音素的單詞的詞性、在句中的位置...等

標籤格式： 音素之間的關係、音節、詞性...等

第一個標籤：sil-ao+th ...
第二個標籤：ao-th+er ...
第三個標籤：th-er+ah ...
⋮

以Author為例的上下文音素標籤

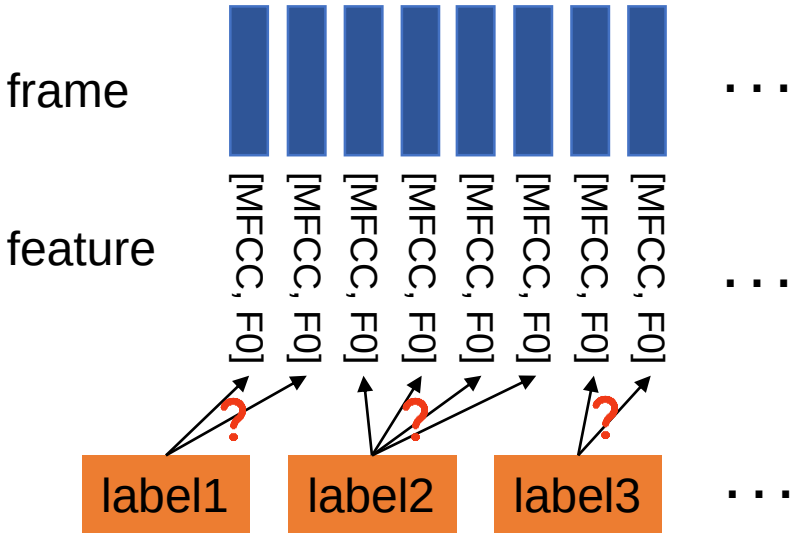


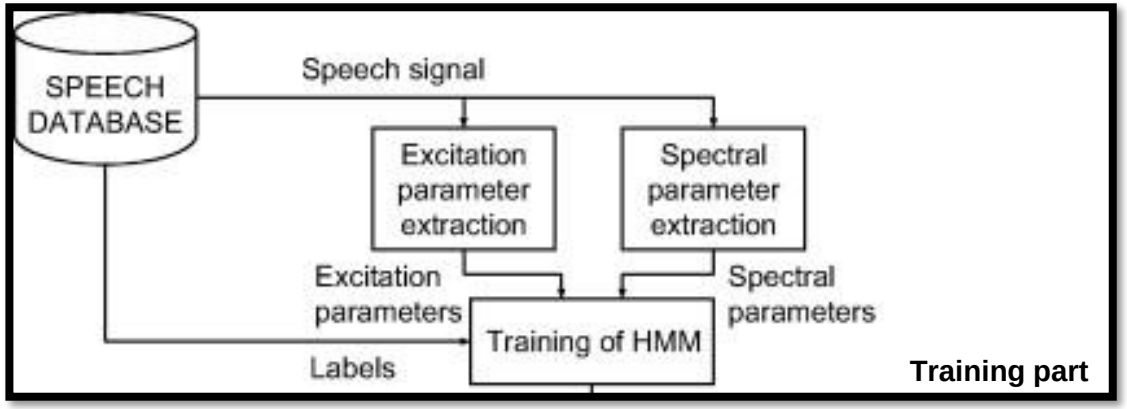
句子拆分至音素

HMM訓練流程與目的

Database中包含語音與文本，其中語音用於提取聲學特徵 (MFCC與F0)，而文本則轉換成包含上下文內容的標籤。

目標是將標籤標記於聲學特徵上，並透過訓練HMM預測模型得到一個標籤對應到幾個聲學特徵。





HMM訓練流程

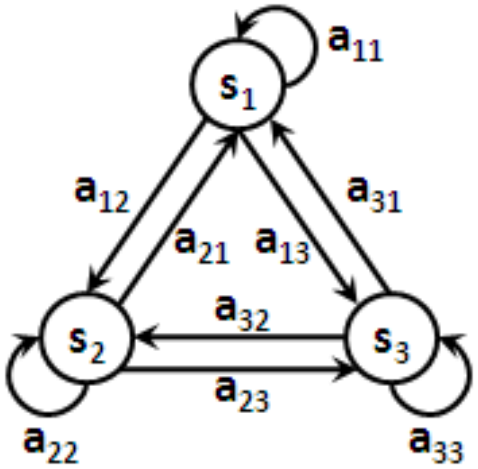
Hidden Markov Model (HMM)

Markov Model：選一個狀態作為起點，然後沿著邊隨意走訪任何一個狀態，會一直走並沿途累計從起點該點的機率。

S (狀態) = $\{S_1, S_2, S_3\}$

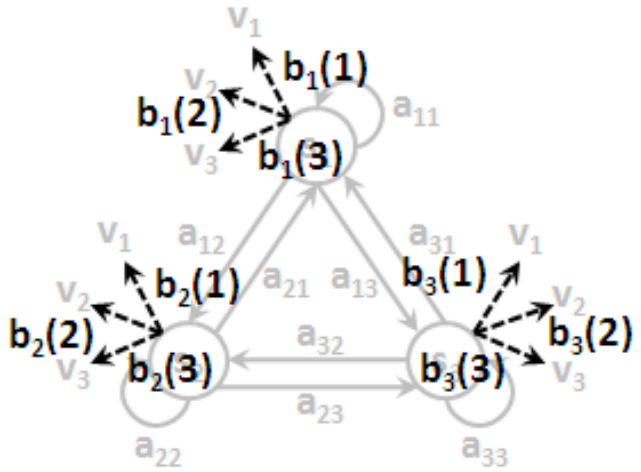
A (轉移機率) = $\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$

Π (起始機率) = 可以取任一點作為起點，機率總和為1



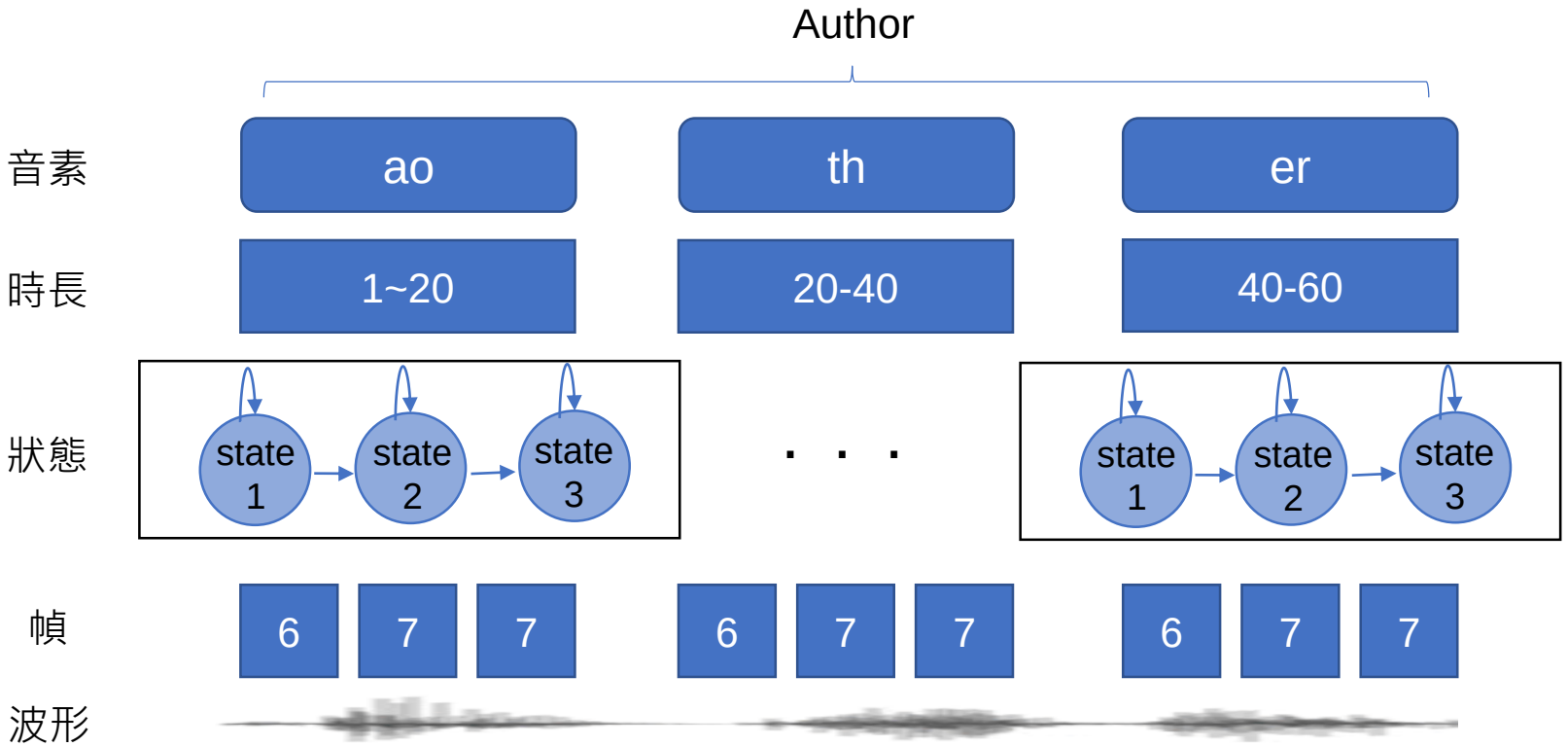
Hidden Markov Model：隱藏馬可夫模型添加了新的要素，每造訪一個狀態就會出現一個新的值 (v)，而每一個新出現的值都有不同的機率 (b)。

舉例來說今天有一位醫生要判斷病人是健康的還是發燒，病人只會回答正常(S_1)、頭暈(S_2)、冷(S_3)，醫生要從這3個答案中判斷是否發燒，是否發燒就是隱藏狀態(無法直接觀察到)；發燒(v)的機率(b)。

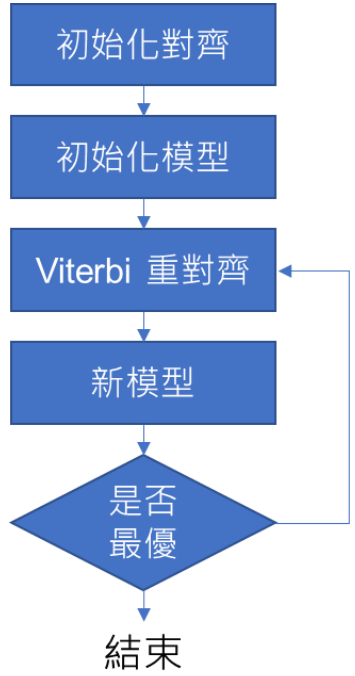


透過HMM將音素與 frame 對齊

單詞可以透過CMU發聲字典轉換成音素，但一開始不知道一段語音的哪些幀對應哪些狀態，因此進行**初始化對齊**，也就是將一段時長平均分配，假設 author 這個詞發聲 1.5 秒，若一個 frame 長 25ms，一次移動 25ms，則可以得到 60 個frame，也就是 “ao”、”th”、”er” 每個音素各對應至 20 個 frame，每個音素又由 3 個狀態所組成，因此每個狀態分配到 6 或 7 個 frame。



音素對齊frame示意圖



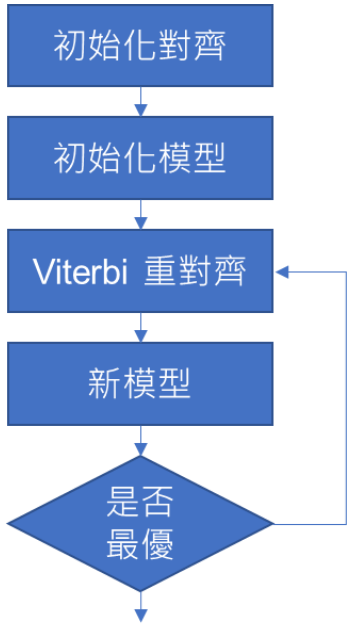
HMM 訓練流程

HMM 初始化模型

輸入：觀察序列 O=[o_1, o_2, …, o_x] (X個frame的MFCC特徵)
輸出：通過模型計算每一 frame 對於 “ao” 這個音素的某一狀態 (3狀態) 的機率

HMM模型 λ=(A,B,Π)

- A是狀態轉移機率的矩陣，決定狀態序列
- B是觀測狀態生成機率的矩陣，決定觀察序列
- Π是隱藏狀態的初始機率分佈



HMM 訓練流程

- 初始化完就可得到轉移機率 A，計算轉移次數 (狀態1->狀態1，狀態1->狀態2)，轉移次數/總轉移次數 = 轉移機率
- 初始機率分佈 Π：HMM 模型是從左到右的模型，一開始在狀態1的機率為100%，所以此參數可忽略
- 狀態生成機率 B：一個狀態對應一個HMM模型，一個狀態又對應好幾個frame，所以好幾個frame對應一個HMM模型，初始化後，可得知狀態1對應6個frame，因此可以透過此計算狀態1的HMM模型 (單高斯模型)，求得平均值和變異數。

音素對應至frame

HMM 新模型

重新對齊

- 初始化結束需要重新對齊，使用viterbi動態規劃演算法，用於尋找最有可能產生觀測事件序列的維特比路徑(隱含狀態序列)。

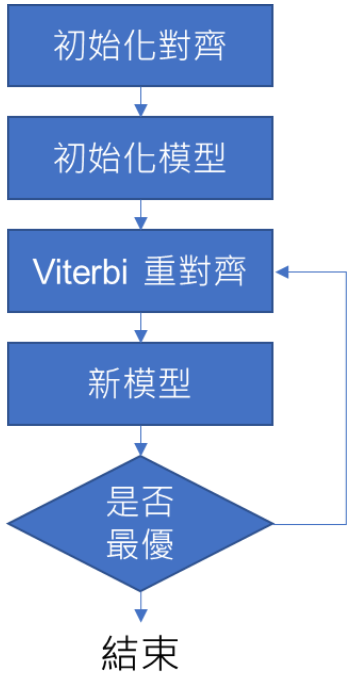
- 根據初始化模型來計算，記錄每個時刻與每個可能狀態之間的最優路徑機率，並同時記錄最優路徑的前一個狀態，不斷向後反覆運算，找出最後一個時間點的最大機率值對應的狀態。

反覆運算

- 透過重新對齊可以得到新的轉移機率和生成機率，就可以進行下一次的對齊，尋找新的最優路徑，得到新的對齊，新的對齊繼續改變轉移機率和生成機率。

- 如此迴圈反覆運算直到收斂，則GMM-HMM模型訓練完成。

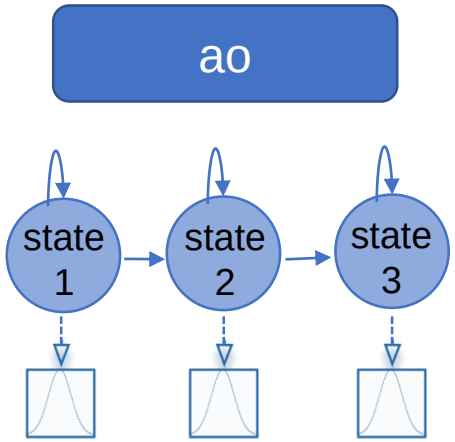
- 反覆運算次數可以透過設定固定的迴圈數，也可以藉由觀察似然 (某件事發生的機率) 的變化，如果變化不大就結束。



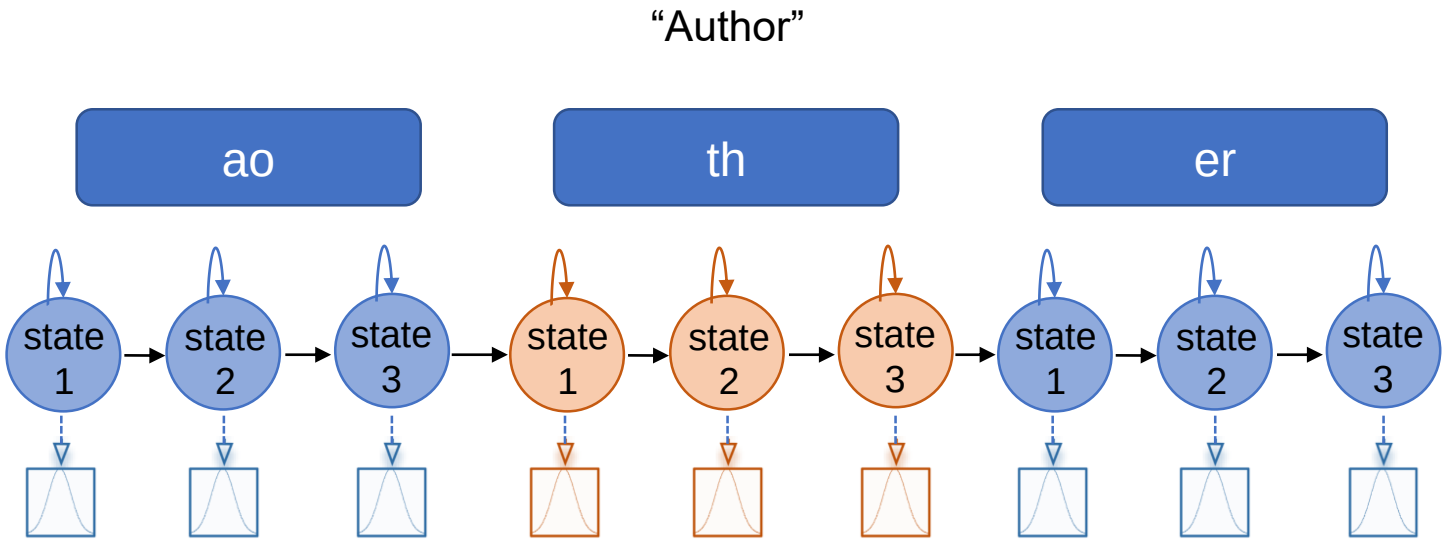
HMM 訓練流程

Utterance HMM

給定一個單詞並透過CMU發聲字典轉換成音素，然後將每個音素的HMM拼接起來就可以得到這個詞的HMM，同理，我們將很多詞的HMM連接起來就可以得到一個句子的HMM。
對於每個音素，通常使用三個狀態的HMM去建模，而三個狀態分別為起始音、持續音、結束音。



音素ao的HMM模型



Author的HMM模型

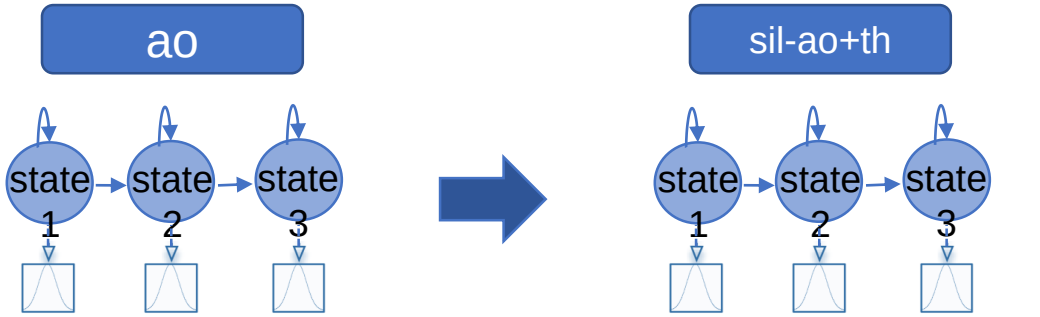
三音素 HMM 模型

一句話或是一個詞中的音素，常常不是獨立發音，而是會隨著前後音素的改變也跟著改變發音。
因此需要考慮上下文進行建模，一般考慮前、中、後的音素為一組。

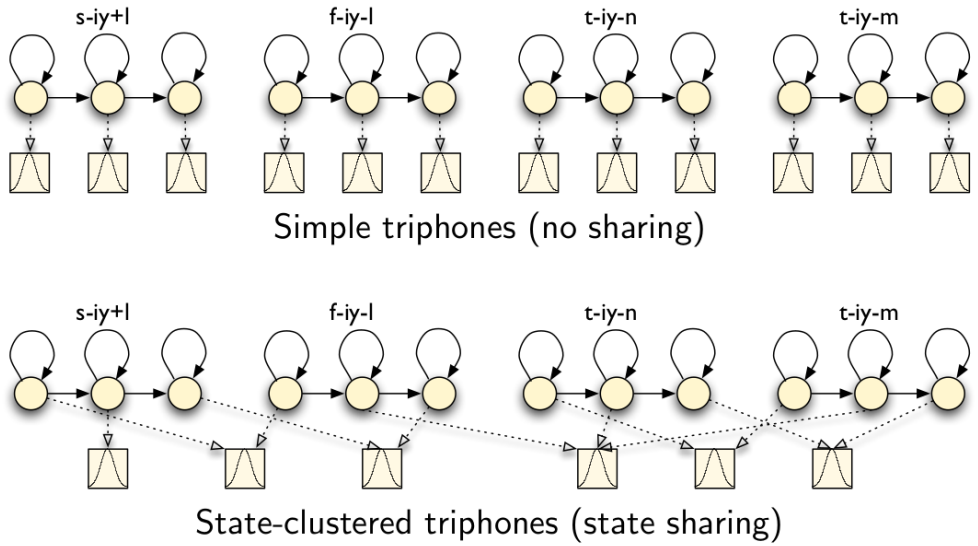
假設現有3個音素，從單音素模型變成三音素模型時，HMM模型數量會成指數性成長，因此使用狀態綁定的方法來解決這個問題，狀態綁定就是讓具有相似特徵的一些狀態共享同一組模型參數，這樣就可以有效減少模型參數的數量。

Author

ao th er



ao的單音素模型　　具有前後的三音素模型

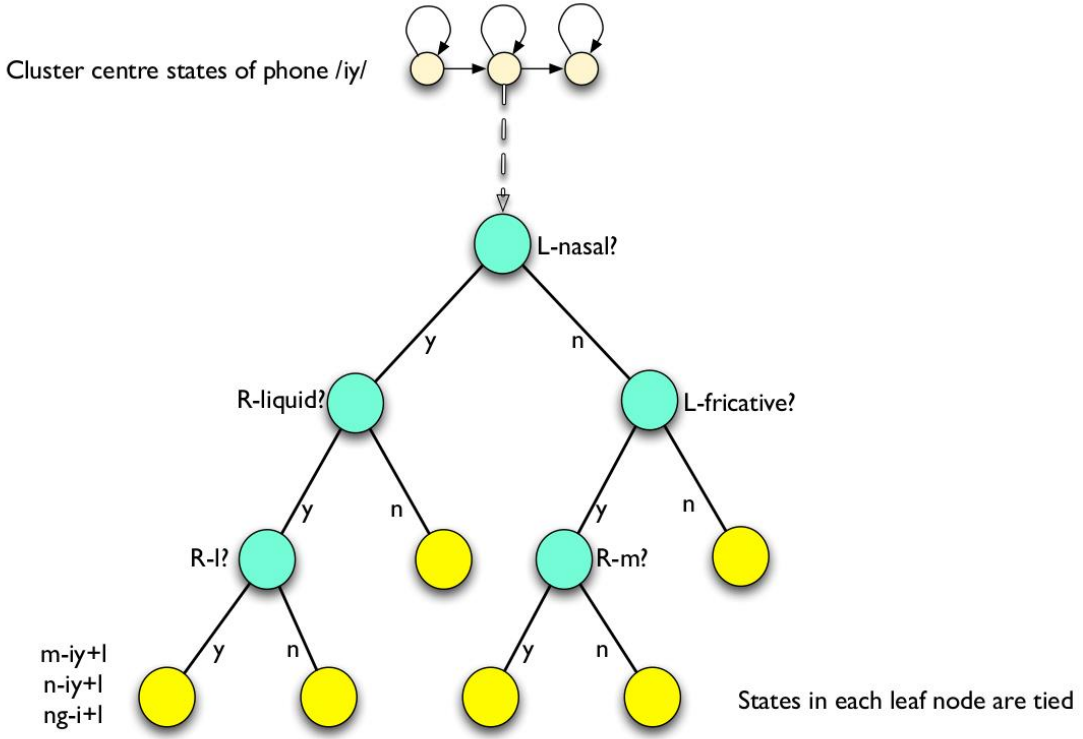


使用問題集進行分類

讓具有相似特徵的一些狀態共享同一組模型參數就稱為聚類。
通常使用語音決策樹(Phonetic Decision Tree)演算法，這是一種由上往下(分裂)，並不斷的分為兩類。
剛開始同一個音素的所有triphone都在根節點，然後每個節點都會根據問題進行分類，常見的問題如下：

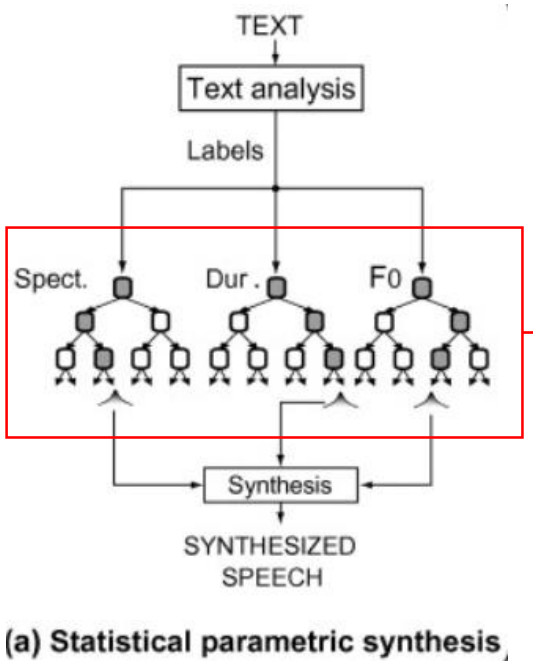
- 左邊是不是一個鼻音？
- 右邊是不是摩擦音？

目標是找到一個問題將一大堆HMM模型分成兩類。

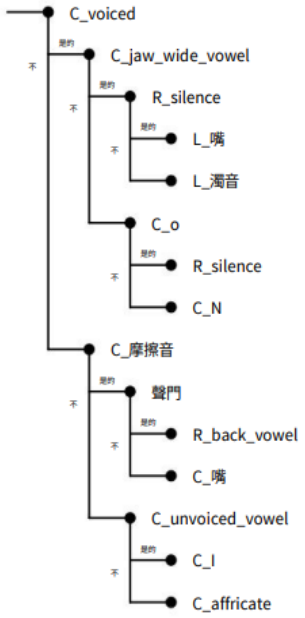


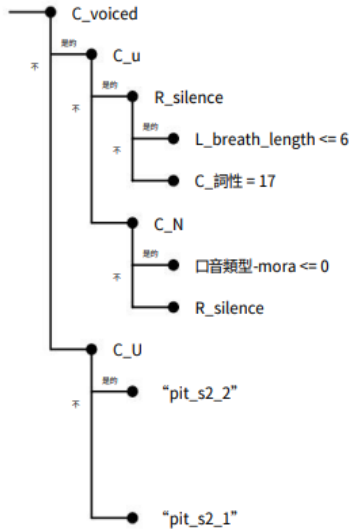
頻譜、基頻、持續時間各別使用決策樹聚類

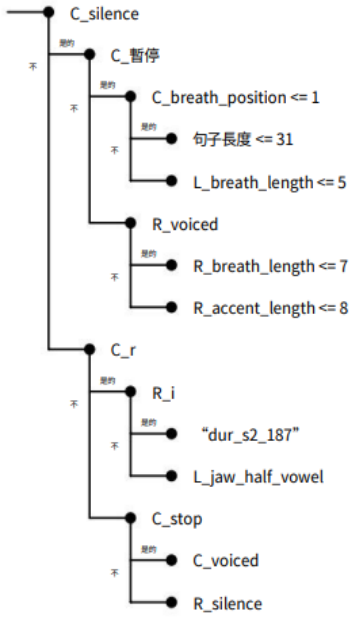
訓練完三音素模型，會得到很多HMM模型，因為三個係數(MFCC、F0、持續時間)都有各自的上下文關係，因此我們個別使用決策樹進行聚類，最後得到以下的三個樹，並可以得到三個參數的最優解。



(a) Statistical parametric synthesis







(a) Tree for Spectrum Model (b) Tree for Pitch Model (c) Tree for State Duration Model

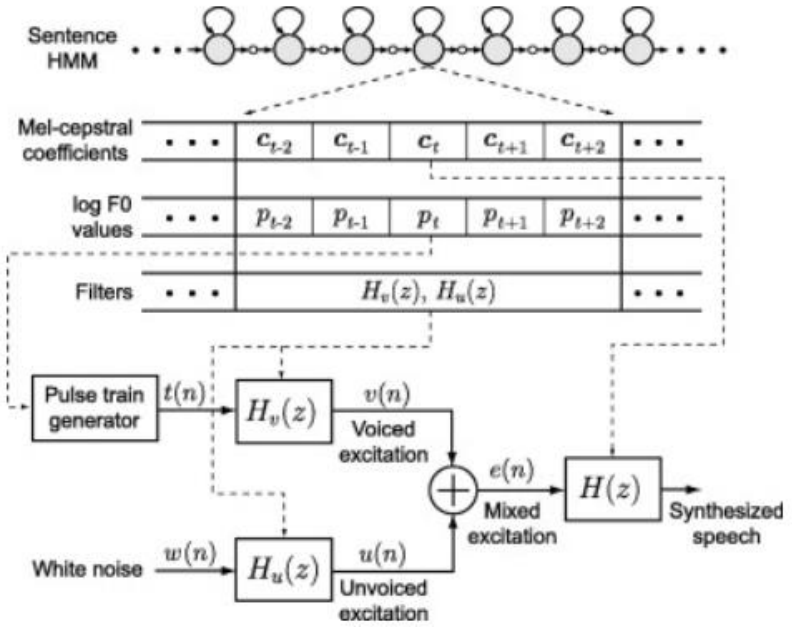
Examples of decision trees [2]

[2] T. Yoshimura, K. Tokuda, T. Masukoy, T. Kobayashi and T. Kitamura, "Simultaneous modeling of spectrum, pitch and duration in HMM-based speech synthesis," in *Proc Eurospeech*, 1999, pp. 2347–2350.

使用濾波器進行合成

最後根據決策樹各別取得三種最佳參數，並輸入濾波器進行合成。
目的為將參數透過濾波器轉換回聲音，它透過簡單周期的脈衝序列或是白噪聲激勵通過濾波器達成轉換。

- 單週期脈衝序列對應到濁音，也就是人類聲帶振動發出的聲音。
- 白噪聲對應到清音，聲帶不震動發出的氣音。



HMM-based excitation scheme [1]

[1] H. Zen, K. Tokuda and A. W. Black, “Statistical parametric speech synthesis,” *speech communication*, Vol. 51, pp.1039-1064, 2009.

附錄

上下文標籤格式

完整上下文標籤：

sil^sil-ao+th=er@1_2/A:0_0_0/B:1-1-2@1-2&1-7#1-4$1-3!0-2;0-4|ao/C:0+0+1/D:0_0/E:content+2@1+5&1+2#0+3/F:in_1/G:0_0/H:7=5@1=2|L-L%/I:7=3/J:14+8-2

所有特殊位元皆為固定格式的連接用符號，無意義

可以看到除了 p1~p7 總共分為 9 種關係，各類所代表的物理意義可參照下一頁每一種顏色對應其關係

格式：

1. p1^p2-p3+p4=p5@p6_p7
2. /A:a1_a2
3. /B:b1-b2@b3-b4&b5-b6#b7-b8!b9-b10|b11
4. /C:c1+c2
5. /D:d1_d2
6. /E:e1+e2@e3+e4
7. /F:f1_f2 /G:g1_g2
8. /H:h1=h2@h3=h4
9. /I:i1_i2
10. /J: j1+ j2- j3

生成上下文標籤

範例句子：Author of the danger trail

Author

ao th er

第一個標籤

持續時間 x^x-sil+sil=ao 其餘資訊 狀態一

開頭沒有聲音，sil(靜音)

第二個標籤

持續時間 x^x-sil+sil=ao 其餘資訊 狀態二

⋮

第六個標籤

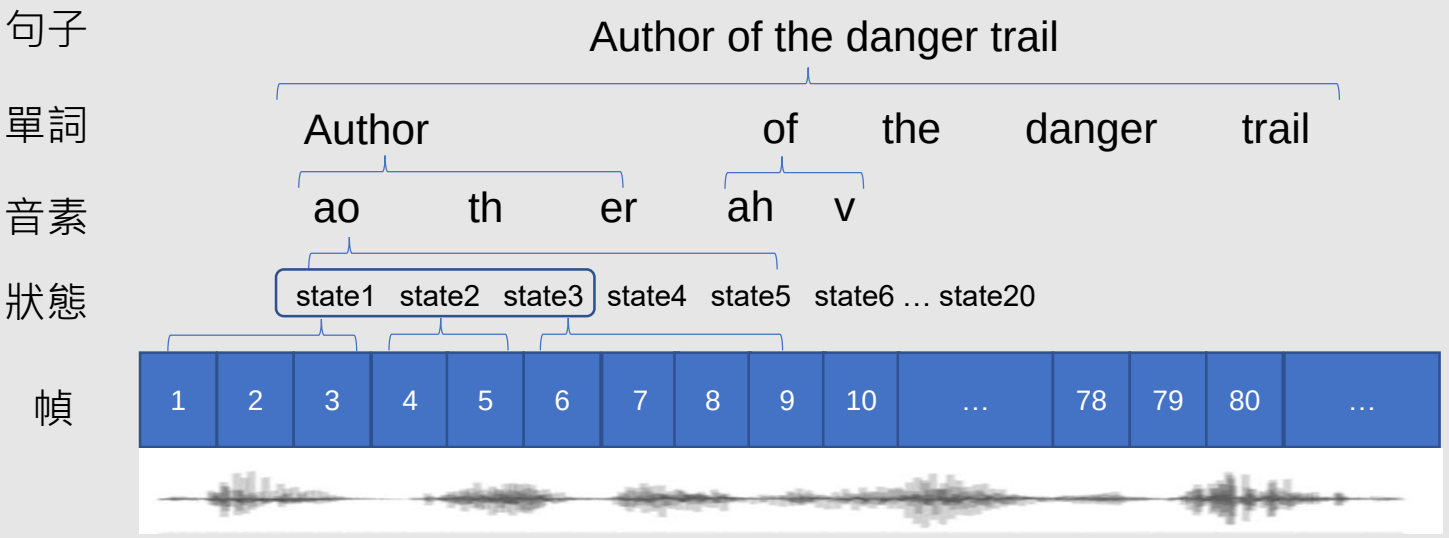
持續時間 sil^sil-ao+th=er 其餘資訊

前前音素 **前音素** **當前音素** **下一個音素** **下下一個音素**

標籤格式(音素、音節、單詞語、短語、句子之間的關係)

2050000 2400000 sil^sil-ao+th=er@1_2/A:0_0_0/B:1-1-2@1-2&1-7#1-4$1-3!0-2;0-4|ao/C:0+0+1/D:0_0/E:content+2@1+5&1+2#0+3/F:in_1/G:0_0/H:7=5@1=2|L-L%/I:7=3/J:14+8-2

前後音素、該音素在音節中的位置
前一個音節是否為重音、音素數量
當前音節重音、音素數量、在單詞中的位置、在短語中的位置...等
下一個音節是否為重音、音素數量
前一個單詞詞性、音節數量
當前單詞詞性、音節數量、在短語中的位置、單詞數量、距離...等
下一個單詞詞性、音節數量
前一個短語中的音節數量、單詞數量
當前短語中的音節數量、單詞數量、在語句中的位置
下一個短語中的音節數量、單詞數量
此話語中的音節、單詞、短語數量



HMM 以5個狀態對齊示意圖

HMM 定義與三問題

HMM模型做了兩個很重要的假設如下**(定義)**

1）任意時刻的隱藏狀態只依賴於它的前一個隱藏狀態

2）觀測獨立性假設。任意時刻的觀察狀態只依賴當前時刻的隱藏狀態

HMM 三個基本問題

1）評估觀察序列 (ex：MFCC特徵) 機率

- 即給定模型λ，計算在模型λ下觀測序列O出現的概率P，使用前向後向演算法

2）模型參數學習問題

- 即給定觀測序列O，估計模型λ=(A,B,Π)的參數，使該模型下觀測序列的條件概率P(O|λ)最大，使用EM演算法

3）預測問題，也稱為解碼問題

- 即給定模型λ=(A,B,Π)和觀測序列O，求給定觀測序列條件下，最可能出現的對應的狀態序列，使用viterbi演算法

一、字母：

字母 26 個

元音 (a e I o u)

輔音 剩下21個

音素	分类	数量	示例
		48 个	全部音标
元音（音素）	单元音	12 个	[i:]、[3:]等
	双元音	8 个	[ei]、[ai]等
辅音（音素）	清辅音	12 个	[p]、[t]等
	浊辅音	16 个	[b]、[d]等

二、音素(48=20+28)

音素是從音質角度劃分的最小的語音單位，從發音特徵上可分為兩類，即**元音**（也叫母音）**音素**和**輔音**（也叫子音）**音素**

英語中共有48個音素，其中元音20個，輔音28個。

字母是組成單詞的最小單位；音素是指字母在單詞中的讀音

blackboard**只有**b-l-a-ck-b-oar-d**七個音素**

用音標表示它們即[b] [l] [æ] [k] [b] [ɔ:] [d]

三、音標：

音標是**記錄音素的符號**，是音素的標寫符號。**它的制定原則**是：一個音素只用一個音標表示，而**一個音標並不只表示一個音素**（雙元音就是由2個音素組成的，相對於單元音來說。由2個音素構成的音標我們稱之為雙元音）

注意：音標≠音素，音素是音，音標是符號。

四、音節

元音音素特別響亮，一個元音音素可構成一個音節，一個元音音素和一個或幾個輔音音素結合也可以構成一個音節。一般說來，元音音素可以單獨構成音節。

輔音音素不響亮，一般不能單獨構成音節。但英語輔音音素中有 4 個輔音[m]，[n]，[ng]，[l]是響音，它們和輔音音素結合，也可構成音節。它們構成的音節往往出現在詞尾，一般是非重讀音節。

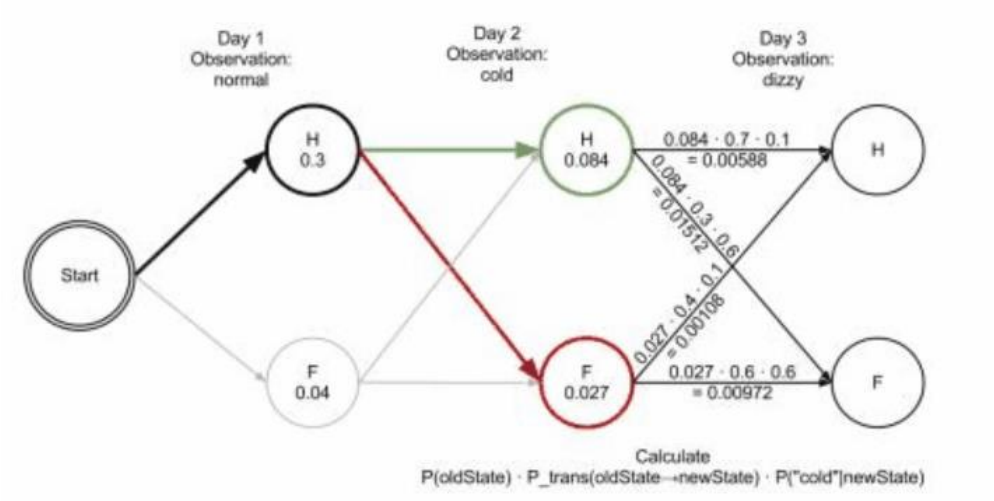
Viterbi演算法概念

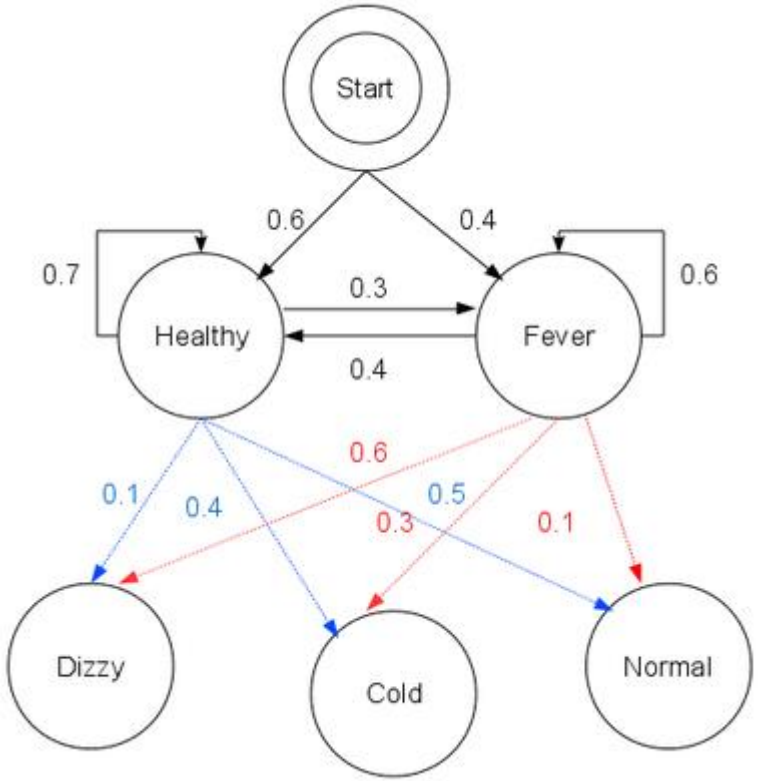
Viterbi是一種動態規劃演算法。它用於尋找最有可能產生觀測事件序列的路徑，以及其機率。

今天有一位醫生要判斷病人是健康的還是發燒，病人只會回答正常、頭暈、冷，醫生要從這3個答案中判斷是否發燒，是否發燒就是隱藏狀態(無法直接觀察到)
右圖為病人各狀態的機率：

- 當天健康的病人隔天只會有30%的機率會發燒
- 如果病人是健康的會有50%的機率覺得正常
- 如果病人發燒了會有60%的機率覺得頭暈

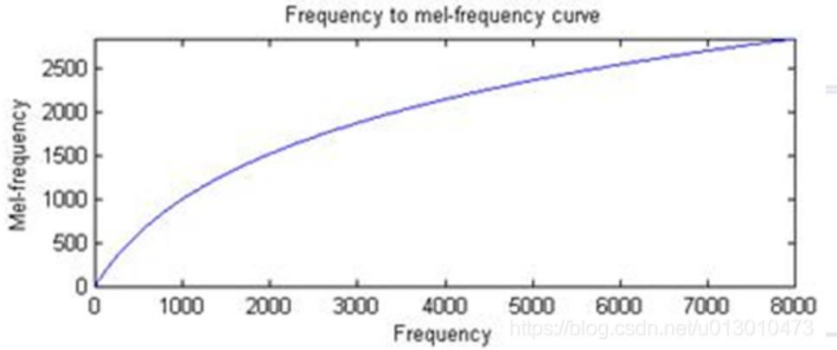
病人連續看醫生3天，得以下結果：[正常、冷、頭暈]
根據viterbi演算法可以計算出3天的狀態分別是：[健康、健康、發燒]



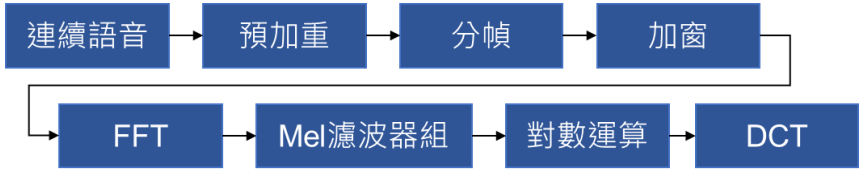


提取MFCC

梅爾到頻譜係數(MFCC) 是在Mel刻度頻率域提取出來的倒譜參數，
Mel描述了人耳頻率的非線性特性
右圖展示Mel頻率與線性頻率的關係



- 預加重：通過一個高通濾波器，用來補償高頻
- **梅爾刻度濾波器過濾**，將訊號進行一個平滑，分成幾個子帶。
  一般有兩種
  1. 三角帶通濾波器
  2. 高度的梅爾濾波
- **對數能量**：計算每個濾波器組輸出的對數能量，即子帶能量



MFCC的物理含義就是將語音物理資訊（頻譜包絡和細節）進行編碼運算得到的一組特徵向量，表示訊號頻譜的能量在不同頻率區間的分佈。

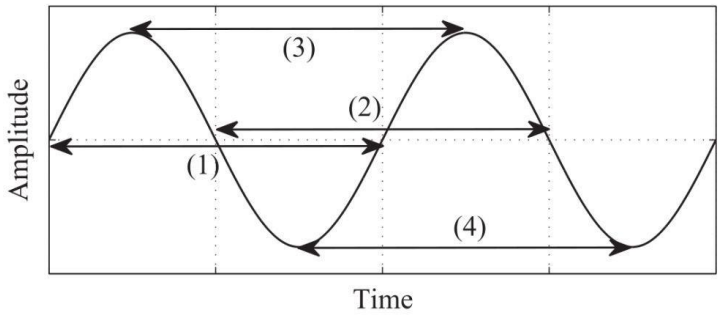
提取F0

提取一幀聲音基頻的方法，大致可以分為**時域法**和**頻域法**。

- **時域法**以**聲音的波形為輸入**，其基本原理是**尋找波形的最小正週期**。當然，實際訊號的週期性只能是近似的。
- **頻域法**則會先對訊號做**傅裡葉變換**，得到頻譜（僅取**幅度譜**，捨棄相位譜）。頻譜上在基頻的整數倍處會有尖峰，頻域法的基本原理就是要求出這些尖峰頻率的最大公約數

提取F0的演算法：

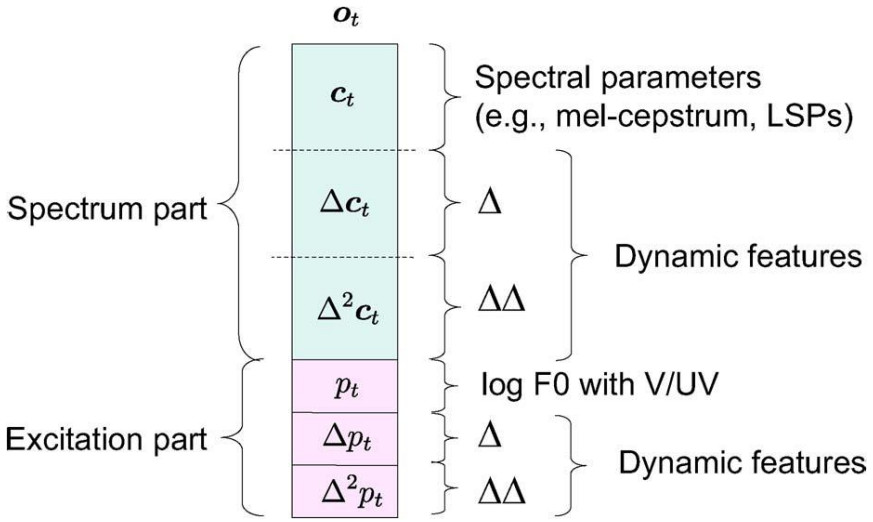
DIO (時域法)
通過低通濾波器對原始訊號進行基頻的提取，具體流程是取4個週期計算標準差，並選最低的作為基頻



YIN (時域法)
時域法的基本原理是尋找波形的最小正週期。換句話說，就是看訊號平移多少後，與原信號的重合度最高。
「重合度」有兩種定量衡量的方法，可以使用乘法的方式，亦可用減法的方式
YIN 演算法的名稱取自「陰陽」之「陰」，它表明演算法的核心思想是在差函數上尋找「谷值」，而不是在自相關函數上尋找「峰值」。

動態特徵

動態特徵為聲學特徵在相鄰幀間的變化情況。
透過HMM生成每個狀態的最有可能的觀測值，它只有考慮統計參數最有可能的觀測值，也就是該狀態的高斯分布均值，但這種方式生成出來的參數會有明顯的分段，因此合成出來的音檔會不自然，因此引入動態特徵後可以有效改善此問題，讓合成出來的音檔平滑化。

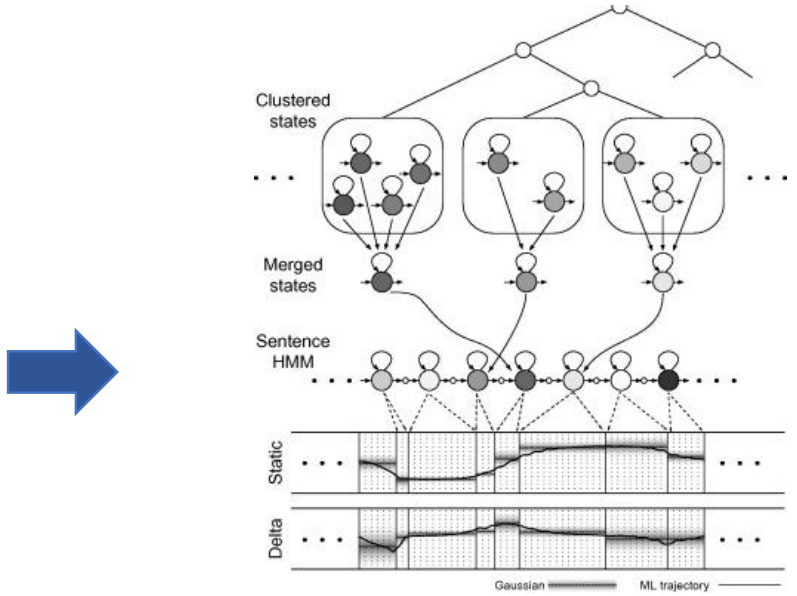


Feature vector [2]

O_t：狀態輸出向量
C_t：M維靜態特徵
ΔCt：一街動態特徵
W：是一個將動態特徵附加到c的(單位、零)矩陣

$$o = W c$$

O_t 為 C_t 的線性變換



動態特徵的影響，使軌跡變平滑

[2] T. Yoshimura, K. Tokuda, T. Masukoy, T. Kobayashi and T. Kitamura, "Simultaneous modeling of spectrum, pitch and duration in HMM-based speech synthesis," in *Proc Eurospeech*, 1999, pp. 2347–2350.

參數生成算法

目標是在給定高斯分佈序列的前提下，計算出具有最大似然函數的語音參數序列。
最大似然估計方法是在近似無限多種模型參數中，想辦法導出最有可能產生與真實觀察到的資訊一樣的結果模型參數。

計算高斯分布 (常態分佈) 需要有平均數與標準差。

目標找到一個 μ(平均數) 與 σ (標準差)，使目標樣本資訊代入時，使下方的概似函數值最大化

$$f(x\,|\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$f(x_1, x_2\,|\mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_1-\mu)^2}{2\sigma^2}} * \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_2-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$f(x_1, x_2, \ldots x_n|\mu) = \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x_i-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

概似函數

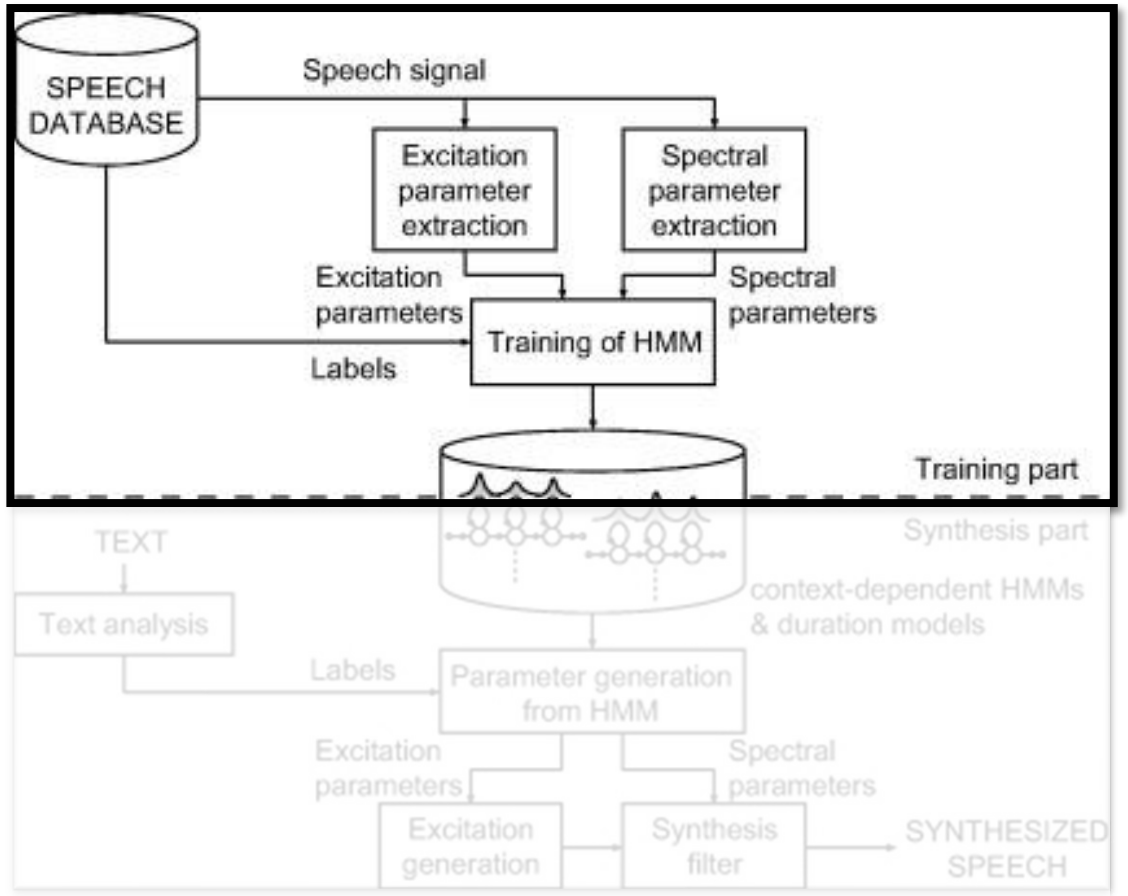
HMM 訓練部分

在訓練部分，從語料提取頻譜參數 (MFCC以及動態特徵) 和激勵參數 (logF0以及動態參數) 並搭配相對應的文本分析器產生上下文標籤，再配合適當的文脈相關問題集，訓練決策樹，最後產生與文脈相對應的HMM模型

其中頻譜、激勵、持續時間參數皆使用決策樹個別聚類，因為它們個自具有上下文依賴性。

動態特徵 (delta) 主要功用為連接每一個HMM模型時變得平滑解決分段問題。

取log目的是為了在計算HMM時，因為機率都是小餘一的數字，當連乘次數越多，有可能造成溢位，因此避免連乘到最後變成0的問題。



基於HMM的語音合成技術中的參數生成演算法

每個HMM狀態的輸出狀態用單高斯函數（Gaussian）或混合高斯函數（GMM）表示
其參數生成演算法的**目標**是在給定高斯分佈序列的前提下，計算出具有最大似然函數的語音參數序列

- 最大似然函數：一種估計模型參數的方法，從數種模型參數中找出與真實觀察到的資訊最接近的一組結果的過程。

而要計算高斯分布需要先求得平均數和標準差，有了高斯分布再帶入最大似然函數公式即可求得。

從單音素HMM拼接成話語HMM後，透過問題集聚類完成後，透過得到的高斯模型再生頻譜與基頻參數。