



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIEROS INDUSTRIALES Y DE TELECOMUNICACIÓN

Titulación :

INGENIERO DE TELECOMUNICACIÓN

Título del proyecto:

IMPLEMENTACIÓN Y COMPARACIÓN DE ALGORITMOS
BASADOS EN TÉCNICAS BIOMÉTRICAS DE VOZ PARA
RECONOCIMIENTO DE LOCUTOR EN COLABORACIÓN
CON LA EMPRESA IECISA

M^a Elísabe Ugarte Echeverría

Tutor: Javier Navallas Irujo

Pamplona, 30 de Junio de 2010

Cuando comencé esta aventura, nunca pensé que podría encontrarme con personas cómo con las que por suerte he coincidido. Estos años me han permitido formarme como ingeniera, mi objetivo inicial, pero sobre todo y mucho más importante como persona.

Quiero agradecer a todo el grupo de profesores que me han presentado entre otros al señor Fourier y aun tal Maxwell. Aunque muchos de ellos en algún momento me lo han puesto difícil, ahora, al final de esta carrera y al principio de mi nueva vida, se lo agradezco. Estoy muy orgullosa de haber estudiado en esta universidad, y en gran parte es por ellos.

En especial, quiero agradecer su amable colaboración y los conocimientos y opiniones que me ha aportado desde la distancia en esta recta final a mi tutor de proyecto Javier Navallas, porque desde el primer día me ha prestado su ayuda.

A la empresa IECISA donde surgió y evolucionó este proyecto, y en especial al grupo CST, porque desde la profesionalidad y la simpatía me están enseñando el mundo real.

A mis compis de promoción, porque empezaron siendo desconocidos, siguieron siendo compañeros de clase, pasaron a ser los biblioteceros, y hoy en día son mis amigos. De cada uno me llevo algo importante, podría empezar a recordar barbacoas, Cuba, las cenas, las ricas comidas del comedor, las jornadas domingueras de biblioteca, carpas, campings, las sesiones de laboratorio, las risas, los lloros, los días con mis chicas, las confesiones, los marujeos, las largas clases de... (dejad volar vuestra imaginación)... si sigo recordando el proyecto se duplica... A cada uno de vosotros os llevo y os llevaré siempre allá donde vaya.

A mis amigas de siempre, porque siempre seréis mis amigas.

A César, porque nos encontramos al principio de esta aventura y siempre y desde entonces me has acompañado, me has entendido, me has cuidado y me has querido. Gracias también a tu familia, que hoy también es parte de la mía. Ojalá sigamos juntos las aventuras que vienen.

A mi tata, porque de pequeña me cambiabas los pañales, luego me sacabas por ahí, después me ayudabas con la tarea, me consolaste y me comprendiste en mi drama personal cuando suspendí álgebra, y hasta hace poquito (ejem), me dabas la paga. Pero sobre todo gracias por ser la mejor hermana mayor del mundo mundial. I love you sister.

A mis papis, porque sin ellos, sin su cariño, sin su ayuda, y sin su esfuerzo nunca sería lo que hoy soy. Estoy muy orgullosa de vosotros. Os quiero. Gracias a ellos y a toda mi familia.

Gracias, y por cierto, ya sí: ¡Por fin soy ingeniera.!

RESUMEN

Este proyecto se enmarca en el área de procesado de señal, y tiene como objetivo obtener un sistema de reconocimiento de locutores. Esta técnica biométrica está fundamentada en las características de la voz de cada individuo. El modelado de las voces se realiza utilizando mezclas gaussianas y la caracterización está basada en escala Mel.

El proyecto se ha originado en el Centro de Servicios de Telecomunicaciones, situado dentro del departamento de Comunicaciones de la empresa Iecisa, donde se trabaja con un módulo de reconocimiento de locutores.

Palabras Clave: Reconocimiento de locutores, Biometría, GMM, MFCC, escala Mel, Coeficientes Delta, FAR, FRR, EER, SNR,...

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Técnicas biométricas

Figura 2. Verificación

Figura 3. Identificación

Figura 4. Tracto vocal

Figura 5. Bloque de preprocesado

Figura 6. Extracción de coeficientes MFCC

Figura 7. Modelado UBM

Figura 8. Distorsión de amplitud

Figura 9. Distorsión de fase

Figura 10. Modelado AWGN

Figura 11. Escenario grabación

ÍNDICE DE GRÁFICAS

Gráfica 1. FAR-FRR

Gráfica 2. Señal de voz

Gráfica 3. Enventanado temporal

Gráfica 4. Enventanado espectral

Gráfico 5. Escala mel

Gráfico 6. Banco de filtros escala mel

Gráfica 7. Banco de filtros escala i-mel

Gráfica 8. Escala mel vs Escala i-mel

Gráfica 9. Mezcla gaussiana

Gráfica 10. Criterio de parada

Gráfica 11. Sobreentrenamiento

Gráfica 12. Experimento 1

Gráfica 13. Experimento 2

Gráfica 14. Distribución de coeficientes H6

Gráfica 15. Distribución de coeficientes H5

Gráfica 16. Experimento 4

Gráfica 17. CMN en usuario H6

Gráfica 18. Test H10 sin CMN

Gráfica 19. Test H10 con CMN

Gráfica 20. Distribución de cepstrales H6 con 18 MFCC

Gráfica 21. Experimento 5

Gráfica 22. Experimento 6

Gráfica 23. Experimento 7

Gráfica 24. Experimento 8

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Características rasgos biométricos

Tabla 2. Coeficientes de variación

Tabla 3. Base de datos mujeres

Tabla 4. Base de datos hombres

Tabla 5. Base de datos locuciones mujeres

Tabla 6. Base de datos locuciones hombres

Tabla 7. Variación coeficientes MFCC

Tabla 8. Puntuaciones test H10

Tabla 10. Base de datos comercial

Tabla 11. K=4

Tabla 12. K=6

Tabla 13. K=8

Tabla 14. K=12

Tabla 15. K=16

Tabla 16. K=32

Tabla 17. Coef. MFCC =12

Tabla 18. Coef. MFCC =14

Tabla 19. Coef. MFCC =16

Tabla 20. Coef. MFCC =18

Tabla 21. Coef. MFCC =20

Tabla 22. Coeficientes Delta

Tabla 23. Compensación CMN

Tabla 24. Identificación

Contenido	
I. INTRODUCCIÓN	4
1 INTRODUCCIÓN	5
1.1 MOTIVACIÓN	6
1.2 OBJETIVO DEL PROYECTO	6
1.3 ORGANIZACIÓN DE LA MEMORIA	7
2.ESTADO DEL ARTE	7
2.1 RASGOS BIOMÉTRICOS	8
2.2 CLASIFICACIÓN DE TÉCNICAS BIOMÉTRICAS	9
2.3 LA VOZ COMO RASGO BIOMÉTRICO	10
2.4 APLICACIONES BIOMÉTRICAS	11
2.5 VENTAJAS Y DESVENTAJAS DE LOS SISTEMAS BIOMÉTRICOS	12
2.5.1 Ventajas	12
2.5.2 Desventajas	12
2.6 SISTEMA BIOMÉTRICO	13
2.7 VERIFICACIÓN E IDENTIFICACIÓN	14
2.7.1 Verificación	14
2.7.2 Identificación	15
2.8 ESTUDIO DE RESULTADOS	15
2.9 ESTADO DEL ARTE EN RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES	17
2.9.1 EXTRACCION DE CARACTERÍSTICAS Y TRACTO VOCAL	17
2.9.2 TÉCNICAS DE CLASIFICACIÓN	18
II. MÉTODOS	21
3 PREPROCESAMIENTO DE LA SEÑAL DE VOZ	22
3.1 SEGMENTACIÓN DE LA SEÑAL DE VOZ	22
3.2 PREÉNFASIS	24
3.2 ENVENTANADO	24
3.3 ELIMINACIÓN DE SILENCIOS	26
4 COEFICIENTES MFCC	27
4.1 COEFICIENTES DELTA Y DELTA-DELTA	30
4.2 COEFICIENTES IMFCC	31

4.3. CMN (Cepstral Mean Normalization)	33
5 ALGORITMO EM	36
5.1 DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO	37
5.2 ALGORITMO EM APLICADO A MEZCLAS GAUSSIANAS	38
5.3 IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO EM	41
5.3.1 Criterio de parada	41
5.3.2 Sobreentrenamiento	42
5.3.3 Singularidad de la matriz de covarianza	43
5.3.4 Inicialización	44
6 CLASIFICACIÓN ESTADÍSTICA	45
7 MODELO UNIVERSAL UBM (UNIVERSAL BACKGROUND MODEL)	47
8 INFLUENCIA DE LA RELACIÓN SNR EN SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTOR	49
8.1 INFLUENCIA DEL CANAL EN LA TRANSMISIÓN	49
8.2 MODELADO DE UN CANAL AWGN	52
III. ANÁLISIS EXPERIMENTAL Y RESULTADOS	53
8 DISEÑO EXPERIMENTAL	54
8.1 CARACTERÍSTICAS DE LOS LOCUTORES	55
8.2 CARACTERÍSTICAS DE LOS ARCHIVOS DE AUDIO	56
9 FASE EXPERIMENTAL DE VERIFICACIÓN	59
9.1 SELECCIÓN DEL NÚMERO DE COMPONENTES GAUSSIANAS	59
9.2 SELECCIÓN DEL NÚMERO DE COEFICIENTES MFCC	60
9.3 INFLUENCIA DEL COEFICIENTE C_0 : LOG-ENERGÍA	63
9.4 APLICACIÓN DE LA TÉCNICA CMN	64
9.5 COEFICIENTES DE VARIACIÓN DELTA	69
9.6 ANÁLISIS CON COEFICIENTES IMFCC	70
10 FASE EXPERIMENTAL DE IDENTIFICACIÓN	72
11 INFLUENCIA DE LA SNR EN VERIFICACIÓN	75
12 ANÁLISIS DE UNA BASE DE DATOS UTILIZADA EN ALGORITMO DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES PARA SERVICIO COMERCIAL	77
IV CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS	80
13. CONCLUSIONES	81
14. LÍNEAS FUTURAS	82

V BIBLIOGRAFÍA	83
15. BIBLIOGRAFÍA	84
VI ANEXOS	86
16. ANEXO I	87
17. ANEXO II	101
18. ANEXO III	102

I. INTRODUCCIÓN

1 INTRODUCCIÓN

Los métodos de reconocimiento biométrico están teniendo su auge en los últimos años mediante la introducción de nuevas técnicas. Hasta hace poco más de diez años, el reconocimiento de huella dactilar era prácticamente el único método biométrico utilizado. Sin embargo, con la evolución de las nuevas tecnologías y de la aplicación de éstas tanto en entornos de ocio y comodidad, como en entornos de seguridad o policiales, la evolución en desarrollo biométrico que se está produciendo está siendo muy importante. Gracias a los estudios realizados en este campo, y con los pasos que están por venir, la identificación de un individuo no va a depender únicamente de lo que dicho individuo lleve sino que se fundamentará en quién es.

Actualmente, las vertientes biométricas que existen son muchas, yendo desde el reconocimiento facial hasta el modo de caminar que una persona tenga, pasando por muchos otros rasgos que pueden diferenciar a un individuo de otro. El rasgo biométrico en el que se centra este proyecto es la voz. Se implementará un algoritmo de reconocimiento de locutores. Esta técnica resulta muy interesante fundamentalmente porque la señal a analizar es muy fácil de capturar, y su grabación no conlleva molestias importantes para el individuo, por lo que se ve al reconocimiento de locutores como una técnica amable para los usuarios. Sin embargo, también hay que tener en cuenta que puede ser una señal fácilmente degradable voluntariamente, y en investigaciones policiales sobre todo hay que tener en cuenta este ítem. Además hay que recordar que, al igual que otros rasgos físicos utilizados en biometría, como por ejemplo puede ser la cara, la voz es una característica física que cambia con el paso del tiempo.

Por otro lado es importante reseñar, que el reconocimiento de locutores combinado con otro tipo de técnicas, sobre todo con el reconocimiento de palabras, proporciona resultados muy buenos, y es una combinación que se utilizará en los próximos años sobre todo en acceso a aplicaciones vía web y en sistemas electrónicos para personas con discapacidades.

La implementación del módulo de reconocimiento se ha realizado mediante modelos de mezclas gaussianas (GMM) entrenadas mediante el algoritmo EM (Estimación-Maximización), y la caracterización de la voz está basada en coeficientes MFCC, basados en coeficientes cepstrales, utilizados para reconocimiento de palabras. La diferencia entre coeficientes cepstrales y coeficientes MFCC (mel cepstrales) es que estos últimos están calculados sobre un tipo de escala, escala mel, que simula la respuesta real del oído humano a las diferentes frecuencias.

El sistema GMM+ MFCC es el método más exitoso investigado hasta ahora en biometría de locutor, y junto con diferentes tipos de mejoras tanto de canal como introducción de variaciones mediante derivadas dan resultados bastante aceptables.

1.1 MOTIVACIÓN

Este proyecto surge con el inicio de mis prácticas en la empresa IECISA (Informática El Corte Inglés), en la que entro a formar parte del Centro de Servicio de Telecomunicaciones (CST) formada conmigo por 4 personas, y que se sitúa dentro del departamento de Comunicaciones (formada en total por 25 personas aproximadamente). El CST trabaja como un pequeño operador. Explotando una red de transmisión de datos física, la finalidad es vender servicios principalmente de voz a través de la misma. Se trabaja fundamentalmente con telefonía IP y con servicios de videoconferencia, y el reconocimiento de locutores es un servicio de valor añadido a éstos. Por ejemplo, si se implementa un call center o una centralita virtual a través de telefonía IP, el reconocimiento de locutor supone una funcionalidad adicional y altamente ventajosa frente a no tenerla.

Este servicio me pareció el más interesante para centrar mi proyecto final de carrera, debido por un lado a mi interés personal en el tratamiento de señal, y por otro, a que se trataba de un servicio todavía no muy extendido pero, por contrapartida, muy ambicioso, ya que el reconocimiento de locutores, al igual que otras técnicas biométricas todavía en investigación, marcan un antes y un después en los métodos de identificación de individuos.

El cliente potencial estudiado en la empresa para este tipo de servicio son las entidades bancarias, puesto que para acceder a determinadas funcionalidades de dichas entidades, el reconocimiento de locutor ya sea a través de una centralita virtual o a través de un teleoperador tradicional, implica un nivel de seguridad que una simple contraseña no puede dar.

1.2 OBJETIVO DEL PROYECTO

El objetivo de este proyecto es realizar una implementación de un sistema de reconocimiento de locutores mediante coeficientes MFCC y Modelado con mezclas gaussianas, y optimizar los resultados en este caso para la base de datos ELSDR que es con la que trabajaremos en la mayor parte del proyecto. Por otra parte, analizaremos un modelo comercial utilizado en la empresa y compararemos los resultados de nuestra implementación con ELSDR y con la nueva base de datos.

1.3 ORGANIZACIÓN DE LA MEMORIA

El proyecto está documentado siguiendo el siguiente orden:

- En primer lugar, se desarrolla un capítulo tratando el estado del arte de la biometría en general, y posteriormente de las principales técnicas utilizadas en reconocimiento de locutores actualmente.
- En la segunda parte de este proyecto, se analizan y describen conceptual y matemáticamente los algoritmos y técnicas utilizadas en la implementación del módulo de reconocimiento de locutores.
- El tercer bloque consta de la fase experimental en la que se describen los resultados obtenidos con la aplicación de las distintas técnicas estudiadas sobre la base de datos ELDSR. Se añade al análisis de las distintas técnicas un estudio de los resultados ante la variación de la relación SNR, y un análisis de la base de datos de pruebas utilizada en la empresa.
- Finalmente, se resumen las conclusiones más importantes y las líneas que se deberían seguir en un futuro para avanzar en la investigación y el desarrollo de algoritmos y técnicas eficientes en el campo del reconocimiento biométrico de locutores.

2. ESTADO DEL ARTE

La Biometría es la ciencia dedicada a la identificación de individuos por medio de características físicas, anatómicas o de comportamiento intrínsecas de cada uno, y que lo diferencian del resto [1]. Es una técnica muy utilizada en los últimos años y que permite identificar a una persona independientemente de lo que lleve (tarjetas, llaves,...) y basándose únicamente en quién es, permitiendo de esta manera reducir notablemente las tasas de fraude que pueden existir con sistemas tradicionales.

Los primeros indicios biométricos datan del siglo XIV, cuando, según un escritor y explorador llamado Joao de Barros, los comerciantes de China, estampaban la huella de la palma de las manos de los niños en papel con tinta para distinguir así a los más jóvenes del resto, siendo esta técnica el inicio de la biometría de huella dactilar. Sin embargo, en Occidente, los primeros métodos biométricos no aparecieron hasta finales de siglo XIX. Es en 1883 cuando Alphonse Bertillon, jefe del departamento fotográfico

de la policía de París, desarrolló un sistema antropométrico para identificación de sospechosos o criminales [2]. Hasta entonces, la identificación se había basado únicamente en la ‘memoria fotográfica’. Este primer sistema, convirtió a la biometría en un amplio campo de estudio, siendo hoy en día una técnica muy utilizada, y en constante desarrollo, en todas sus vertientes.

2.1 RASGOS BIOMÉTRICOS

Cualquier técnica de reconocimiento biométrico debe estar basada en un rasgo que caracterice unívocamente a un individuo. Para ello, los rasgos biométricos deben de cumplir las siguientes características [3]:

- **Universalidad:** Cualquier miembro de la población de interés debe poseer este rasgo.
- **Unicidad:** Un individuo de la población debe ser distinguido del resto por medio de este rasgo.
- **Permanencia:** El rasgo biométrico no debe sufrir cambios notables a lo largo del tiempo.
- **Caracterización:** Para poder ser utilizado como rasgo biométrico, debe ser medible de forma cuantitativa.

Estas cuatro características son básicas y cualquier sistema biométrico debe estar basado en un rasgo que las cumpla. Además existen otras características que son recomendables para el buen funcionamiento del sistema. Se enumeran a continuación las más destacadas:

- **Rendimiento:** Puesto que los métodos biométricos son utilizados en muchas ocasiones en tiempo real, una óptima implementación de los mismos permite una mayor velocidad de respuesta, lo que proporciona un sistema más amigable y cómodo desde el punto de vista de los usuarios.
- **Aceptabilidad:** El sistema debe lograr que los usuarios estén dispuestos a utilizarlo sin que éste les suponga excesivas molestias, y reconociendo a dicho rasgo como un modo de identificarse a sí mismo.
- **Fraude:** La fiabilidad y la robustez de un sistema biométrico está íntimamente relacionado con la posibilidad que existe de falsificar el rasgo.

2.2 CLASIFICACIÓN DE TÉCNICAS BIOMÉTRICAS

Los rasgos biométricos que cumplen las características anteriores se dividen en dos grandes grupos: anatómicas o de comportamiento.

- **Anatómicas:** Cada individuo a identificar se modela en base a un rasgo físico concreto que lo distingue del resto de individuos.
- **Características de comportamiento:** El individuo es caracterizado por medio de un comportamiento que se espera no varíe a lo largo del tiempo.

En la Figura 1 se puede observar la clasificación de las técnicas biométricas más importantes en función de si están basadas en rasgos anatómicos o de comportamiento [4][5].

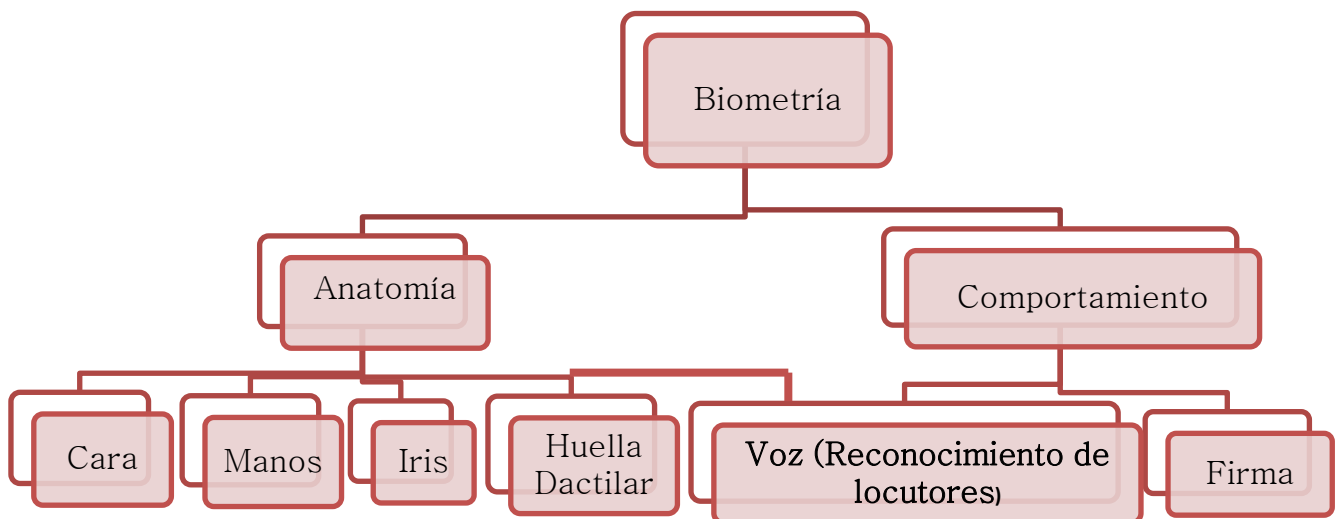


Figura 1. Técnicas biométricas

Como se puede observar, la voz se puede enmarcar como rasgo de comportamiento (acento, volumen, velocidad,...) pero se puede clasificar también como rasgo anatómico puesto que la voz de cada individuo se conforma en función de la fisiología de su aparato fonador. Los rasgos biométricos clasificados anteriormente cumplen las características implícitas que debe de tener un rasgo para ser utilizado como tal. El grado de cumplimiento de estas características varía en mayor o menor medida en función del rasgo concreto.

<i>Rasgo Biométrico</i>	<i>Universalidad</i>	<i>Diferenciación</i>	<i>Permanencia</i>	<i>Caracterización</i>	<i>Rendimiento</i>	<i>Aceptabilidad</i>	<i>Fraude</i>
<i>Cara</i>	Alto	Bajo	Medio	Alto	Bajo	Alto	Bajo
<i>Huellas dactilares</i>	Medio	Alto	Alto	Medio	Alto	Medio	Alto
<i>Geometría de la mano</i>	Medio	Medio	Medio	Alto	Medio	Medio	Medio
<i>Venas de las manos</i>	Medio	Medio	Medio	Medio	Medio	Medio	Alto
<i>Iris</i>	Alto	Alto	Alto	Medio	Alto	Alto	Alto
<i>Firma</i>	Bajo	Bajo	Bajo	Alto	Bajo	Alto	Bajo
<i>Voz</i>	Medio	Bajo	Bajo	Medio	Bajo	Alto	Bajo
<i>Termograma facial</i>	Alto	Alto	Bajo	Alto	Medio	Alto	Alto
<i>Olor</i>	Alto	Alto	Alto	Bajo	Bajo	Medio	Bajo
<i>Modo de caminar</i>	Medio	Bajo	Bajo	Alto	Bajo	Alto	Medio
<i>ADN</i>	Alto	Alto	Alto	Bajo	Alto	Bajo	Bajo
<i>Oreja</i>	Medio	Medio	Alto	Medio	Medio	Alto	Medio

Tabla 1. Características rasgos biométricos

2.3 LA VOZ COMO RASGO BIOMÉTRICO

Este proyecto se fundamenta en el reconocimiento de locutores independientes del texto, por tanto el rasgo biométrico que se utiliza es la voz. Las características que tiene la voz como rasgo biométrico se resumen en los siguientes puntos:

- Se puede clasificar como rasgo físico y como rasgo de comportamiento. Como rasgo físico puede sufrir deterioros o cambios, por causa de enfermedades, con el paso del tiempo o por el estado de ánimo. Puesto que también se trata de un rasgo de comportamiento puede ser variado voluntariamente.
- Su principal ventaja es que es un rasgo muy aceptado y accesible para los usuarios, y socialmente es mejor aceptada una grabación de voz que una fotografía por motivos de anonimato y privacidad.
- Diferentes personas pueden tener características fonéticas y prosódicas similares, y esto unido al acento propio de una región puede dificultar la diferenciación entre un individuo y otro.

2.4 APLICACIONES BIOMÉTRICAS

La biometría es utilizada en ámbitos muy distintos y con diferentes fines. Podemos realizar una clasificación de aplicaciones biométricas dividiendo éstas en tres grandes grupos:

- **Aplicaciones comerciales:** Un ejemplo muy característico de este tipo de aplicación es la utilización de la biometría en temas de transacciones bancarias. Además, cada vez es más frecuente el uso de biometría (huella dactilar) en dispositivos electrónicos, especialmente en ordenadores portátiles. El reconocimiento de locutor permite principalmente el acceso a servicios privados vía telefónica.
- **Aplicaciones forenses:** La biometría es especialmente útil en estudios forenses o policías en los que se dispone de muestras biométricas de sospechosos o víctimas. [6]
- **Aplicaciones gubernamentales o de entidades públicas:** El acceso a edificios oficiales o el paso de fronteras se está convirtiendo en uno de los principales motivos de estudio de ciertas técnicas biométricas. Por ejemplo, en Estados Unidos, se está recopilando ya una base de datos de fotografías del iris de todas las personas que entran en el país.

2.5 VENTAJAS Y DESVENTAJAS DE LOS SISTEMAS BIOMÉTRICOS

2.5.1 Ventajas

La biometría facilita el reconocimiento de personas independientemente de lo que traigan consigo, es decir, dentro de unos cuantos años, las tarjetas identificativas, el DNI, los pasaportes, etcétera, tenderán a desaparecer, ya que la identificación será intrínseca de cada individuo y alguno de sus rasgos físicos o la combinación de éstos serán su mejor pasaporte, evitando así robos, falsificaciones o posibles pérdidas de documentos.

Además, los métodos biométricos aumentan la eficacia de las investigaciones policiales ya que a nivel interno, se pueden capturar rasgos físicos a través de cámaras y comparar éstos con bases de datos de sospechosos. Por otro lado, a nivel externo o internacional, la colaboración entre países es mucho más sencilla.

Existen otras muchas situaciones en las que la biometría es ventajosa. A nivel comercial, la utilización de biometría en acceso a dispositivos electrónicos es cada vez más común. Ya son cada vez más numerosos los ordenadores portátiles que incluyen un detector de huella dactilar. Otro ejemplo, es la atención telefónica de bancos y la ejecución de transacciones monetarias mediante el uso de la voz.

También es necesario resaltar que la biometría está cada vez más integrada en sistemas domóticos y en dispositivos orientados a personas con discapacidad.

2.5.2 Desventajas

El desarrollo e implantación de las técnicas biométricas necesita de la cooperación de los individuos que pertenecen a la población a estudiar y por tanto, en algunos casos, pueden existir reticencias por parte de algunas personas a colaborar con el uso de estos métodos biométricos, y por tanto la extracción de características puede ser defectuosa.

Además, pese a que exista colaboración de todos los individuos, en algunas ocasiones, el entorno en el que se realiza la extracción puede no ser óptimo, y por tanto los resultados obtenidos a partir de estas características tampoco lo serán.

Otro problema importante que presentan los métodos biométricos, es el envejecimiento de los individuos con el paso del tiempo y con él, el cambio de los rasgos biométricos. El reconocimiento facial es uno de los métodos biométricos que más sufre este problema debido al cambio que se produce en el rostro de los individuos. Además, los cambios voluntarios de apariencia, pueden provocar errores en la identificación (barba, bigote, flequillos,...). Por otra parte, la voz cambia y se ‘endurece’ también con el paso del tiempo, y los cambios de voz voluntarios pueden ser un método de fraude en los sistemas de biometría de locutor.

2.6 SISTEMA BIOMÉTRICO

Cualquier sistema biométrico, está compuesto por un conjunto de bloques básico formado por un detector biométrico, un bloque extractor de características, un bloque de entrenamiento y un bloque de clasificación. Generalmente a éstos se les suele añadir un de preprocesamiento de la señal que permite adecuar la señal para ser tratada posteriormente.

El detector biométrico es el sensor que nos permite relacionar nuestro sistema con el mundo exterior y que captura el carácter físico o de comportamiento que vamos a procesar. En un sistema de detección facial, el detector biométrico puede ser una cámara web o una cámara fotográfica, y por otra parte en un sistema de reconocimiento de locutor el sensor es un micrófono, que permite que la voz de un individuo sea grabada.

El bloque de preprocesado que se incluye dependiendo del tipo de biometría permite que la señal captada pueda ser analizada correctamente y la extracción de características sea precisa. Por ejemplo, en este proyecto, se ha implementado un bloque que permite tratar la señal de voz ya que originalmente se trata de una señal altamente variable.

La extracción de características es el método mediante el que el rasgo biométrico que distingue a las personas puede ser medible y cuantificable para ser analizado posteriormente en el modelado donde cada usuario es representado por un conjunto de parámetros extraídos a partir de dichas características, y que permiten ante una entrada dada, ésta sea asociada a un modelo o a otro (a un usuario o a otro) a partir del cálculo de una puntuación y de la toma de decisiones a partir de ésta.

El bloque de entrenamiento se conforma por el método mediante el cual las características extraídas anteriormente se resumen en un modelo que será utilizado en la fase de clasificación. Dicha fase de clasificación puede estar basada en técnicas estadísticas o en medidas de distancia, mediante las cuáles ante una estada de test se obtiene una puntuación por cada modelo de usuario que exista en la base de datos.

2.7 VERIFICACIÓN E IDENTIFICACIÓN

Existen dos técnicas muy utilizadas en biometría y cuya finalidad es distinta. Estas dos técnicas se denominan verificación e identificación [6]. Por un lado, dentro de un grupo de usuarios, y dado una señal de voz S , podemos decir a que usuario dentro de ese grupo pertenece esa señal de voz. En este caso estamos hablando de verificación.

Por otro lado, para una señal de voz S' , podemos decir si esa locución fue generada por alguno de nuestros usuarios, para ello se establece experimentalmente un valor δ , de forma que delimitamos que todas las locuciones cuyo 'score' o puntuación estén por debajo o por encima de ese umbral pertenecen a nuestro grupo. En este caso hablamos de identificación. En las secciones, vemos cada uno de los casos.

2.7.1 Verificación

Dada una señal de entrada, aplicamos ésta en cada uno de los modelos de usuario calculados anteriormente. De cada bloque nos saldrá una puntuación o score.

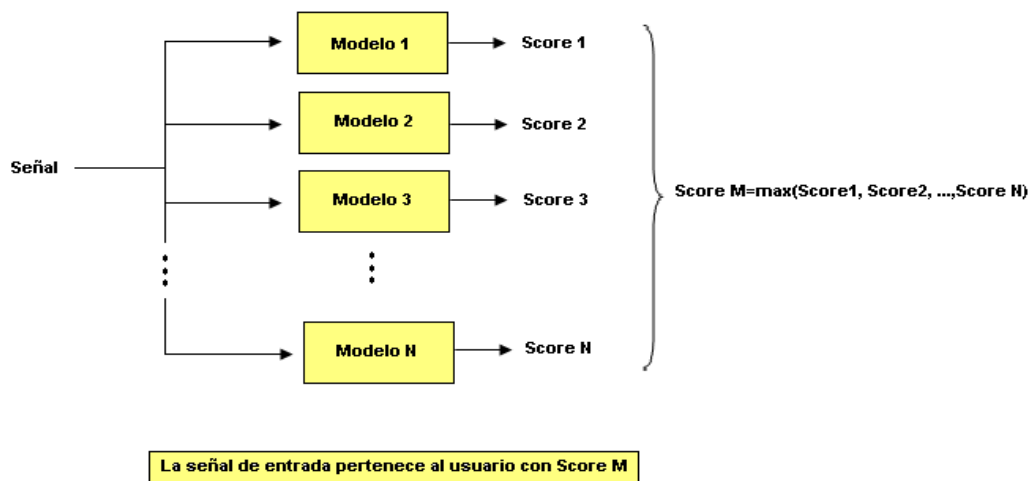


Figura 2. Verificación

El score en nuestro caso lo calcularemos mediante el Teorema de Bayes aplicado a mezclas gaussianas, y el modelo que obtenga mayor score o puntuación para una matriz de características de una determinada señal de entrada será el modelo del usuario al que pertenece la señal de voz.

2.7.2 Identificación

En el caso de la identificación, lo que estimamos es un umbral en base al que aceptamos o rechazamos la entrada del usuario en el sistema al que intenta acceder. En este caso, los scores de cada usuario se computan a partir de un modelo universal (UBM) que será explicado en apartados posteriores, y que está calculado a partir del modelado de señales de voz de todos los usuarios que pertenecen al sistema. Para cada aplicación se fija el umbral a partir del que se decide si un usuario es aceptado o rechazado. El bloque de identificación se resume en la Figura 3.

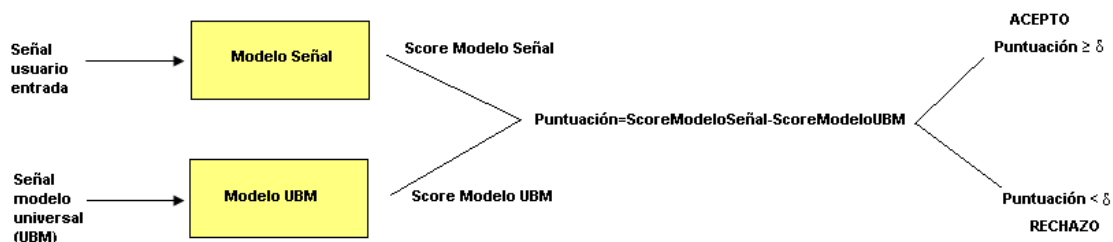


Figura 3 .Identificación

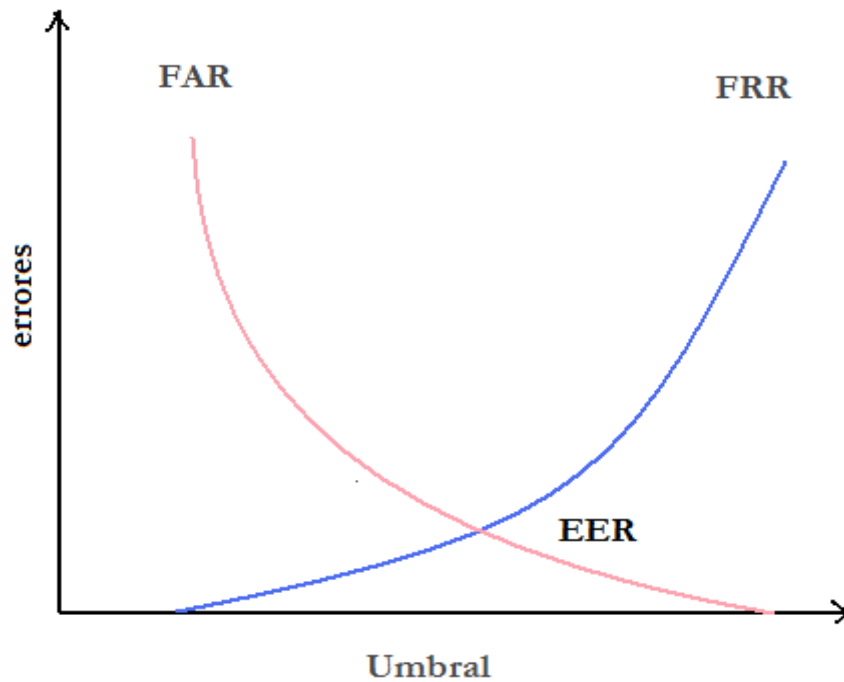
2.8 ESTUDIO DE RESULTADOS

Si realizamos un análisis de los resultados obtenidos, en el proceso de verificación simplemente analizaremos el número de aciertos obtenidos frente al número de observaciones realizadas, es decir, buscaremos únicamente, maximizar este porcentaje. Y las diferentes implementaciones en la extracción de características y en el modelado buscarán éste objetivo.

Sin embargo, en el proceso de identificación, existen dos parámetros a tener en cuenta, el número de falsos positivos y el número de falsos negativos [7].

Se conoce como ratio de falsos positivos ó FAR (False Acceptance Rate) al número de usuarios aceptados en un sistema porque superan el umbral prefijado y que realmente son intrusos.

De la misma manera, se conoce cómo ratio de falsos negativos o FRR (False Rejection Rate), al número de usuarios a los que se les considera intrusos y sin embargo son usuarios verdaderos.



Gráfica 1. FAR-FRR

En la gráfica anterior se ve la evolución que tienen ambos ratios con la variación del umbral fijado para poder acceder al sistema. En función de la aplicación ese umbral se definirá en un valor concreto.

El punto de la gráfica para que el umbral del sistema dará un mismo valor de falsos positivos y de falsos negativos se conoce cómo EER (Equal Error Rate).

2.9 ESTADO DEL ARTE EN RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES

Hasta ahora, se ha realizado un repaso del estado del arte de biometría de forma genérica. En este apartado, se podrá ver una pequeña descripción de la biometría centrada en voz y reconocimiento de locutor.

2.9.1 EXTRACCION DE CARACTERÍSTICAS Y TRACTO VOCAL

La extracción de características en biometría centrada en tratamiento de voz está centrada principalmente en la disposición del tracto vocal, el cuál contiene cavidades cuyas dimensiones son variables en función de la persona, y por tanto, el contenido espectral del sonido generado en la cavidad glótica, impulsado por los pulmones y por el diafragma se modifica dependiendo de cómo resuenen las distintas cavidades: laringe, cavidad nasal y boca. Las distintas resonancias conforman un espectro que caracteriza el sonido emitido [6].

En la Figura 6 se muestra la disposición del tracto vocal humano:

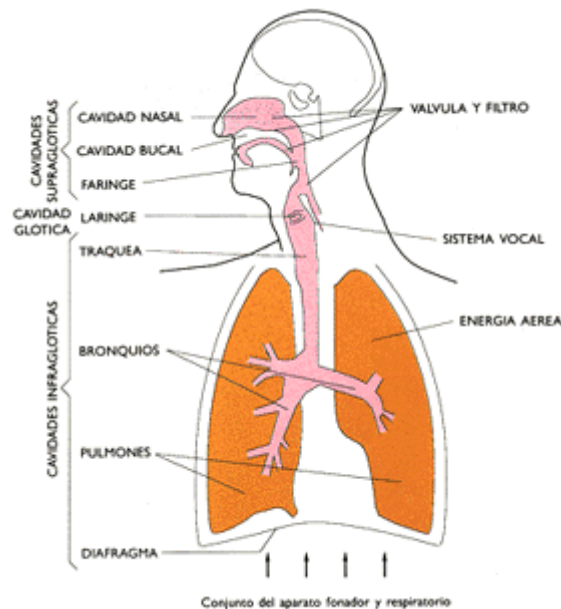


Figura 4. Tracto vocal

A partir del modelado de este tracto vocal, se simula el comportamiento de una onda sonora a través de las distintas cavidades o filtros. De este modelo derivan los coeficientes LPC's o de predicción lineal que lo caracterizan, y que son muy utilizados en reconocimiento de palabras. A partir de estos se pueden calcular los coeficientes cepstrales.

Otra alternativa, que es la que se utiliza en este proyecto, es caracterizar la envolvente espectral del sonido emitido mediante la utilización de un banco de filtros cuya respuesta espectral es la misma que la del oído humano. Esta caracterización está basada, en una escala, que llamamos escala mel y que será detallada en apartados posteriores. A partir de esta escala se obtienen los coeficientes utilizados para reconocimiento de locutores, llamados coeficientes mel-cepstrales.

2.9.2 TÉCNICAS DE CLASIFICACIÓN

2.9.2.1 CUANTIZACIÓN VECTORIAL

Este método es uno de los más sencillos de los que se van a describir en este apartado y se basa en aprendizaje no supervisado, donde un algoritmo, generalmente el algoritmo K-Means (sección 5.3.4), agrupa automática cada clase conocida (locutores). Existen distintos algoritmos de agrupamiento, pero en esencia, el objetivo es el mismo. Las características de cada uno de los distintos individuos se dividen en un conjunto de regiones de las que se calcula el centroide de cada una de ellas. Se suele llamar codebook a la colección de los centroides, y el número de estos suele variar entre 32 y 64 centroides por codebook.

En el proceso de test, el vector de características de una voz desconocida se compara con las distancias a los codebooks, siendo la puntuación que se elige la de distancia mínima acumulada.

2.9.2.2 REDES NEURONALES

Las redes neuronales son más simplemente una forma de emular ciertas características propias de los humanos, como la capacidad de memorizar y de asociar hechos. Si se examinan con atención aquellos problemas que no pueden expresarse a través de un algoritmo, se observará que todos ellos tienen una característica en común: la experiencia. Por tanto, una forma de aproximarse al problema de resolver este tipo de situaciones, es implementar un sistema que sea capaz de simular esta característica propia de los humanos. la construcción de sistemas que sean capaces de reproducir esta característica humana.

Las redes neuronales son un modelo artificial y muy simplificado del cerebro humano, y que son capaces de adquirir conocimiento por medio de la experiencia. Este método de

tratamiento está basado en una unidad básica de procesamiento inspirada en la célula fundamental, la neurona.

Este método es muy utilizado en reconocimiento de palabras ya que se puede entrenar de forma que la unidad básica (neurona) recoja la información de otras unidades anteriores (pre-sinápticas) y pasan esta información a unidades posteriores (post-sinápticas).

No profundizaremos en este tema puesto que este algoritmo tiene su base en reconocimiento del habla, y no de locutores, y por tanto, al margen de que se trata de un modelo que se utiliza en tratamiento de voz, no tiene relación con el presente proyecto.

2.9.2.3 MODELOS OCULTOS DE MARKOV

Los modelos ocultos de Markov (HMM) corresponden a modelos estadísticos que han sido usados con éxito en el ámbito de reconocimiento de hablante dependiente de texto. Mediante este método, cada palabra de un locutor determinado es generada por un modelo de Markov, que consiste en una serie finita de estados interconectados por probabilidades de transición. Cada vector de características tiene una determinada probabilidad de mantenerse en el estado actual o de avanzar al siguiente. Por otra parte, cada uno de los estados tiene una probabilidad (o densidad de probabilidad) de presenciar una cierta observación, es decir, observar un vector de características. En este caso, solamente son visibles las observaciones, desconociéndose la secuencia de estados. En la fase de entrenamiento, se genera el modelo de cada hablante que corresponde a,

$$\lambda_j = (A, B, \pi)$$

Llamamos:

- $A = \{ a_{ij} \}$ a la matriz de probabilidades de transición
- $B = b_j(k)$ es la matriz de probabilidades
- π es la probabilidad de que cada estado sea el primero

tal que se maximice la probabilidad de la observación dado el modelo

En la fase de test, el problema correspondencia entre una voz desconocida y una clase conocida puede ser formulada como la distancia entre una observación y un modelo de hablante conocido. La observación corresponde a un vector de características, es decir, un vector de coeficientes cepstrales y el modelo del hablante conocido es el modelo oculto de Markov. Para calcular la puntuación correspondiente a cada relación (entrada de test y distintos modelos), se utiliza el teorema de Bayes.

2.9.2.4 MODELOS DE MEZCLAS GAUSSIANAS

El reconocimiento de locutores basado en modelos de mezclas gaussianas es el método más exitoso en reconocimiento en la actualidad y la base de este proyecto.

Se puede entender, cómo un modelo de Markov de un único estado, y en este caso el reconocimiento es independiente del locutor. Se basa en modelar a cada individuo mediante una función de probabilidad que resulta de la suma de varias gaussianas, en el cálculo de los parámetros de las gaussianas tiene una importancia fundamental el algoritmo EM (estimación-maximización). No profundizaremos en la descripción de esta técnica puesto que está desarrollado en el capítulo 5 de este proyecto.

Complementando a los resultados obtenido con modelado de mezclas gaussianas, existen distintas técnicas de compensación de canal que mejoran los resultados (RASTA, CMN,...). La técnica CMN será implementada en este proyecto

Las técnicas prosódicas (entonación, declinaciones, ritmo,...) son los siguientes pasos en reconocimiento de locutor y aunque no se entrará en ellos es recomendable mencionarlos en el estado del arte puesto que están en actual investigación.

2.9.2.5 VECTORES DE SOPORTE

El método de vectores de soporte es un método general utilizado para la resolución de problemas de clasificación, regresión y estimación y que está basado en la teoría estadística del aprendizaje. Su principal objetivo es transformar los vectores de entrada, en este caso, los vectores de características n-dimensionales en vectores de otra dimensión en los que el problema se pueda resolver de forma lineal.

Esta frontera de decisión lineal, corresponde a un hiperplano óptimo que separa únicamente dos clases, por lo tanto se trata de una decisión binaria.

Esta técnica se utiliza, al igual que GMM, en reconocimiento de locutor. El hiperplano elegido es el que mejor separa las clases, es decir, el que maximiza la distancia euclídea a los vectores de características más cercanos de cada clase. Cuando las clases no son linealmente separables, se busca el hiperplano que minimice los errores a través de una función de coste.

Resumiendo, la etapa de test verifica a qué lado de la línea de separación están los vectores de características de la voz que quiere acceder al sistema, siendo el proceso realizado para llegar a una respuesta un proceso de discriminación, ya que a un lado están los vectores que caracterizan al individuo y al otro el resto de la población.

II. MÉTODOS

3 PREPROCESAMIENTO DE LA SEÑAL DE VOZ

El análisis de la señal de voz es abordable desde dos puntos de vista: como un estudio temporal o como un estudio espectral. Mediante un análisis temporal se realizan medidas de parámetros como pueden ser la tasa de cruces por cero o la autocorrelación. Por otro lado, el análisis frecuencial permite caracterizar una señal de voz a través de su espectro. Es este segundo método el más utilizado en caracterización de voz para sistemas de reconocimiento de palabras y de locutores, cómo es nuestro caso.

El siguiente diagrama de bloques resume la etapa de preprocesado que se aplicará a cada señal de voz que se trate en el proyecto, tanto en la fase de entrenamiento, cómo en la de test.

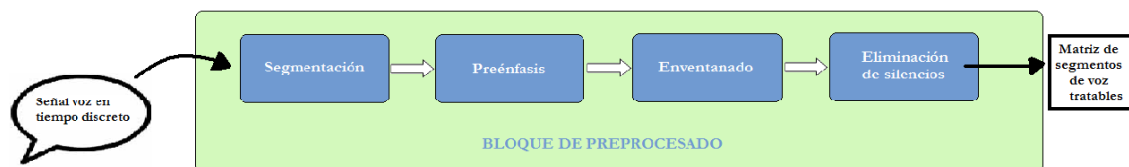
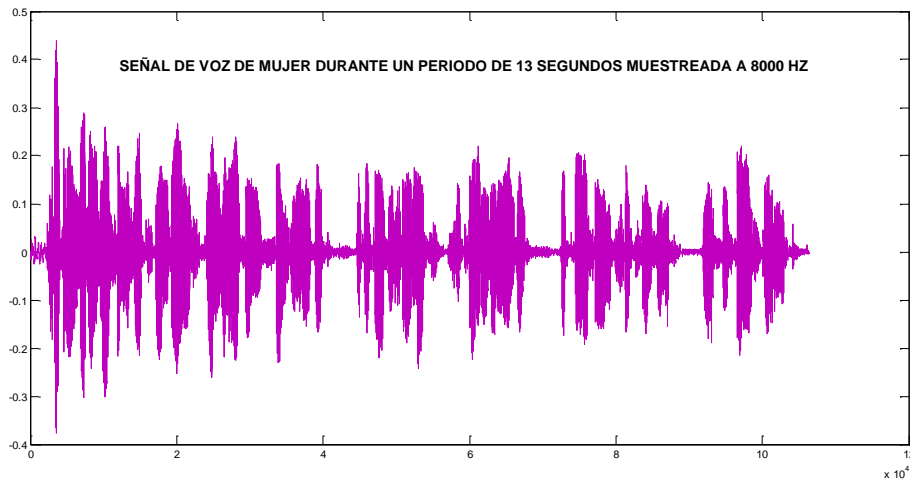


Figura 5. Bloque de preprocesado

En secciones posteriores se describen cada uno de los bloques implementados.

3.1 SEGMENTACIÓN DE LA SEÑAL DE VOZ

La variabilidad de la señal de voz es uno de los problemas más importantes que solventar en el preprocesado. Cómo se puede observar en la Gráfica 2, la variabilidad de la señal durante 13 segundos es bastante notable y por tanto el tratamiento directo de la misma no es viable. Para resolver este problema aplicaremos en nuestro proyecto un método de segmentación de la señal de voz.



Gráfica 2. Señal de voz

Aunque la voz es un tipo de señal muy variable con el tiempo, y su tratamiento puede resultar complejo en señales de duración larga, el hecho de que la voz esté producida por órganos físicos cuyos cambios de posición no pueden realizarse de manera instantánea, provoca que en ciertos períodos de tiempo en los que los órganos vocales se encuentran en una determinada posición la señal emitida sea considerada estacionaria[9]. La solución que se plantea para solucionar este problema es realizar una segmentación de la señal en intervalos cortos, ya que en fragmentos de entre 20ms y 40ms podemos decir que la señal de voz es quasi-estacionaria. En este proyecto la señal de entrada, ya en tiempo discreto, se ha fragmentado en segmentos de 25ms que se solapan cada 10ms para darle mayor robustez al sistema. Es decir, si lo vemos en muestras, puesto que trabajamos con una frecuencia de muestreo de 8000Hz, la longitud de cada segmento y el desplazamiento entre el comienzo de uno y el del siguiente tienen el siguiente tamaño:

$$\text{Longitud de cada segmento} = 25\text{ms} \times 8000\text{Hz} = 200 \text{ muestras} \quad (1)$$

$$\text{Desplazamiento} = 10\text{ms} \times 8000\text{Hz} = 80 \text{ muestras} \quad (2)$$

Por tanto, durante el desarrollo del proyecto se tratará con segmentos de voz de 200 muestras, de los cuáles se extraen una serie de coeficientes por cada uno de ellos, mediante los cuales caracterizaremos la señal de voz de cada uno de los locutores.

3.2 PREÉNFASIS

El espectro de la señal de voz decae con la frecuencia debido principalmente a las características espectrales con las que emiten las cuerdas vocales. Es necesario compensar este decaimiento para realizar una correcta caracterización de la señal de voz. Según estudios realizados [10], el decaimiento es de aproximadamente 6dB/octava.

Para corregir este efecto utilizamos un filtro de preénfasis que acentúa las altas frecuencias, es decir, aplicamos a la señal un filtro paso alto.

El filtro que se ha implementado responde a la ecuación 3:

$$x[n] = x[n] - \alpha x[n-1] \quad ; \text{ siendo } \alpha=0.95 \quad (3)$$

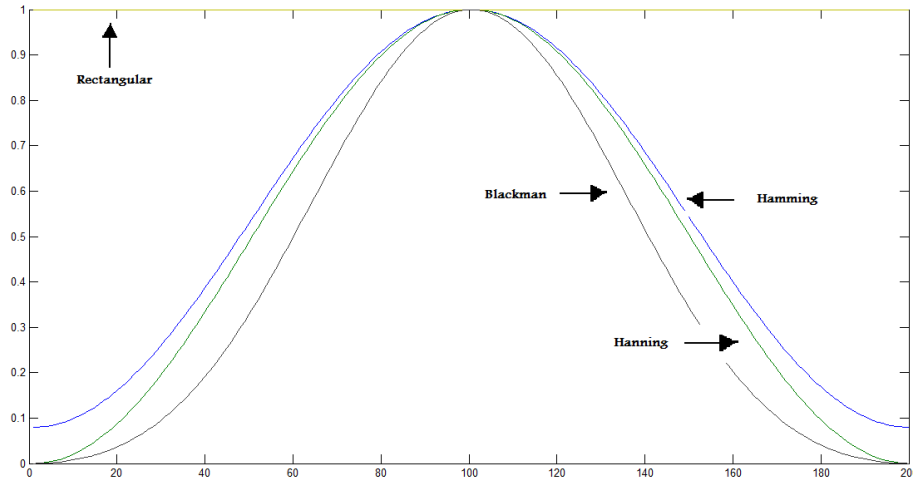
Aplicando este filtrado a cada segmento se compensa el efecto de la atenuación de altas frecuencias.

3.2 ENVENTANADO

Se denomina enventanado a la aplicación sobre la señal original en el tiempo una función limitada en el tiempo (ventana de N muestras), cuyo valor fuera del intervalo en el que se define la ventana es nulo [11].

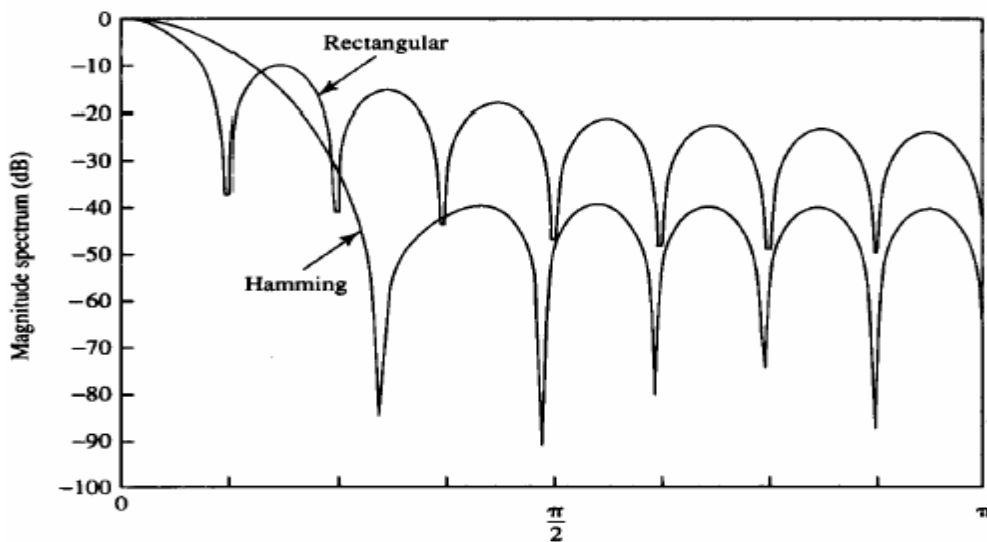
$$x[m]=s[m]w[n-m] \ ; \ m \in [n-N+1,n] \quad (4)$$

En el dominio del tiempo algunas de las ventanas más utilizadas son las que podemos ver en la gráfica 3:



Gráfica 3. Enventanado temporal

Una de las características a tener en cuenta a la hora de seleccionar el tipo de ventana que aplicamos al segmento de señal de voz es su respuesta en frecuencia, ya que ésta tendrá un efecto convolutivo con el espectro en frecuencia de la señal de voz. Es deseable que éste efecto sea lo menor posible y para ello el lóbulo principal del espectro de la ventana debe ser estrecho y la amplitud de los lóbulos secundarios lo menor posible.



Gráfica 4. Enventanado espectral

En tratamiento de voz, las ventanas más utilizadas son la rectangular y la ventana de Hamming. De acuerdo a la gráfica anterior, vemos que aunque el lóbulo principal es mucho más ancho en la ventana de Hamming, los lóbulos secundarios son más bajos en ésta. Además, como aplicar una ventana rectangular a un segmento de voz, provocaría una caída muy brusca, se elige la ventana de Hamming para suavizar la caída de los segmentos en los extremos, y reducir así el efecto Gibbs [12].

3.3 ELIMINACIÓN DE SILENCIOS

La voz, al ser una señal altamente variable, consta de segmentos de diferentes valores de energía, y también de segmentos de silencio. Para limitar este problema, en primer lugar hemos realizado una normalización de la señal de voz con respecto al nivel de energía para obtener valores de ésta en un rango limitado.

Posteriormente, se han eliminado los segmentos de señal inicial que no superaban el valor medio de energía de toda la señal de voz, y que simplemente añadían coste computacional y temporal a la realización de las simulaciones realizadas durante el desarrollo de este proyecto. Además es muy importante resaltar que estos segmentos de energía baja desvirtúan o empeoran la extracción de características.

Dichos segmentos de baja energía existen porque la intensidad y el volumen con el que una persona comienza a hablar, generalmente aumentan de forma progresiva hasta llegar al valor medio de intensidad y volumen respectivamente con el que cada persona habla. Esta intensidad y éste volumen también es intrínseco de cada persona, y por ello también se utiliza para identificar a un locutor (características prosódicas). En este proyecto no se entrará a analizar este tipo de propiedades aunque si se podrían utilizar en posibles ampliaciones del mismo.

Las muestras de valor 0 o dicho de otra manera de silencios que existían en algunas grabaciones también han sido eliminadas por el mismo motivo ya que no aportaban nada al análisis.

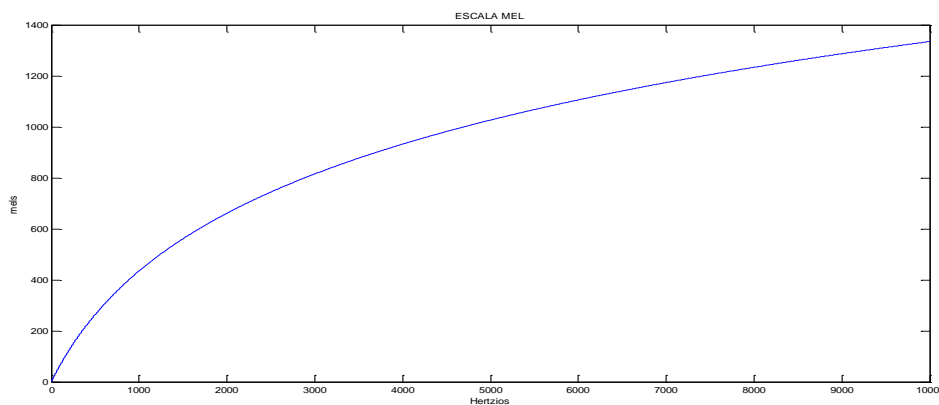
4 COEFICIENTES MFCC

Tras el preprocesamiento de la señal de voz, es el momento de parametrizar nuestra señal en base a un tipo de coeficientes. La técnica de parametrización seleccionada para este proyecto es la extracción de coeficientes MFCC (Mel-Frequency Cepstrum Coefficients)[14][15], que representarán la envolvente espectral de la señal. Este tipo de caracterización es muy útil al tratar con señal de voz, debido principalmente a que está basada en la variación conocida de los anchos de banda de las frecuencias críticas del oído. Durante el proceso de extracción, se aplicará un banco de filtros en escala mel, propuesta por Vokman, Stevens y Newmann en 1937 [13]. Esta escala se construye equiparando un tono de 1000Hz y a 40 dBs por encima del umbral de audición del oyente, con un tono de 1000 mels. Alrededor de los 500Hz, los intervalos de frecuencia espaciados exponencialmente son percibidos como si estuvieran espaciados linealmente. Por tanto, cuatro octavas en escala línea de frecuencias en hercios se comprimen alrededor de dos octavas en escala mel.

La relación entre frecuencias mel y frecuencia en Hz se calcula mediante la siguiente relación:

$$m = 1127.01048 \ln\left(1 + \frac{f}{700}\right) \quad (5)$$

En la figura 10 se puede observar la relación que existe entre ambas medidas:



Gráfica 5. Escala mel

Para calcular los coeficientes MFCC se seguirá el proceso explicado a continuación en el diagrama de bloques siguiente:

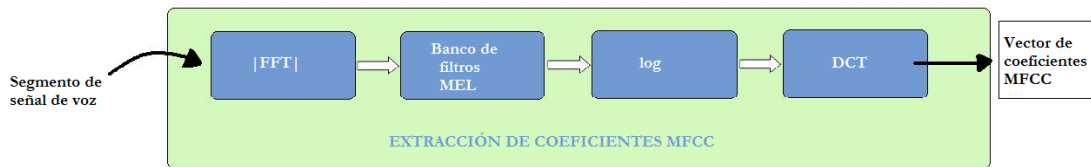


Figura 6. Extracción coeficientes MFCC

Para cada segmento de señal de voz, calcularemos un vector de coeficientes MFCC. Hay que tener en cuenta que el primer coeficiente que se calculará, no será MFCC, sino que será un valor proporcional al logaritmo de la energía de la señal, este coeficiente será el C0. Para nuestras simulaciones, veremos la diferencia de utilizar el coeficiente C0 y de no utilizarlo.

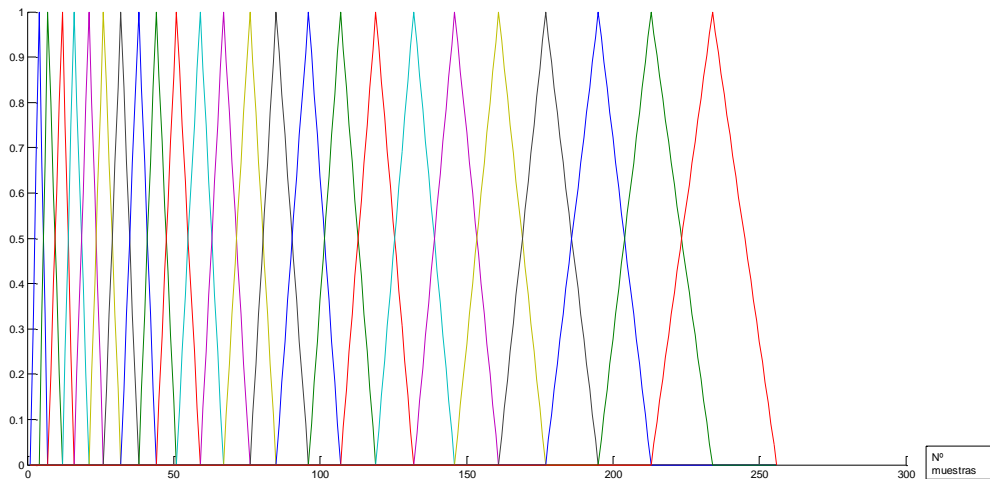
Se explicará a continuación el proceso llevado a cabo para calcular los coeficientes MFCC de cada segmento de voz. En primer lugar, partiendo del segmento de voz, calculamos su transformada rápida de Fourier, convirtiendo de esta manera el segmento temporal al dominio de la frecuencia. Puesto que para calcular la FFT (Fast Fourier Transform) de una señal en tiempo discreto debemos partir de segmentos de señal de longitud 2^p , y nuestros segmentos tienen longitud 200, tenemos que utilizar zero-padding, es decir, para cada segmento que tratemos (200 muestras), añadimos un vector de 56 ceros, para así tener segmentos de 256 muestras (2^8). Una vez realizado este proceso nos quedamos con la respuesta en magnitud de la FFT.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{L-1} x(n)e^{-j2\pi kn/L} ; \quad L=256 \quad (6)$$

A la respuesta en magnitud de la FFT $|X_m(w)|$, le aplicamos el banco de filtro en escala mel, cómo estamos en dominio frecuencial, la salida será el producto de la FFT por el banco de filtros mel. El banco de filtros en escala mel se puede calcular de la siguiente manera:

$$H(k, m) = \begin{cases} 0 & \text{para } f(k) < f_c(m-1) \\ \frac{f(k) - f_c(m-1)}{f_c(m) - f_c(m-1)} & \text{para } f_c(m-1) \leq f(k) \leq f_c(m) \\ \frac{f_c(m+1) - f(k)}{f_c(m+1) - f_c(m)} & \text{para } f_c(m) \leq f(k) < f_c(m+1) \\ 0 & \text{para } f(k) \geq f_c(m+1) \end{cases} \quad (7)$$

Llamamos f_c a la frecuencia central de cada filtro. En la gráfica 6 se puede observar la gráfica de dicho banco de filtros.



Gráfica 6. Banco de filtros escala mel

A la salida de cada filtro aplicamos la función logaritmo al resultado de forma que:

$$X'(m) = \log \left(\sum_{k=0}^{L-1} |X(k)| H(k, m) \right) \quad (8)$$

Por último, para calcular cada uno de los coeficientes MFCC, se aplica la transformada DCT (Discrete Cosine Transform) de forma que cada coeficiente en escala mel responderá a la siguiente ecuación:

$$c_d = \sum_{m=1}^M X'(m) \cos \left(\frac{\pi}{M} d \left(m - \frac{1}{2} \right) \right) \quad (9)$$

Por cada segmento de voz tendremos un número D de coeficientes MFCC, de forma que $D < M$ (siendo M el número de filtros del banco). El coeficiente c_0 se sustituye por la log-energía, y del c1 en adelante son MFCC. Generalmente se suele caracterizar la señal de voz por 12 coeficientes MFCC más el coeficiente c_0 .

4.1 COEFICIENTES DELTA Y DELTA-DELTA

Para conseguir una caracterización más precisa de la señal de voz, es recomendable añadir a la caracterización anterior los coeficientes MFCC-delta y MFCC-delta-delta [16].

Log Energía	Coeficientes MFCC	Coeficientes Delta	Coeficientes Delta-Delta
C0	C1 ... C12	C13 ... C26	C27 ... C39

Tabla 2. Coeficientes de variación

Los coeficientes delta representan la variación de los coeficientes MFCC con el tiempo, y cómo hemos dicho que éstos a su vez representan la envolvente espectral de la señal de voz, podemos resumir en que los coeficientes delta representan la variación temporal de la representación espectral de la señal de voz. De la misma forma, los coeficientes delta delta caracterizan la aceleración de los coeficientes MFCC con el tiempo.

Para el cálculo de éstos coeficientes utilizamos la siguiente ecuación:

$$\Delta c(t + iP) = c(t + iP + d) - c(t + iP - d) \quad (10)$$

Es decir, calculamos los coeficientes delta desplazándonos P tramas (desplazamiento temporal) en la matriz de coeficientes MFCC.

Para el cálculo de los coeficientes delta-delta, o coeficientes de aceleración, aplicaremos la misma ecuación pero ahora partiendo de la matriz delta:

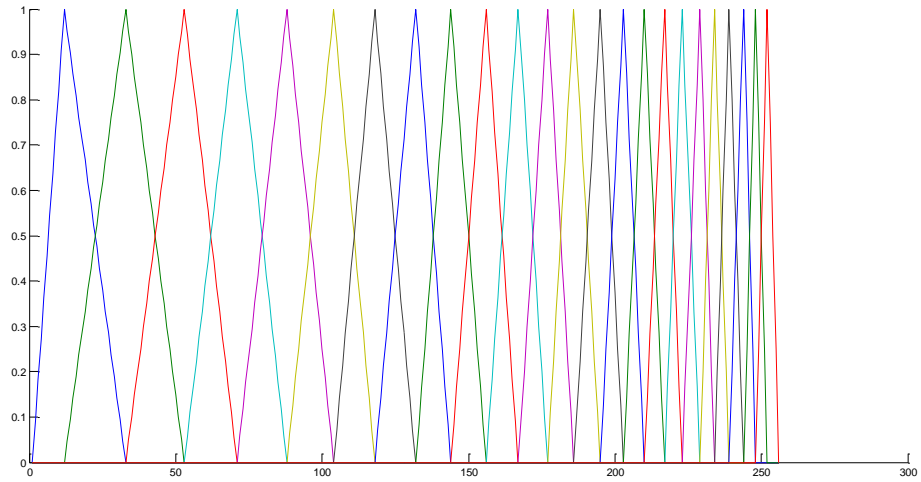
$$\Delta\Delta c(t + iP) = \Delta c(t + iP + d) - \Delta c(t + iP - d) \quad (11)$$

El desplazamiento utilizado en la implementación realizada es $d=4$.

4.2 COEFICIENTES IMFCC

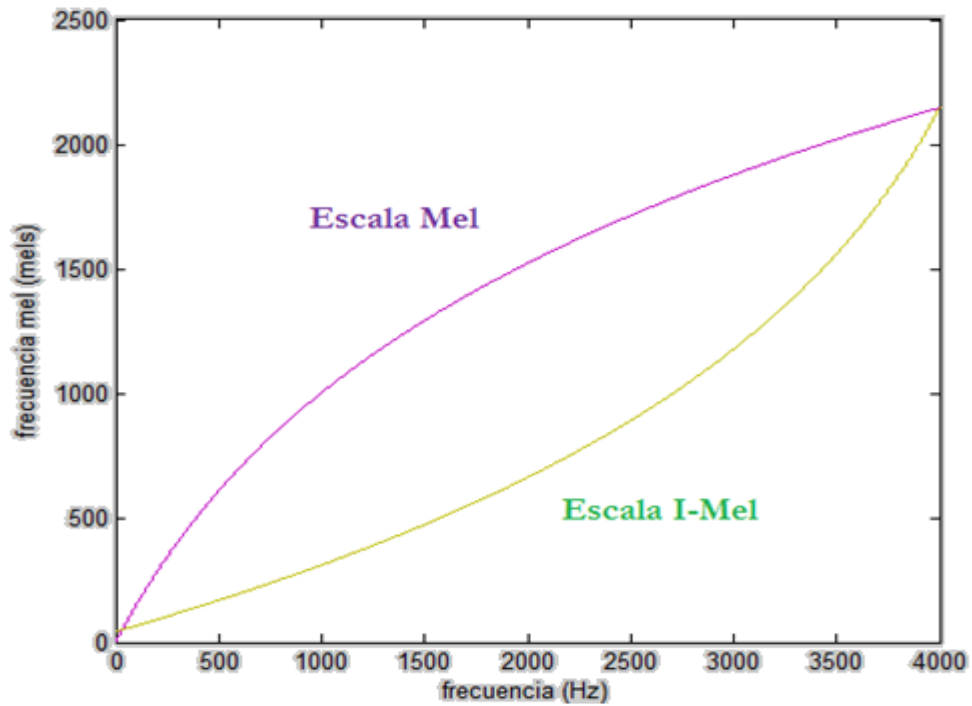
Como hemos visto hasta ahora, la verificación e identificación de locutores requiere una extracción de características robusta. Típicamente, dicha caracterización está basada en la extracción de coeficientes MFCC basados en escala mel. Dicha escala mel, como ya hemos explicado se calcula en base a la respuesta auditiva del oído humano, y por tanto el banco de filtros utilizado discierne mejor las bajas frecuencias.

Los coeficientes IMFCC (Inverted Mel Frequency Cesptral Coefficients), intentan caracterizar la parte frecuencial del sonido que el oído humano no es capaz de discernir [17]. Los coeficientes IMFCC se obtienen por tanto, a partir de un banco de filtros inverso al anterior, en este caso, los filtros con mayor ancho de banda del banco de filtros se corresponden con las frecuencias más altas, tal y como se observa en la siguiente gráfica.



Gráfica 7 . Banco de filtros escala i-mel

Observamos a continuación las gráficas de escala mel y escala i-mel de forma conjunta:



Gráfica 8. Escala Mel vs Escala I-Mel

4.3. CMN (Cepstral Mean Normalization)

Una de las principales causas que pueden degradar o empeorar el rendimiento y los resultados de un sistema de reconocimiento de locutor se debe a la variabilidad acústica entre las locuciones de entrenamiento y las de test. Esta variabilidad, al margen de la variabilidad del locutor de una grabación a otra, se debe principalmente a la variabilidad del canal, originada por distorsiones en el micrófono, teléfono, medio de transmisión, o en las propias condiciones ambientales en el momento de la grabación. La utilización de técnicas de compensación de canal, o bien sobre el audio, o bien sobre el modelo de características mejora las técnicas y los resultados del reconocimiento. Existen diferentes técnicas orientadas a la disminución o eliminación de la variabilidad del canal [18]. En este apartado únicamente se va a describir la técnica implementada en el desarrollo del proyecto.

La técnica CMN(Cepstral Mean Normalization), en algunas referencias es llamada CMS(Cepstral Mean Substraction),es una parametrización utilizada cuando la extracción de características se realizada con coeficientes cepstrales o mel-cepstrales, cómo es nuestro caso [Ref 19]. Consiste simplemente en extraer dentro de una matriz de coeficientes MFCC, a cada uno de los coeficientes su media. A continuación, observamos cómo sería una matriz de coeficientes MFCC. Dentro de cada fila, se representa mediante N coeficientes MFCC, el segmento de voz correspondiente. Y cada coeficiente CN será distinto del CN del siguiente segmento de voz.

C0	C1	C2	C3		CN
C0	C1	C2	C3		CN
C0	C1	C2	C3		CN
C0	C1	C2	C3	...	CN
C0	C1	C2	C3		CN
C0	C1	C2	C3		CN
C0	C1	C2	C3		CN
C0	C1	C2	C3		CN

Matriz MFCC

A continuación, se calcula la media de cada columna de la matriz MFCC.

C0M=media (Columna C0)

C1M=media (Columna C1)

C2M=media (Columna C2)

C3M=media (Columna C3)

CNM=media (Columna CN)

Extraemos estos valores de cada una de las columnas:

C0-MCO	C1-MC1	C2-MC2	C3-MC3	CN-MCN
C0-MCO	C1-MC1	C2-MC2	C3-MC3	CN-MCN
C0-MCO	C1-MC1	C2-MC2	C3-MC3	CN-MCN
C0-MCO	C1-MC1	C2-MC2	C3-MC3 ...	CN-MCN
C0-MCO	C1-MC1	C2-MC2	C3-MC3	CN-MCN
C0-MCO	C1-MC1	C2-MC2	C3-MC3	CN-MCN
C0-MCO	C1-MC1	C2-MC2	C3-MC3	CN-MCN
C0-MCO	C1-MC1	C2-MC2	C3-MC3	CN-MCN

Matriz MFCC con CMS

De esta forma se aplica la técnica de compensación de canal CMN, mediante la cual se varía conscientemente la media de cada uno de los coeficientes mel-cepstrales. El objetivo que persigue esta variación, es reducir la distorsión introducida por elementos de variación lenta como puede ser el ruido estacionario.

En la fase experimental del proyecto, compararemos los resultados obtenidos para distintas caracterizaciones:

- MFCC
- MFCC + Log Energía
- MFCC + Log Energía + Delta
- IMFCC
- Aplicación de CMN

5 ALGORITMO EM

El algoritmo EM (Esperanza-Maximización) fue desarrollado por Dempster, Laird y Rubin en 1977 [20]. Se trata de un algoritmo ampliamente utilizado y está basado matemáticamente en una técnica iterativa que permite alcanzar una estimación de máxima verosimilitud de los parámetros θ de distribuciones para situaciones en las cuales desconocemos parte de los datos. Es decir, si llamamos Z al conjunto del cuál queremos estimar los parámetros, podemos decir que $Z=(X,Y)$, donde X es el conjunto de datos del que disponemos, o conjunto de datos visible, e Y es el conjunto de datos desconocidos, o conjunto de datos oculto. Mediante este algoritmo, tras un número de iteraciones, se llega a un valor estimado de los parámetros que se supone de máxima verosimilitud.

Cada iteración del algoritmo EM está dividida en dos pasos: el de estimación y el de maximización. En el proceso de estimación, o paso E, se calcula una función de verosimilitud de la función de distribución del conjunto Z en base a los valores estimados actuales de los parámetros, ya que los valores reales los desconocemos. A continuación, en la etapa de maximización, o paso M, se maximizan los valores de los parámetros en base a la función de verosimilitud estimada en el paso E.

Progresivamente, el algoritmo EM busca maximizar la función de verosimilitud de la distribución, maximizando el valor de los estimadores pudiendo ser el máximo al que se llega, un máximo local. El número de iteraciones que se procesa el algoritmo se puede fijar en base a resultados experimentales previos en los cuáles se comprueba que la mejora de la función de máxima verosimilitud con los parámetros θ estimados a partir de cierta iteración, es muy poco significativa comparada con el coste computacional que supone continuar iterando.

El algoritmo EM, nos proporciona una función monótonamente creciente de la estimación de los parámetros con cada iteración. Es decir, la función de verosimilitud nunca disminuye de una iteración a otra, y como hemos comentado, el punto de convergencia lo fijaremos de acuerdo a los resultados que obtendremos en una gráfica en la que veremos la evolución de la maximización con respecto a cada iteración. De esta forma, encontraremos un compromiso entre el coste computacional y la calidad del estimador.

5.1 DESCRIPCIÓN DEL ALGORITMO

Partimos de un conjunto de datos $Z = (X, Y)$, en el que el subconjunto X es conocido y el subconjunto Y está oculto.

$$p(z | \theta) = p(x, y | \theta) = p(y | x, \theta) p(x | \theta) \quad (12)$$

Puesto que el logaritmo de una función, presenta el máximo en el mismo punto que dicha función, y matemáticamente resulta más sencillo trabajar con sumas en lugar de con productos, aplicamos logaritmos a la ecuación 12:

$$\log p(x, y | \theta) = \log p(y | x, \theta) + \log p(x | \theta) \quad (13)$$

En el algoritmo EM, trabajaremos en función de la parte observada, por tanto, despejamos en la ecuación 13:

$$\log p(x | \theta) = \log p(x, y | \theta) - \log p(y | x, \theta) \quad (14)$$

El algoritmo EM trata de encontrar el valor de los parámetros θ que maximiza $p(x | \theta)$; por tanto llamaremos función de verosimilitud a $L(\theta | X) = p(x | \theta)$, y por tanto, para encontrar el máximo de dicha función maximizaremos su logaritmo, maximizaremos la siguiente expresión:

$$l(\theta | x) = \log L(\theta | X) = \log p(x | \theta) \quad (15)$$

El algoritmo de esperanza-maximización busca el valor θ que maximiza $p(x | \theta)$, es decir que maximiza $l(\theta | x)$:

$$l(\theta | x) = \log p(x, y | \theta) - \log p(y | x, \theta) \quad (16)$$

Puesto que desconocemos el subconjunto Y de datos ocultos, para poder estimar los parámetros es necesaria el cálculo de esperanzas, y por tanto, si calculamos la esperanza de la función anterior obtendremos las siguientes ecuaciones:

$$E[l(\theta | x)] = E[\log p(x, y | \theta)] - E[\log p(y | x, \theta)] \quad (17)$$

$$l(\theta | x) = \int \log p(x, y | \theta) \log p(y | x, \theta) dy - \int \log p(y | x, \theta) \log p(y | x, \theta) dy \quad (18)$$

De acuerdo a Demster, Laird y Rubin, si numeramos con k a la iteración actual del algoritmo EM, para encontrar el conjunto de parámetros θ^{k+1} que maximizan la función anterior bastará con encontrar los θ^{k+1} que maximicen

$$Q(\theta|\theta^k) = \int \log p(x, y|\theta) \log p(y|x, \theta) dy \quad (19)$$

De esta forma, maximizando esta parte de la ecuación, a la que llamamos $Q(\theta^k | \theta^{k+1})$, se minimiza el sustraendo de la misma, y por tanto habremos encontrado los parámetros que maximizan la función de verosimilitud; puesto que maximizar la función de verosimilitud supone maximizar la estimación de los parámetros de la distribución de los datos conocidos y por tanto minimizar la función de v

Para resumir esta introducción comentaremos que el algoritmo EM consta de un bucle iterativo en el que en el paso E se calcula la función $Q(\theta | \theta^{k+1})$ para después en el paso M calcular los θ^{k+1} que la maximizan, hasta llegar al punto en que $\theta^k \approx \theta^{k+1}$

5.2 ALGORITMO EM APLICADO A MEZCLAS GAUSSIANAS

El modelo de mezclas gaussianas (GMM) fue propuesto para reconocimiento de locutores por Reynolds en 1995 en ‘Speaker identification and verification using Gaussian Mixture models’ [21] y es el fundamento de los sistemas de reconocimiento de locutores que han conseguido más éxito. Estos sistemas están basados en una suma ponderada de distribuciones gaussianas de forma que la parametrización de la señal de voz de un determinado locutor quedan adecuadamente modeladas.

Los motivos principales para utilizar los modelos de mezclas gaussianas en sistemas de este tipo son principalmente tres:

- La idea de que una distribución multimodal cómo la que proporciona una mezcla gaussiana (GMM) puede modelar las diferentes clases acústicas (vocales, nasales, fricativas...) subyacentes de cada persona, ya que se da por supuesto que esta caracterización depende intrínsecamente de las características físicas del tracto vocal de cada locutor.
- Por otra parte, los resultados y evaluaciones experimentales exitosos obtenidos en múltiples estudios y especialmente por el NIST (National Institute of Standards and Technology), grupo perteneciente al Departamento de Comercio de los Estados Unidos, y también en análisis experimentales del algoritmo para estudios forenses.

- Por último, como consecuencia de los dos ítems anteriores, la investigación fundamentada en la mejora de los resultados de los GMM, basada en técnicas de compensación de canal, reducción de ruido, optimización de la caracterización de voz (MFCC, delta -MFCC,...) proporcionan resultados muy deseables con la aplicación del modelado de mezclas gaussianas.

Cada modelo de voz de la base de datos será modelado en base a una mezcla gaussiana. La función de densidad de probabilidad de una mezcla gaussiana sigue la siguiente forma:

$$f(x) = \sum_{i=1}^K \pi_i p_i(x) \quad (20)$$

Siendo π_i cada uno de los pesos de las gaussianas de la mezcla, y $p_i(x)$ la distribución gaussiana de una mezcla normal multivariante que sigue la ecuación 21:

$$p_i(x) = \frac{1}{\left((2\pi)^{\frac{D}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}} \right)} e^{\left(-\frac{1}{2} (x - \mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - \mu_i) \right)} \quad (21)$$

Cómo se puede observar en la ecuación los parámetros que tendremos que estimar son los pesos de las gaussianas, π_i , la matriz de covarianzas Σ_i , y la matriz de medias, μ_i .

Para calcular estos parámetros mediante el algoritmo EM, deberemos realizar una inicialización, que en el caso de este proyecto, se realizará mediante el algoritmo K-Means, que explicaremos más adelante.

En el paso M del algoritmo para mezclas gaussianas los parámetros se van maximizando de acuerdo a las siguientes ecuaciones,

$$\hat{\mu}_j^{(m+1)} = \frac{\sum_{i=1}^n \gamma_{ij}^{(m)} y_i}{\sum_{i=1}^n \gamma_{ij}^{(m)}} \quad (22)$$

$$\Sigma_j^{(m+1)} = \frac{\sum_{i=1}^n \gamma_{ij}^{(m)} (y_i - \hat{\mu}_j^{(m+1)})' (y_i - \hat{\mu}_j^{(m+1)})}{p \sum_{i=1}^n \gamma_{ij}^{(n)}} \quad (23)$$

$$\hat{\pi}_j^{(m+1)} = \bar{\gamma}_j^{(m)} = \frac{\sum_{i=1}^n \gamma_{ij}^{(m)}}{n} \quad (24)$$

Para la matriz de coeficientes MFCC de cada usuario, al aplicar el algoritmo EM obtendremos como resultados, 3 matrices (probabilidades a priori, medias y matrices de covarianzas). Las dimensiones de cada una de las matrices serán las siguientes:

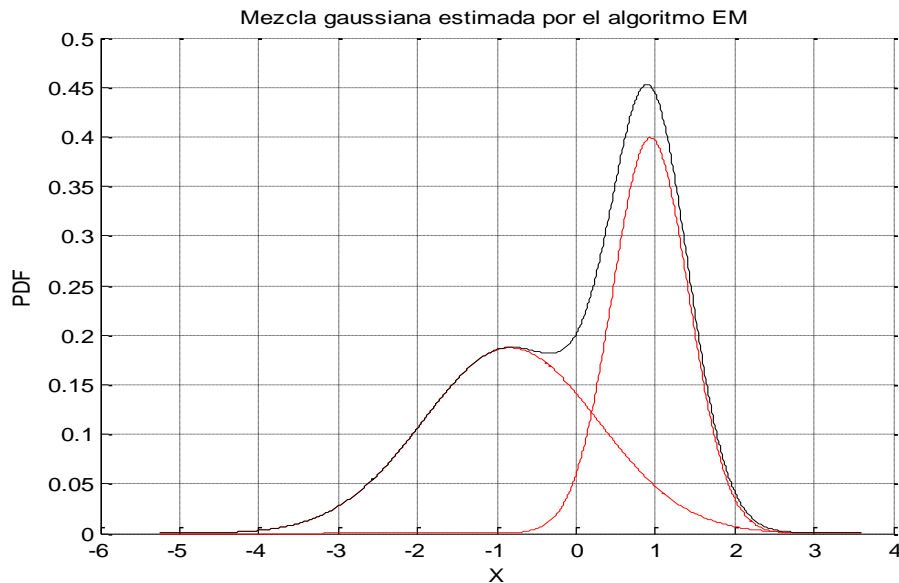
Probabilidades a priori= 1 x K

Matriz de medias = d x K

Matrices de covarianzas= d x d x K

siendo d=número de coeficientes MFCC por cada segmento de voz y K , el número de componentes gaussianas que componen la mezcla.

A continuación, vemos una gráfica para K=2 .El número de gaussianas necesarias para obtener resultados aceptables lo determinaremos empíricamente en apartados posteriores, comprobando los resultados que obtenemos para distintas K's mediante el método de Bayes.



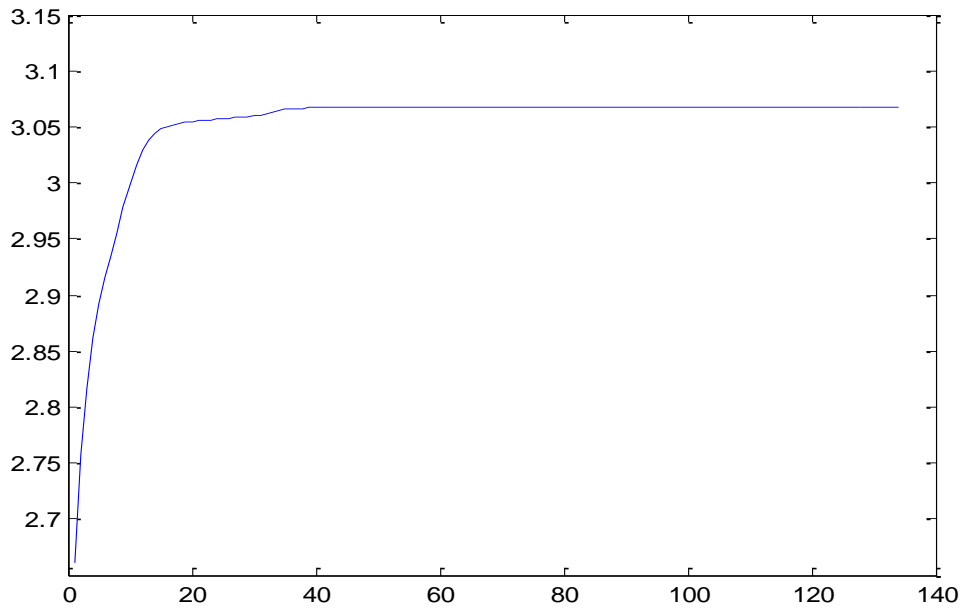
Gráfica 9. Mezcla gaussiana

5.3 IMPLEMENTACIÓN DEL ALGORITMO EM

Aunque conceptualmente, una vez explicado y entendido el método, puede parecer sencillo, conforme se ha ido realizando la implementación del algoritmo en Matlab, hemos encontrado varios problemas, en cuanto a convergencia y eficacia principalmente. A continuación, en este apartado, se irán detallando cada uno de estos problemas y los métodos propuestos para resolverlos.

5.3.1 Criterio de parada

Para calcular el número de iteraciones necesarias para maximizar nuestra función, se ha observado en la gráfica que adjuntamos a continuación la evolución de la diferencia entre el valor de un parámetro y el anterior con el paso de cada iteración. Como se puede observar llega una iteración tal que la evolución se estabiliza y por tanto no merece la pena seguir iterando puesto que principalmente sólo nos ocasiona mayor coste computacional.



Gráfica 10. Criterio de parada

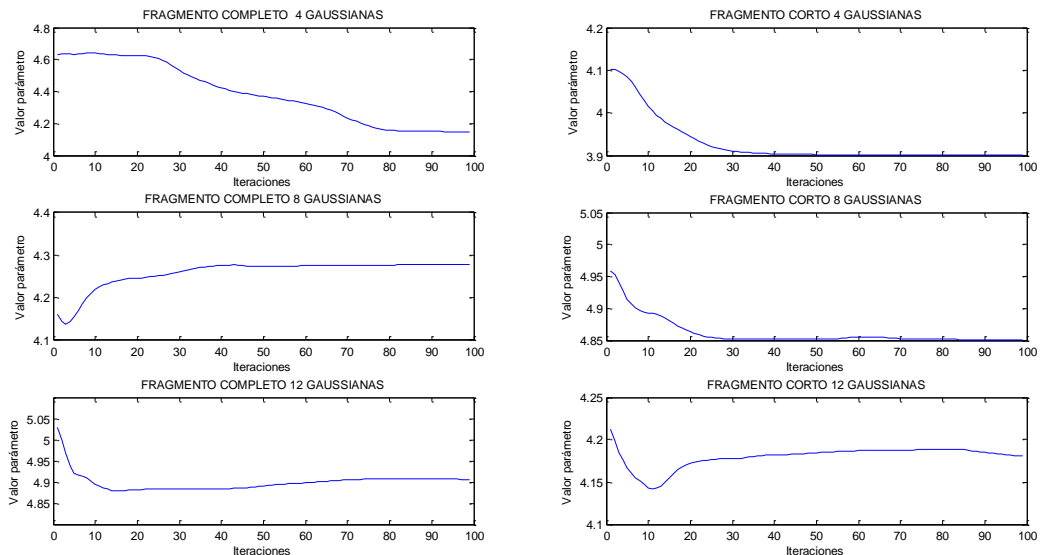
Otra manera de parar el algoritmo es establecer un límite de distancia entre la estimación de los parámetros $k+1$ y los k , considerando esa diferencia límite lo suficientemente pequeña para que un mayor número de iteraciones no altere nuestros resultados.

5.3.2 Sobreentrenamiento

Uno de los problemas en los que podemos caer al implementar el algoritmo EM es el sobreentrenamiento, es decir, si para un conjunto de muestras relativamente pequeño, aplicamos el algoritmo un número de iteraciones elevado, podemos perder la capacidad de generalización del algoritmo, que es justamente lo que buscamos. Para que nos hagamos una idea de que es lo que ocurre en estos casos pensemos en un conjunto pequeño de muestras que pertenecen a una única distribución gaussiana, pero con mucha desviación estándar. Si les aplicamos el algoritmo EM, puede ocurrir que dos muestras muy separadas dentro de la cola de la gaussiana sean asignadas a dos componentes de la mezcla distintas. En este sentido afectarán tanto el número de muestras como el número de gaussianas que se utilicen.

Para resolver este problema se plantea lo siguiente. Supongamos que partimos de la matriz de coeficientes MFCC, del usuario a entrenar. Cogemos un segmento corto de la matriz de coeficientes de la locución original, un sexto aproximadamente, y le aplicaremos el algoritmo EM, para ambos casos: segmento completo y segmento corto.

Vemos a continuación los resultados que obtenemos en este análisis en la siguiente gráfica para 4, 8 y 12 gaussianas:



Gráfica 11. Sobreentrenamiento

Cómo se puede observar, en los segmentos cortos la variación finaliza antes, y en los tres casos (4, 8 y 12 gaussianas) la estacionariedad del parámetro se produce aproximadamente en la iteración 35. Este será el número de iteraciones que fijaremos para realizar los experimentos del capítulo 9.

5.3.3 Singularidad de la matriz de covarianza

El algoritmo EM, como hemos comentado anteriormente, trabaja con matrices de covarianza, y con sus inversas, por ello, aquí se nos plantea el problema de las matrices singulares, las cuáles debemos evitar. Para implementar el paso E del algoritmo, debemos calcular la raíz cuadrada del valor absoluto del determinante de la matriz de covarianzas, y si como hemos dicho, ésta no es definida positiva, el resultado sería imaginario y el algoritmo fallaría.

Para tratar de evitar el problema de la singularidad de la matriz de covarianzas debido al cuál no se podría calcular la matriz inversa de ésta, debemos asegurarnos de que la matriz de covarianzas sea semidefinida positiva. Por ello, en primer lugar,

comprobamos si nos encontramos en esta situación, para ello, utilizamos el método de factorización de Cholesky. En caso de que no lo sea, incrementamos un 1% el valor de todos los elementos de la diagonal de la matriz.

Por motivos de rapidez del algoritmo, en la implementación del algoritmo, he obviado la fase de comprobar si la matriz es definida positiva y directamente he sumado a todos los elementos de la diagonal un 1% de su valor inicial. Con esta corrección el algoritmo debería evitar el problema de la singularidad de la matriz de covarianzas en todas las iteraciones, en caso de que esto no se consiga, el algoritmo oscilará y el cálculo de los estimadores en el paso-M, en el cuál es necesario el cálculo de la matriz inversa, fallará.

5.3.4 Inicialización

Uno de los problemas con el que nos encontramos al implementar el algoritmo EM es su inicialización, ya que la función de verosimilitud que se calcula en el algoritmo EM en la iteración 0 depende de estos valores. Para ello, hemos planteado dos métodos. Uno de ellos es inicializar aleatoriamente todos los parámetros (probabilidades a priori, matrices de covarianzas, matrices de medias). Sin embargo, un método más efectivo es utilizar el algoritmo K-Means, que es con el que se ha desarrollado el proyecto.

Mediante el algoritmo K-Means, el proceso de agrupamiento que se realiza en este algoritmo es sencillo. Inicialmente se elige el número K de distribuciones de probabilidad, gaussianas en este caso.

El proceso de agrupamiento k-Means es simple, inicialmente se determina el número de grupos K y se asume el centroide o centro de esos grupos. Para determinar los centroides hay dos alternativas prácticas: una de ellas es elegir aleatoriamente K muestras como centroides iniciales, y la segunda forma es elegir en los primeros K elementos.

Una vez realizada esta elección inicial, se determina la distancia de cada muestra a los centroides, el objetivo es minimizar esta distancia al realizar la agrupación, convergiendo hasta un mínimo local. Se trata de un caso particular del algoritmo EM, y al igual que en éste, elegir el número K de distribuciones no es un valor sencillo. Además este algoritmo supone que las clases a distribuir se pueden organizar como hiperesferas y esto puede que no sea del todo cierto en la realidad, ya que las clases no tienen porqué tener una estructura hiperesférica y aún así el algoritmo nos da una solución.

6 CLASIFICACIÓN ESTADÍSTICA

El teorema de Bayes es el soporte estadístico que permite la clasificación de los locutores a través del modelado de mezclas gaussianas [22]. Este método de clasificación es utilizado en multitud de campos, y se basa en calcular la probabilidad a posteriori de que dado un conjunto de datos X , éste conjunto pertenezca a la distribución de una hipótesis.

Es decir, para calcular una probabilidad a posteriori aplicando el teorema de Bayes, utilizamos la ecuación 25:

$$p(w_i|X) = \frac{p(X|w_i)p(w_i)}{p(X)} \quad [25]$$

Donde:

- $P(w_i|x)$ es la probabilidad a posteriori de que introduciéndose el conjunto de datos X , ésta pertenezca a la clase i .
- $P(X|w_i)$ es la probabilidad de que dada la clase w_i , el valor de la variable aleatoria sea X .
- $P(w_i)$ es la probabilidad de cada una de las clases
- $P(X)$ es la probabilidad total, y es una constante para la probabilidad a posteriori $p(w_i|X)$ sea cual sea el valor de i

En los análisis de reconocimiento de locutor lo que se busca es que para una señal de voz de entrada de test, de la cual se extrae su matriz de coeficientes MFCC, se dirá que esa señal de voz pertenece a la clase (al locutor) que maximice esa probabilidad a posteriori.

$$\hat{K} = \arg \max_{1 \leq i < K} \{p(X|w_i)\}, \text{ siendo } K \text{ el número total de clases} \quad (26)$$

Por tanto, si aplicamos esta expresión a mezclas gaussianas, tendremos que:

$$p(X|w_i) = \prod_{t=1}^T \sum_{i=1}^K p(x_t|w_i)w_i \quad (27)$$

Siendo:

- T el número de segmentos de la señal de voz
- K el número de gaussianas
- $p(x_t|w_i)$ la función de distribución de una gaussiana
- w_i las probabilidades a priori de las gaussianas

Para simplificar el cálculo y tener sumas en lugar de productos se aplica la función logaritmo a la ecuación 27 de forma que:

$$p(X|w_i) = \sum_{t=1}^T \log \sum_{i=1}^K p(x_t|w_i)w_i \quad (28)$$

7 MODELO UNIVERSAL UBM (UNIVERSAL BACKGROUND MODEL)

El proceso de identificación o autenticación de un usuario en un sistema al que desea acceder se realiza utilizando un modelo universal UBM (Universal Background Model) [23]. El UBM caracteriza a la población fiable para el sistema.

Describiremos un ejemplo de utilización para entender la funcionalidad del modelo universal. Supongamos que partimos de un grupo de 30 usuarios que desean tener permiso para acceder a vía telefónica a una conferencia. La señal de identidad que distingue a un usuario de otro en el sistema es la voz.

Consideremos que del total de los usuarios que intentan obtener permiso para intervenir, sólo 20 de ellos son usuarios fiables para entrar en la conferencia. La voz de estos 20 usuarios está ya caracterizada mediante un modelo concreto para cada uno de ellos y además por medio del UBM, que está formado a partir de las características extraídas (MFCC) de todos los usuarios que pueden tener acceso a él. Es decir, existirá una matriz de coeficientes MFCC extraída a partir de segmentos de voz de todos los usuarios fiables conjuntamente.

El sistema pedirá al usuario que repita una frase o que hable durante 5 o 6 segundos. De este segmento de voz, se tendrá el modelo de test para cada uno de los usuarios que intentan acceder. Dicho modelo, permitirá por un lado calcular el score obtenido a partir de Bayes para cada uno de los modelos, y para el modelo UBM por otro.

De los scores obtenidos para cada usuario se selecciona inicialmente el mayor. Este paso coincide con el proceso de verificación. Finalmente a este score se le resta el score obtenido a través del modelo UBM.

Para permitir el acceso al sistema se establecerá un umbral (de la resta realizada) a partir del que se permitirá que el usuario entre a la conferencia. Este umbral se elegirá en base a la criticidad del servicio, y marcará el número de falsos positivos y falsos rechazos permitidos.

En la figura 7 se muestra el diagrama de bloques que se implementará en Matlab para conseguir un sistema de identificación.

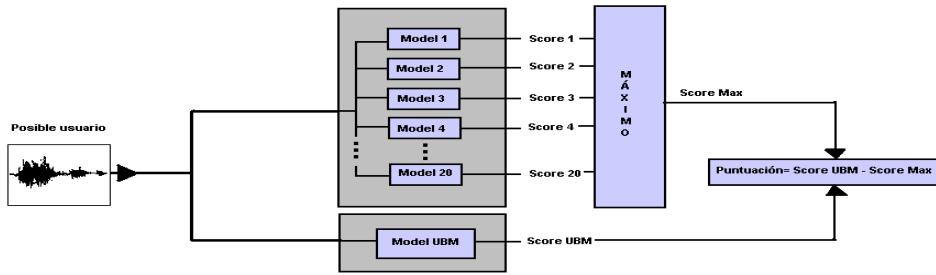


Figura 7. Modelado UBM

8 INFLUENCIA DE LA RELACIÓN SNR EN SISTEMAS DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTOR

Una de los principales problemas que existe en el tratamiento de voz en general y en el reconocimiento de locutores en particular es la influencia que el canal de comunicaciones tiene sobre la señal de entrada, ya sea el canal de transmisión el par de cobre de la tradicional telefonía basada en TDM tradicional, las redes Ethernet o de fibra sobre las que se transmite telefonía IP, un micrófono, el espacio libre, o cualquier canal por el que se pueda transmitir la voz.

Aunque el modelado de los locutores se realice en condiciones controladas, la fase de test generalmente se hará en tiempo real, es decir, cuando un usuario quiera acceder a un banco vía telefónica, o cuando se utilice la biometría de locutor en sistemas domóticos, el programa de reconocimiento deberá calcular la puntuación de esa entrada de test. El problema que surge es que este test no se hará sobre condiciones controladas, y la influencia del canal puede que sea decisiva.

Aunque este proyecto se ha implementado bajo condiciones controladas tanto a nivel de locuciones de entrenamiento cómo para locuciones de test, veremos la influencia que tienen diferentes valores de relación señal a ruido (SNR) en los resultados obtenidos.

8.1 INFLUENCIA DEL CANAL EN LA TRANSMISIÓN

Esta influencia se puede resumir en cinco puntos [24]:

- Atenuación

Se entiende atenuación cómo el debilitamiento que existe entre la señal de entrada y la señal de salida de un sistema y depende fundamentalmente de la distancia que recorre la señal desde la entrada hasta la salida del sistema de transmisión (es proporcional a esta).

Se puede solucionar mediante la utilización de repetidores, por ejemplo en el recorrido del cable telefónico o mediante amplificadores. Existe un nivel de señal mínimo para el que la señal no se puede recuperar.

- Retardo

Toda señal que atraviesa un canal sufre un desplazamiento temporal, ya que cualquier señal se desplaza a una velocidad dependiente del medio y de la naturaleza (frecuencia) de la señal. Las señales, por tanto tardarán un cierto tiempo en recorrer la distancia que separa al emisor del receptor, es decir, sufrirán un retardo.

- Distorsión lineal

Existen dos tipos de distorsión lineal:

- Distorsión de amplitud: En este caso la atenuación es dependiente de la frecuencia. Se puede solucionar con filtros de predistorsión. Vemos en la gráfica siguiente un ejemplo de cómo afecta la distorsión de amplitud en el canal telefónico (1) y el efecto que provoca una predistorsión previa para limitarla (2).

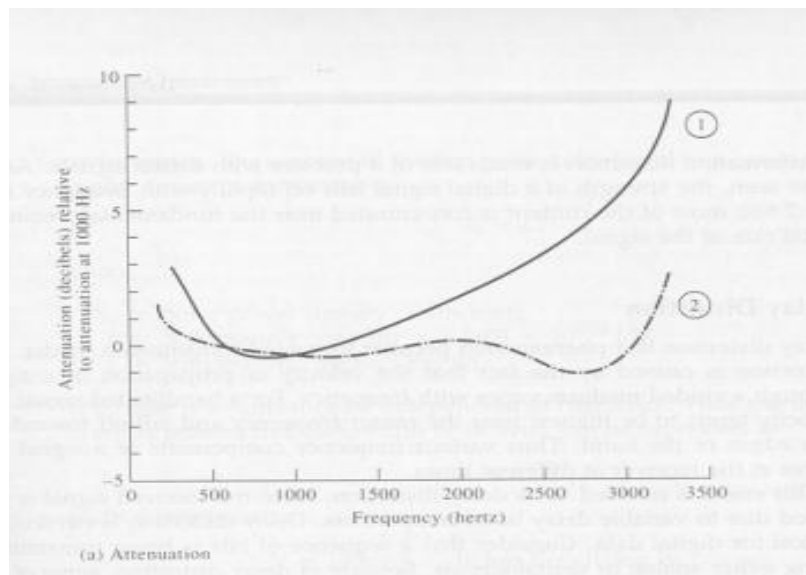


Figura 8. Distorsión de amplitud

- Distorsión de fase: En canales reales, las componentes de frecuencia de las señales se propagan a mayor velocidad en el entorno de la frecuencia central y a menor en los límites de la banda de frecuencias. Se pueden implementar técnicas de compensación para solucionar este problema.

En la siguiente gráfica se observa la distorsión de fase que existe en un canal telefónico (1), y la mejora que se puede conseguir cómo hemos dicho con técnicas de compensación.

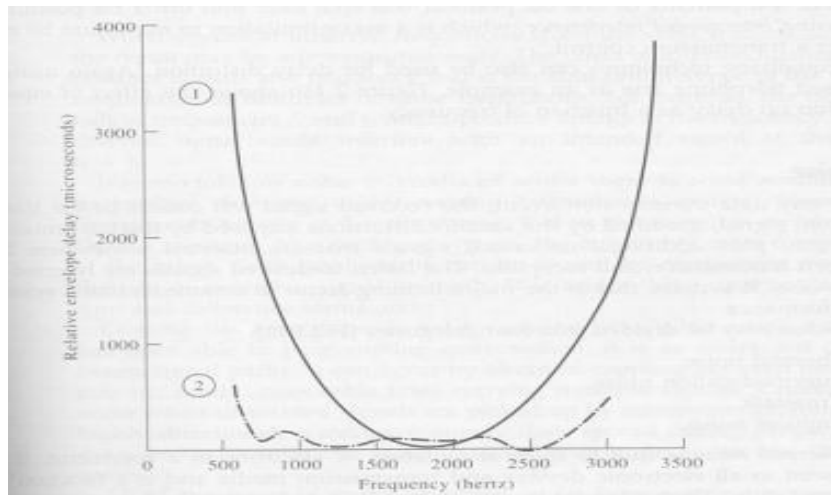


Figura 9. Distorsión de fase

- Distorsión no lineal

La distorsión no lineal aparece cuando a la salida de un sistema de transmisión aparecen componentes frecuenciales que no existían a la entrada de dicho sistema, es un tema muy extenso y no nos vamos a detener en él puesto que no será objeto de estudio. Además, las distorsiones no lineales aparecen principalmente en los casos en los que la amplitud de la señal de entrada es muy grande.

- Ruido

Entendemos por ruido a todas aquellas componentes no deseadas que se añaden a la señal de entrada. Podemos distinguir entre ruido térmico, ruido impulsivo y ruido de intermodulación.

- El ruido impulsivo está provocado por pulsos irregulares y de corta duración con amplitud alta que se originan como consecuencia de interacciones electromagnéticas.
- El ruido de intermodulación es provocado por el comportamiento no lineal de algunos componentes electrónicos.
- El ruido térmico está presente en toda la electrónica utilizada en el sistema de transmisión. Es el ruido que nos va a permitir modelar un canal ruidoso y ver la influencia que éste provoca en la calidad de los resultados de reconocimiento de locutores. En el siguiente apartado se describe el modelado de canal que se ha implementado.

8.2 MODELADO DE UN CANAL AWGN

Modelaremos un canal al que a la señal de entrada se le suma ruido aditivo blanco gaussiano (AWGN).

El ruido añadido es ruido térmico ($n(t)$) cuyas características se resumen en los siguientes puntos:

1. Media nula
2. Distribución gaussiana
3. Ruido blanco
 - a. Densidad espectral de potencia plana : $S_n(f) = N_0/2$
 - b. Incorrelado temporalmente: $R_n(\tau) = \frac{N_0}{2} \delta(\tau)$
4. Densidad espectral de potencia proporcional a la temperatura:

$$N_0 = kT \quad (29)$$

- k =constante de Boltzman ($1.380 \cdot 10^{-23} \text{ J/}^\circ\text{K}$)

- T = temperatura en grados Kelvin

En el modelado que se ha implementado hemos añadido ruido AWGN a la entrada del sistema sumado a la señal de test.

Lo que se estudiará es la relación que tiene la SNR de la señal de test que cómo sabemos corresponde a la potencia de señal entre la potencia de ruido, en los resultados que nos da el verificador de locutores.

Se ha utilizado la función AWGN de Matlab, que añade ruido blanco gaussiano a la señal de entrada hasta obtener la SNR señalada en dB:

$$\text{SeñalSalida} = \text{AWGN}(\text{SeñalEntrada}, \text{SNR}(\text{dB}))$$

De esta manera hemos variado la SNR de las señales de test utilizadas en los experimentos, y hemos obtenido diferentes resultados en función de éstas. En el apartado Fase Experimental y Resultados se observará la influencia de la SNR en el sistema de verificación de locutores implementado.

III. ANÁLISIS EXPERIMENTAL Y RESULTADOS

8 DISEÑO EXPERIMENTAL

A continuación se detallan el material hardware y software con el que hemos contado para el desarrollo de este proyecto:

- PC Acer Aspire 5810TG. Ordenador personal en el que se ha desarrollado el 85 % del proyecto.
 - 4 Gbps de Memoria RAM
 - Procesador Intel Core 2 Solo processor
- PC Inves: Ordenador de la empresa en el que se han tratado ciertos aspectos y en el que teníamos implementado el software comercial.
- Matlab Version 7.0.0.347
- Base de Datos 1

Para analizar la eficacia del sistema implementado para diferentes tipos de modelado utilizamos la base de datos ELSDSR (English Language Speech Database for Speaker Recognition), que fue diseñada por un grupo de estudiantes del departamento IMM (Informatics and Mathematical Modeling) de la DTU (Technical University of Denmark). El acceso a esta base de datos de voces nos fue proporcionado por Ling Feng.

La base de datos está grabada en inglés por 23 personas (21 daneses, un islandés y un canadiense), divididos en 13 hombres y 10 mujeres, bajo un entorno libre de ruido. Las grabaciones están realizadas en formato .wav con modulación PCM y su frecuencia de muestreo es 16kHz, para aplicar nuestra implementación, diezmamos los archivos de audio con factor de diezmado $M=2$ a 8kHz.

8.1 CARACTERÍSTICAS DE LOS LOCUTORES

En la siguiente tabla mostramos las características de edad, nacionalidad y sexo de cada una de las personas.

<i>Base de Datos de Mujeres</i>		
<i>Speaker ID</i>	<i>Edad</i>	<i>Nacionalidad</i>
<i>FAML</i>	48	<i>Danés</i>
<i>FDHH</i>	28	<i>Danés</i>
<i>FEAB</i>	58	<i>Danés</i>
<i>FHRO</i>	26	<i>Islandés</i>
<i>FJAZ</i>	25	<i>Canadiense</i>
<i>FMEL</i>	38	<i>Danés</i>
<i>FMEV</i>	46	<i>Danés</i>
<i>FSLJ</i>	24	<i>Danés</i>
<i>FTEJ</i>	50	<i>Danés</i>
<i>FUAN</i>	63	<i>Danés</i>
<i>Media mujeres</i>		<i>40.6</i>

Tabla 3 .Base de datos mujeres

<i>Base de Datos de Hombres</i>		
<i>Speaker ID</i>	<i>Edad</i>	<i>Nacionalidad</i>
<i>MASM</i>	27	<i>Danés</i>
<i>MCBR</i>	26	<i>Danés</i>
<i>MFKC</i>	47	<i>Danés</i>
<i>MKBP</i>	30	<i>Danés</i>
<i>MLKH</i>	47	<i>Danés</i>
<i>MMLP</i>	27	<i>Danés</i>
<i>MMNA</i>	2	<i>Danés</i>
<i>MNHP</i>	28	<i>Danés</i>
<i>MOEW</i>	37	<i>Danés</i>
<i>MPRA</i>	29	<i>Danés</i>
<i>MREM</i>	29	<i>Danés</i>
<i>MRKO</i>	26	<i>Danés</i>
<i>MTLS</i>	28	<i>Danés</i>
<i>Media hombres</i>		<i>31.3</i>

Tabla 4. Base de datos hombres

El Speaker ID identifica a cada una de las grabaciones de las personas siendo la primera letra F o M (Female o Male) quien identifica el sexo del locutor, y las otras 3 letras las siglas del nombre y apellidos de cada uno de ellos. Se puede observar en las tablas anteriores que la media de edad de las mujeres es bastante superior a la de los hombres.

8.2 CARACTERÍSTICAS DE LOS ARCHIVOS DE AUDIO

Gran parte del texto seleccionado para las locuciones de entrenamiento fue elegido con el objetivo de capturar todas las posibles pronunciaciones fonéticas del inglés (vocales, consonantes y diptongos).

Las grabaciones se estructuran de la siguiente manera:

- **Entrenamiento:** Por cada locutor, tenemos 7 párrafos leídos para la fase de entrenamiento. Por tanto tenemos en total 161(7*23) grabaciones para utilizar en esta fase.
- **Test:** Para la fase de test, tenemos dos grabaciones por locutor, es decir 46 locuciones.

<i>Base de Datos de Mujeres</i>		
<i>Speaker ID</i>	<i>Entrenamiento (s)</i>	<i>Test (s)</i>
<i>FAML</i>	<i>99.1</i>	<i>18.7</i>
<i>FDHH</i>	<i>77.3</i>	<i>12.7</i>
<i>FEAB</i>	<i>92.8</i>	<i>24.0</i>
<i>FHRO</i>	<i>86.6</i>	<i>21.2</i>
<i>FJAZ</i>	<i>79.2</i>	<i>18.0</i>
<i>FMEL</i>	<i>76.3</i>	<i>18.2</i>
<i>FMEV</i>	<i>99.1</i>	<i>24.1</i>
<i>FSLJ</i>	<i>80.2</i>	<i>18.4</i>
<i>FTEJ</i>	<i>102.9</i>	<i>15.8</i>

<i>FUAN</i>	89.5	25.1
Media	83.3	19.6

Tabla 5. Base de datos locuciones mujeres

A continuación, se muestra el tiempo total de grabación para entrenamiento y test por cada persona de la base de datos:

Base de Datos de Hombres		
Speaker ID	Entrenamiento (s)	Test (s)
<i>MASM</i>	81.2	20.9
<i>MCBR</i>	68.4	13.1
<i>MFKC</i>	91.6	15.8
<i>MKBP</i>	69.9	15.8
<i>MLKH</i>	76.8	14.7
<i>MMLP</i>	79.6	13.3
<i>MMNA</i>	73.1	10.9
<i>MNHP</i>	82.9	20.3
<i>MOEW</i>	88.0	23.4
<i>MPRA</i>	86.8	9.3
<i>MREM</i>	79.1	21.8
<i>MRKO</i>	79.7	15.8
<i>MTLS</i>	66.2	14.05
Media	78.7	16.1

Tabla 6. Base de datos locuciones hombres

Modelamos cada usuario con las 7 locuciones que tenemos de entrenamiento por cada uno de ellos. El test se realizará con dos entradas por usuario. Es decir, si en total tenemos 23 usuarios, realizaremos el test sobre 46 entradas, dos por usuario. Realizaremos análisis para hombres y mujeres por separado, y en conjunto. Como podemos ver en el apartado anterior, las locuciones de entrenamiento completas tienen una duración de entre 66 y 92 segundos, mientras que las de test estarán alrededor de los 8 segundos, tal y como se muestra en las tablas. El análisis de test lo realizaremos para cada una de las dos frases de test que tenemos por usuario.

9 FASE EXPERIMENTAL DE VERIFICACIÓN

9.1 SELECCIÓN DEL NÚMERO DE COMPONENTES GAUSSIANAS

El objetivo de este primer experimento es seleccionar el número K de gaussianas con el que se entrenarán los modelos de usuario y que será fijo para el resto de los experimentos. Para ello se realizará un conjunto de simulaciones en las que el parámetro variable será el número de gaussianas K .

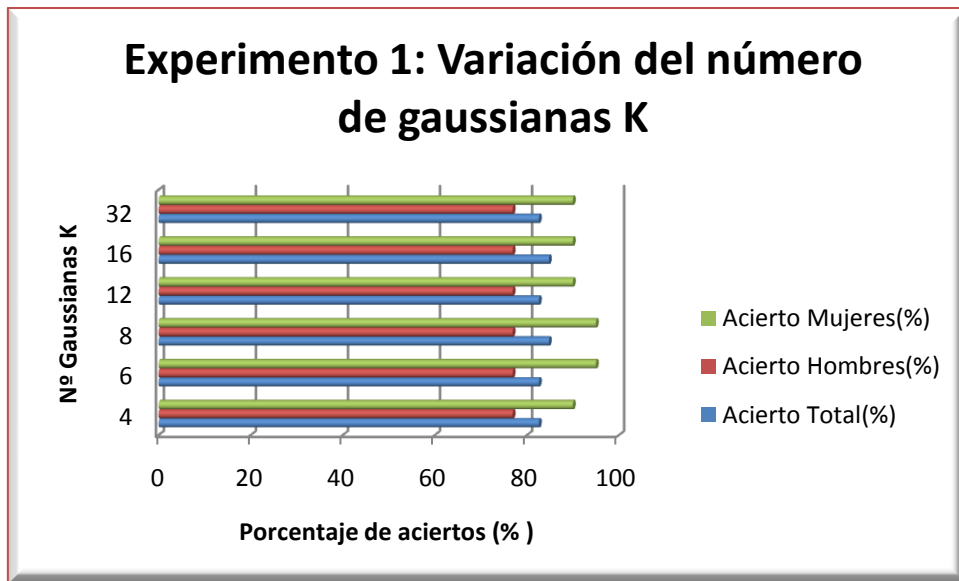
Por cada valor de K que utilicemos implementaremos un bloque de verificación donde tendremos 23 modelos de usuario (base de datos ELSDR), y dos frases de test por cada uno de ellos. Cada usuario está caracterizado por una matriz de coeficientes MFCC, a partir de la que se extrae cada modelo.

Existen dos parámetros que serán fijos durante todas las simulaciones: el número de iteraciones del algoritmo EM, que tal y cómo se ha explicado en el capítulo 5 se ha estimado en 35, y el número de filtros del banco de filtros es de 24, que se ha elegido basándonos en bibliografía, y en que el número de filtros debe ser mayor que el número de coeficientes MFCC. Sobre esta base se variarán otro tipo de parámetros hasta encontrar el escenario ideal.

Por tanto, para realizar este experimento se trabaja con dos parámetros: el número K de gaussianas, que será variable, y el número r de coeficientes MFCC que deberemos fijarlo en un valor concreto, para que las simulaciones con los distintos valores de K se realicen bajo las mismas condiciones y así la decisión final sea objetiva.

Los valores de K que se han evaluado pertenecen al rango $[4, 64]$. Por otra parte, r se fijará en 12 coeficientes MFCC, puesto que es el mínimo del rango formado por los valores que se elijen típicamente como número de coeficientes y por tanto es el peor de los casos.

En la siguiente gráfica vemos los resultados obtenidos para distintos valores de K . Se observa, que la influencia de este valor no es significativa en los resultados obtenidos.



Gráfica 12. Experimento 1

El mayor número de aciertos (Columnas azules) es ligeramente superior al resto de simulaciones para $K=8$ (84.78 % de aciertos), y por tanto fijaremos en este valor el número de gaussianas.

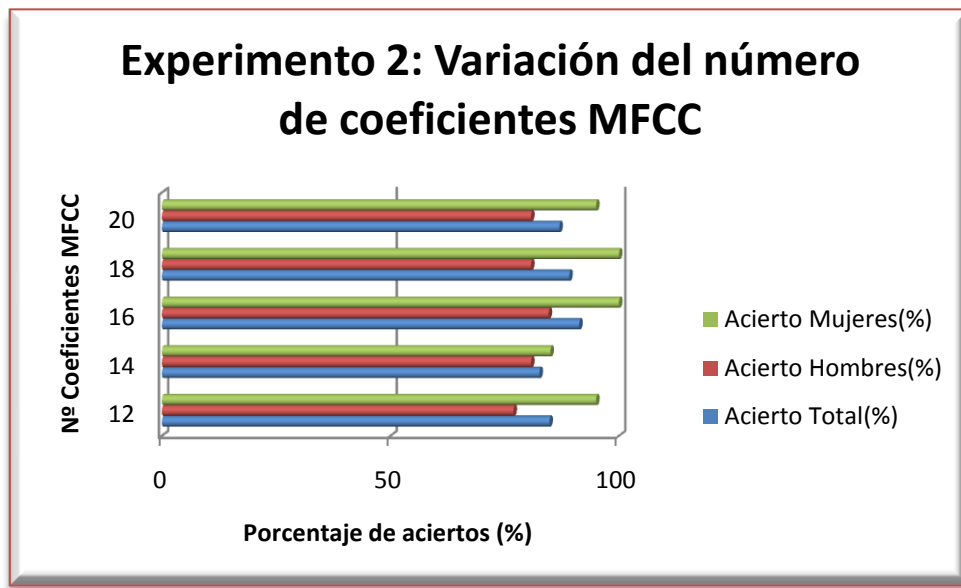
9.2 SELECCIÓN DEL NÚMERO DE COEFICIENTES MFCC

En este experimento se fijará el número de coeficientes MFCC que se utilizará en el resto de simulaciones.

En la sección anterior (9.1), se ha estimado el número de gaussianas que modelarán a los usuarios en $K=8$. Por tanto, en este nuevo experimento fijaremos este valor, y el parámetro variable será el número de coeficientes MFCC.

De igual manera que anteriormente, recordamos que se trabaja con la base de datos ELSDR que consta de 23 usuarios y en la fase de test se introducen dos locuciones por usuario, siendo así el porcentaje de aciertos proporcional a $1/46$.

El número de coeficientes MFCC será variable dentro del rango $[12,20]$, realizando simulaciones con un incremento de dos coeficientes MFCC en cada nueva iteración. Por tanto, realizaremos 5 simulaciones en las que el número de gaussianas será fijo ($K=8$), y el número de coeficientes variable.



Gráfica 13. Experimento 2

Tal y como se observa en la gráfica anterior, el mayor porcentaje de aciertos se obtiene para 16 coeficientes MFCC, seguido de 18 coeficientes. La diferencia entre ambas puntuaciones es de un acierto más (2.2%) en el análisis de usuarios masculinos con 16 MFCC. En mujeres, con ambos análisis se obtiene un porcentaje del 100% de aciertos. En la siguiente tabla se pueden ver todos los resultados detallados.

Nº Coeficientes	Acuerdo Total(%)	Acuerdo Hombres(%)	Acuerdo Mujeres(%)
12	84,7826087	76,92307692	95
14	82,60869565	80,76923077	85
16	91,30434783	84,61538462	100
18	89,13043478	80,76923077	100
20	86,95652174	80,76923077	95

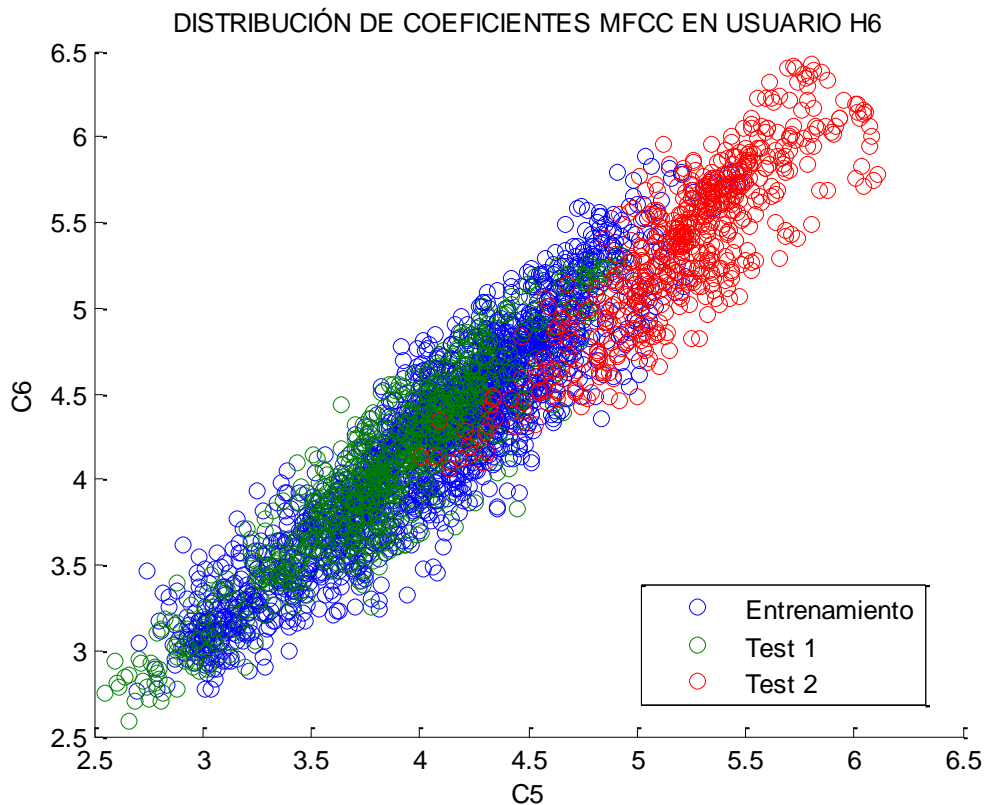
Tabla 7. Variación coeficientes MFCC

Como se puede observar, el resto de los análisis (12, 14 y 16 coeficientes) están bastante por debajo de los mejores resultados.

Por tanto, la decisión elegida debería ser 16 MFCC, no obstante, cómo el producto comercial con el que se ha trabajado en la empresa IECISA utiliza 19 coeficientes (18 coeficientes MFCC + log energía), trabajaremos con ambos modelados (16 y 18) en los próximos análisis antes de tomar una decisión final.

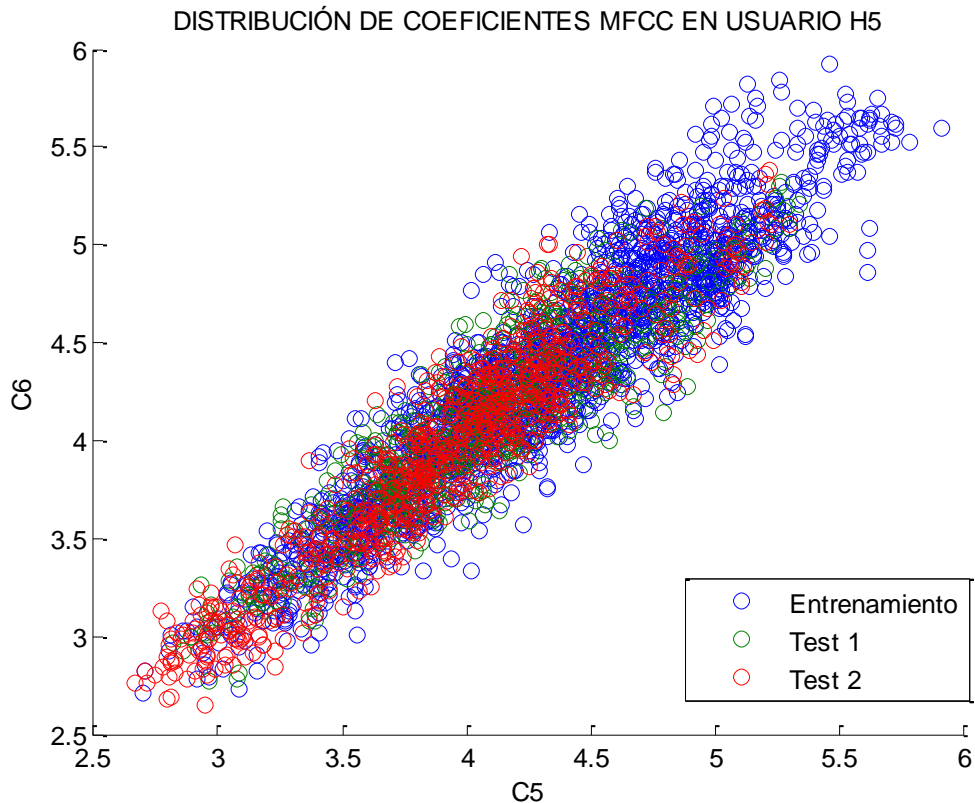
Se comprueba, que a diferencia de la despreciable influencia del número de gaussianas, la variación del número de coeficientes MFCC tiene una influencia importante en los resultados obtenidos.

Si se observan las puntuaciones obtenidas en cada uno de los test, llama la atención el usuario H6, cuyo resultado en el análisis es erróneo en los dos test realizados, y concretamente en el segundo, la gran mayoría de las puntuaciones o scores al aplicar la matriz de coeficientes MFCC de la locución de test grabada por H6, superan a la obtenida con el modelo H6, es decir, con el modelo real. En la siguiente gráfica, se muestra la distribución de los coeficientes mel-cepstrales C1 y C2, obtenidos de los 2000 primeros segmentos de la matriz utilizada para el entrenamiento, y de la matriz obtenida para los test.



Gráfica 14. Distribución de coeficientes H6

En azul se observa, la distribución de los cepstrales para el entrenamiento y en verde y rojo las obtenidas para los test 1 y 2 respectivamente. Cómo se puede observar, la distribución de los MFCC del test 2 difiere casi por completo de los cepstrales de la matriz de entrenamiento. Observamos ahora la misma gráfica pero para el usuario H5:



Gráfica 15. Distribución de coeficientes H5

A diferencia que en el caso anterior, en la gráfica 15 la distribución de los coeficientes de ambos tests para el usuario H5 coinciden prácticamente en toda la zona que ocupan y se superpone en la zona en la que tenemos distribución de coeficientes MFCC de entrenamiento.

9.3 INFLUENCIA DEL COEFICIENTE C_0 : LOG-ENERGÍA

Este experimento tiene como objetivo comprobar la influencia del coeficiente C_0 en los resultados obtenidos para 16 y 18 coeficientes MFCC en la base de datos ELDSR.

El número de gaussianas está fijado a 8, y observaremos la influencia de la log-energía en los resultados de la sección 9.2.

Tras añadir al vector de coeficientes el valor de la log-energía para cada segmento de voz, resultados no sólo no mejoran, sino que en el análisis con 17 coeficientes empeoran en un fallo que aparece en la usuaria M2 para su segundo test. En el caso de 19 coeficientes los resultados se mantienen constantes.

Analizando detenidamente los resultados para cada uno de los dos casos, se puede observar que para 16 coeficientes, añadiendo la log-energía cómo primer coeficiente, se

empeora en un fallo el resultado anterior cómo ya habíamos comentado. Sin embargo, en el caso de añadir el valor log-energía al análisis con 18 MFCC, los resultados finales no cambian pero en el caso del usuario H6, para el que con el test 2 se obtienen los peores resultados, mejoran ligeramente. Inicialmente existen 17 puntuaciones (de las 22 restantes) que superan al valor obtenido por el usuario verdadero. Es el único caso en el que las puntuaciones de sexo opuesto superan a un valor. Al aplicar la log-energía, los resultados siguen siendo malos para este test, pasando a ser 14 las puntuaciones superiores al valor que se debería obtener, pero hemos mejorado en 3 errores, las tres puntuaciones que ya no superan a la real pertenecen a mujeres, es decir, se mejora al aplicar el test con una base de datos mixta.

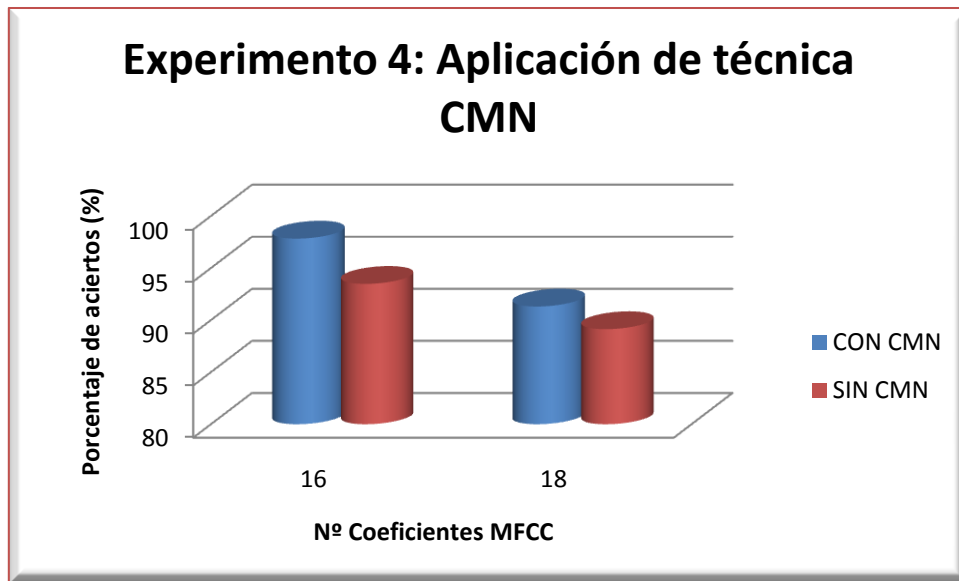
Por tanto, la log energía no implica mejoras evidentes en los resultados, incluso dependiendo del número de coeficientes nos pueden empeorar. Todavía no es clara la diferencia entre utilizar 16 o 18 MFCC.

9.4 APLICACIÓN DE LA TÉCNICA CMN

El objetivo de este experimento es analizar la influencia que tiene aplicar la técnica CMN, detallada la sección 4.3, sobre la base de datos ELSDR.

Las condiciones que se plantean para realizar la simulación están basadas en un modelado con 8 gaussianas. La simulación la realizaremos sobre dos escenarios: con 16 y con 18 coeficientes MFCC. La log-energía no se incluirá puesto se ha visto anteriormente (sección 9.3) que no proporciona unos resultados mejores que sin ella.

A las matrices de características, es decir, a las matrices de coeficientes MFCC, tanto de entrenamiento cómo de test, se les aplica la técnica CMN. Una vez aplicada la compensación, se realiza el nuevo modelado de la nueva matriz de entrenamiento, como hemos comentado antes, con ocho gaussianas. Los resultados obtenidos se resumen en la siguiente gráfica:

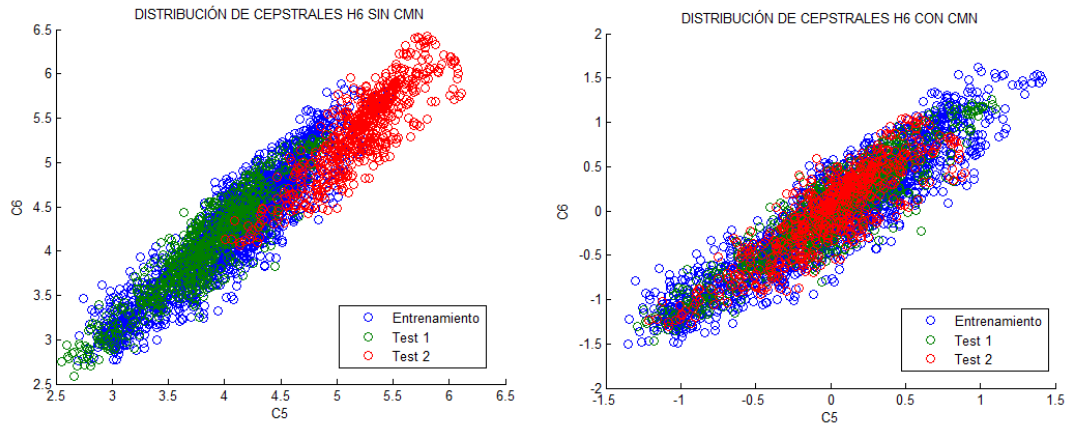


Gráfica 16. Experimento 4

Es decir, para 16 coeficiente MFCC, se obtiene un porcentaje de aciertos del 97,82%, un único fallo, por un 91.3% que se obtenían anteriormente (4 fallos). Por otro lado, para 18 coeficientes MFCC, el porcentaje de aciertos se sitúa en un 93.47% (3 fallos), mientras que antes se tenía un acierto del 89.1% (5 fallos).

Por tanto, la influencia de la técnica CMN es muy positiva sobre los resultados obtenidos en reconocimiento de locutores pertenecientes a la base de datos ELSDR.

Se analizarán ahora la evolución de los errores solventados o aparecidos en este experimento en función de los resultados de capítulos anteriores. Hasta ahora, los test (test 1 y test 2) aplicados sobre el usuario H6, erraban en ambos casos. En este experimento, y sobre el escenario con 16 coeficientes MFCC, ambos errores para este usuario desaparecen. Observamos las gráficas de distribución de cepstrales para los dos casos: con y sin técnica CMN.



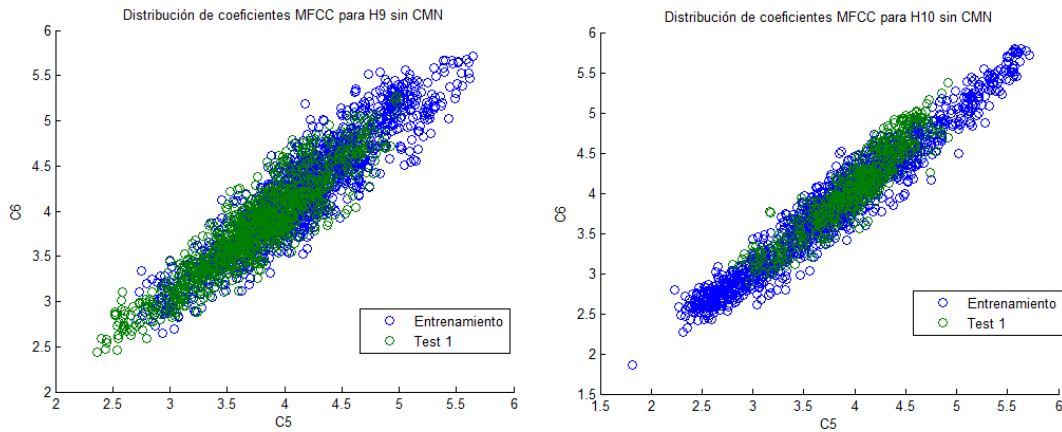
Gráfica 17. CMN en usuario H6

Se muestra en la gráfica anterior, la distribución de los coeficientes C5-C6. En primer lugar, observamos la disminución del valor de los coeficientes al aplicar la técnica CMN. Esto es debido a la resta realizada a cada una de las columnas de coeficientes MFCC de su media ponderada. En segundo lugar, y como dato más importante, se observa que la distribución de los coeficientes de test y de entrenamiento, se distribuyen en esta ocasión en la misma zona, y se superponen unos sobre otros. Los focos de las tres distribuciones, a diferencia que en la gráfica sin CMN, se sitúan en la misma zona espacial. Es muy destacable el cambio producido en el test 2.

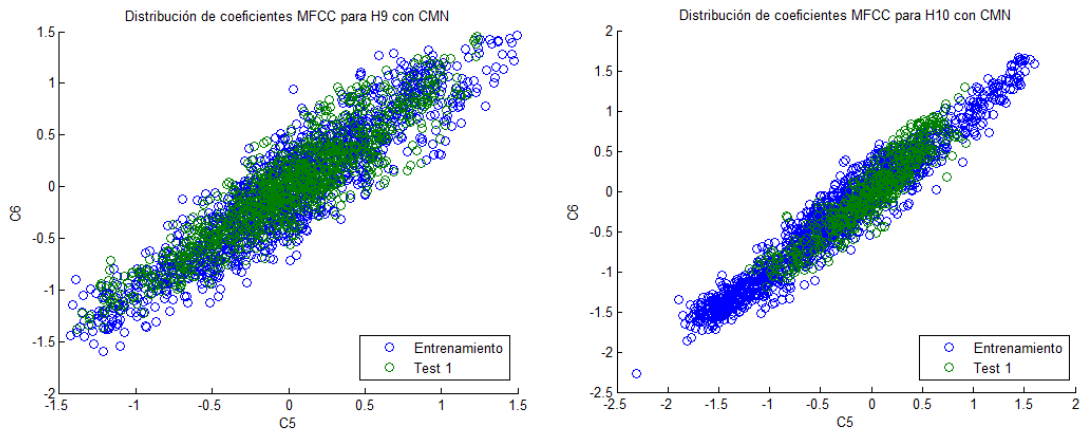
La hipótesis que se plantea como origen de este claro cambio, es que las locuciones grabadas, principalmente las del test 2, constan de un conjunto de segmentos de voz, cuyos vectores de coeficientes tienen valores atípicos, en cuanto a cambios de entonación, o volumen, que provocan que la extracción de características durante un cierto tiempo no sea la adecuada. Se podría intuir también que las condiciones ambientales en el entorno de grabación varíen durante un cierto tiempo, a pesar de estar controladas, durante la grabación de este usuario.

En cuanto al error que existe, pertenece al usuario H10, anteriormente este error no existía. En este caso, al introducir el test 1 del usuario H10, nos da como valor máximo la puntuación para el modelo H9, que antes de aplicar CMN era la segunda más alta.

Se observa antes en las siguientes gráficas la distribución de los cepstrales C5-C6 para la matriz de coeficientes del test 1 del usuario H10 sobre la distribución de cepstrales de las matrices de entrenamiento del usuario H9 y H10 respectivamente con y sin la aplicación CMN.



Gráfica 18. Test H9-H10 sin CMN



Gráfica 19. Test H10 con CMN

En ambos escenarios las puntuaciones de este test sobre los dos modelos de usuarios cómo hemos comentado las más altas, en la tabla siguiente se observan dichas puntuaciones:

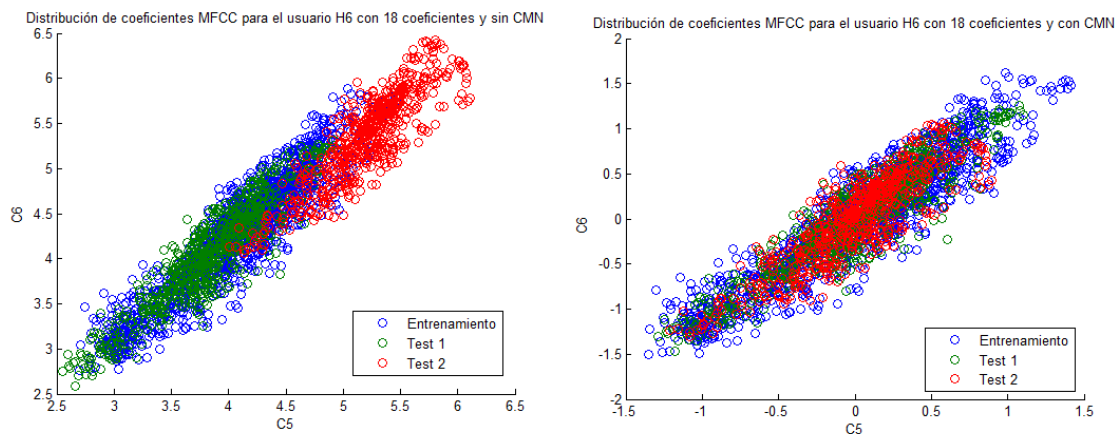
	Modelo H9	Modelo H10
Sin CMN	381,577996	644,7955407
Con CMN	659,538159	656,7552627

Tabla 8. Puntuaciones test H10

Sin embargo, la variación producida en la puntuación obtenida al aplicar el test 2 del usuario H10 sobre el modelo H10 es prácticamente invariante comparada con la que se produce sobre el modelo H9.

En resumen, con 16 coeficientes MFCC y la aplicación de la técnica de compensación de canal CMN, mejora sustancialmente los resultados obtenidos, consiguiendo un acierto de 45 sobre 46 evaluaciones.

Si analizamos ahora el modelado con 18 coeficientes MFCC, la influencia de la técnica de compensación también es notable puesto que pasamos de tener 5 errores a tener 3, es decir, se mejora en un 4.35% con respecto a no tener CMN, pero no alcanzamos los resultados obtenidos con 16 coeficientes. Los errores sobre el usuario H6, a diferencia de lo que ocurre aplicando CMN sobre 16 coeficientes, no se solventan, aunque si observamos las siguientes gráficas, si podemos ver que se mejora muchísimo, en ambos test ya sólo existe un modelado que supere al verdadero, y en ambos casos coincide con el modelo del usuario H12.



Gráfica 20. Distribución de cepstrales H6 con 18 MFCC

Por tanto, con 18 coeficientes y CMS la evolución positiva es evidente, pero no conseguimos la mayor puntuación, para el usuario H6.

El tercer error que existe en este análisis corresponde al usuario H10 en el test 1, y la puntuación que le supera pertenece al usuario H9 y ambas puntuaciones son muy similares tal y como ocurría con 16 coeficientes y CMN.

Por tanto, tras este análisis y en función de los resultados obtenidos podemos seleccionar 16 como el valor óptimo de coeficientes MFCC, frente a 18, que es los que se utilizan en la implementación del software comercial. Además, la técnica CMN es muy positiva y la adoptaremos para la implementación del algoritmo de reconocimiento de locutores pertenecientes a la base de datos ELSDR.

9.5 COEFICIENTES DE VARIACIÓN DELTA

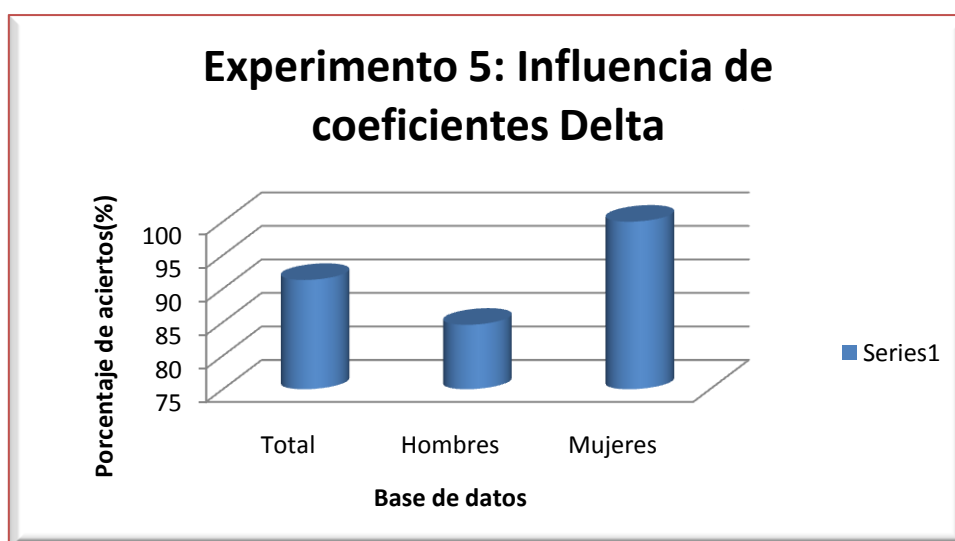
En este capítulo se analiza la eficacia de utilizar coeficientes delta para cuantificar en los coeficientes MFCC la variación temporal que se produce en la señal de voz de los usuarios de la base de datos ELDSR, en definitiva se utilizan los coeficientes de velocidad delta, y se comprueba su influencia en los resultados.

El escenario inicial planteado para este experimento es el siguiente: se parte de las matrices de coeficientes MFCC de las señales de voz de entrenamiento y test de todos los usuarios de la base de datos. La caracterización ha sido realizada con 16 coeficientes MFCC puesto que se ha demostrado que nos proporciona los mejores resultados.

Una vez obtenidas las matrices de coeficientes MFCC es necesario calcular los coeficientes de variación delta. Se ha implementado el algoritmo de coeficientes delta detallado en la sección 9.5. Se pasa de tener matrices de 16 coeficientes, es decir, de 16 columnas, a matrices de 32 columnas.

Para poder realizar el análisis de Bayes es necesario en primer lugar calcular los modelos de los usuarios, para ello, se aplica el modelado de mezclas gaussianas con $K=8$ gaussianas. Una vez extraído el modelado de cada uno de los 23 usuarios estamos en condiciones de calcular las puntuaciones que se obtienen por medio del teorema de bayes, al aplicar cada uno de los test (46 en total) en los modelos.

Computacionalmente, la influencia es negativa, puesto que al duplicar el número de coeficientes de la matriz, el tiempo de simulación aumenta notablemente. A nivel de resultados, observamos la gráfica, en la que se muestra el porcentaje de aciertos.



Gráfica 21. Experimento 5

Los resultados, evaluados en función del número de aciertos, son exactamente iguales al reconocimiento de locutores con matrices de 16 coeficientes MFCC, por tanto, la eficacia de esta técnica sobre la extracción de características de la base de datos ELSDR no es eficaz, puesto que los resultados son iguales, pero el coste computacional prácticamente se duplica.

Numéricamente, a nivel de puntuaciones, tampoco se evoluciona puesto que si se analizan las puntuaciones para el usuario H6, que es el más crítico, se tienen 16 puntuaciones que superan a la puntuación correspondiente al modelo H6, por 17 que lo superaban sin coeficientes delta, por tanto, la mejora es insignificante.

9.6 ANALISIS CON COEFICIENTES IMFCC

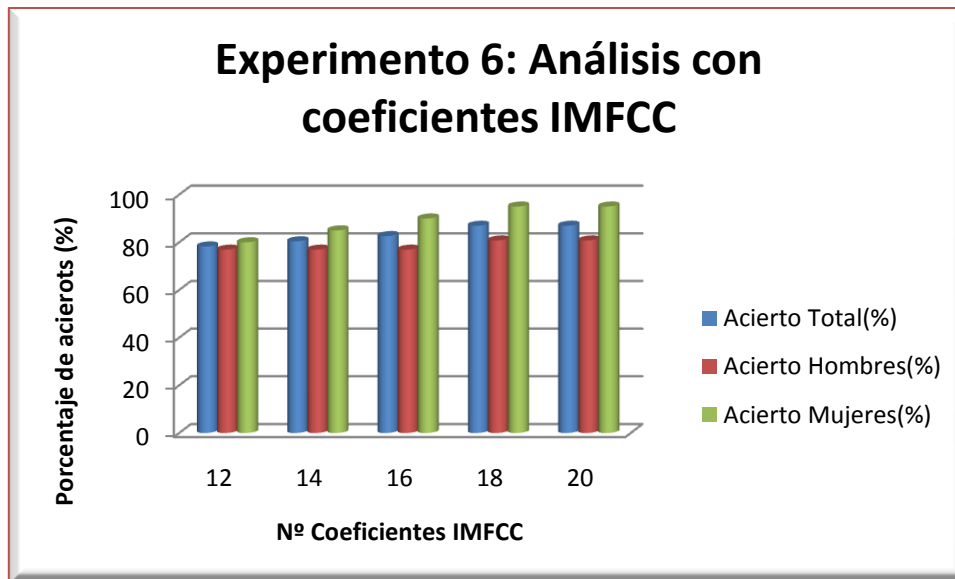
Tal y como se ha explicado en la sección 4.2, los coeficientes IMFCC están basado en la escala inversa a la escala mel, es decir, representan la escala frecuencial que el oído humano no es capaz de distinguir debido a las frecuencias que representa.

Este experimento tiene por objetivo analizar los resultados que se obtienen en reconocimiento de locutor utilizando la escala i-mel sobre la base de datos ELDSR.

El número de gaussianas que se va a utilizar en la implementación del experimento es, al igual que en los análisis realizados hasta ahora, $K=8$.

Por otro lado, se realizarán simulaciones para diferente número de coeficientes, de esta manera, comprobaremos si el valor óptimo de coeficientes IMFCC coincide con el valor óptimo de coeficientes MFCC (16). Se realizarán 5 simulaciones, para 12, 14, 16, 18 y 20 coeficientes IMFCC.

Los resultados obtenidos se muestran en la gráfica 22.



Gráfica 22. Experimento 6

Como se puede observar, el número de óptimo de coeficientes IMFCC que se obtiene es 18 o 20 coeficientes IMFCC. Los resultados analíticos son los mismos para estos dos experimentos, pero cuanto menor sea el número de coeficientes, el coste computacional es menor, por tanto, el número óptimo de coeficientes IMFCC para reconocimiento de locutores perteneciente a la base de datos ELDSR es 18, obteniéndose un 86.95% de aciertos.

Por tanto, frente a los 16 coeficientes para los que se obtenían los mejores resultados con análisis basado en escala mel (91,3%), ahora se obtienen los mejores valores para 2 coeficientes más. En primer lugar hay que comentar, que para un mismo número de gaussianas ($K=8$), los mejores resultados se obtienen con caracterización MFCC frente a la caracterización IMFCC, siendo la diferencia de un único error.

Por otro lado, es necesario comentar que la influencia de los coeficientes 17 y 18 son positivos en el caso del análisis IMFCC, mientras que para MFCC no, puesto que los resultados empeoraban ligeramente. Sin embargo, comparando cualquiera de los análisis (16 MFCC frente a 16 IMFCC, etcétera), los resultados son mejores para análisis MFCC.

10 FASE EXPERIMENTAL DE IDENTIFICACIÓN

Tras la fase de verificación se ha implementado en Matlab un sistema de identificación mediante la utilización de la técnica UBM (capítulo 7). La caracterización de las voces se realizará con el método que mejores resultados ha dado en la fase de verificación con la base de datos ELSDR, es decir, utilizaremos 16 coeficientes MFCC, y aplicaremos la técnica de compensación de canal CMN. El modelado se realizará con 8 gaussianas.

Como se recordará, la base de datos ELSDR contaba con 13 hombres y 10 mujeres. Se han dividido los 23 usuarios en usuarios fiables e intrusos.

- ❖ Hombres
 - H1 a H9 USUARIOS FIABLES
 - H10 a H13 INTRUSOS

- ❖ Mujeres
 - M1 a M6 USUARIAS FIABLES
 - M7 a M10 INTRUSOS

El método utilizado para implementar el sistema es el explicado en el capítulo 7. El modelo UBM se ha implementado con un conjunto de entrenamiento formado por locuciones de todos los usuarios fiables. Como por cada uno de ellos tenemos 7 frases de entrenamiento, utilizamos 3 de cada uno para el UBM. De esta forma, cada frase de test que entra al sistema, tanto de los usuarios fiables como de los intrusos, se evalúa con el modelo UBM.

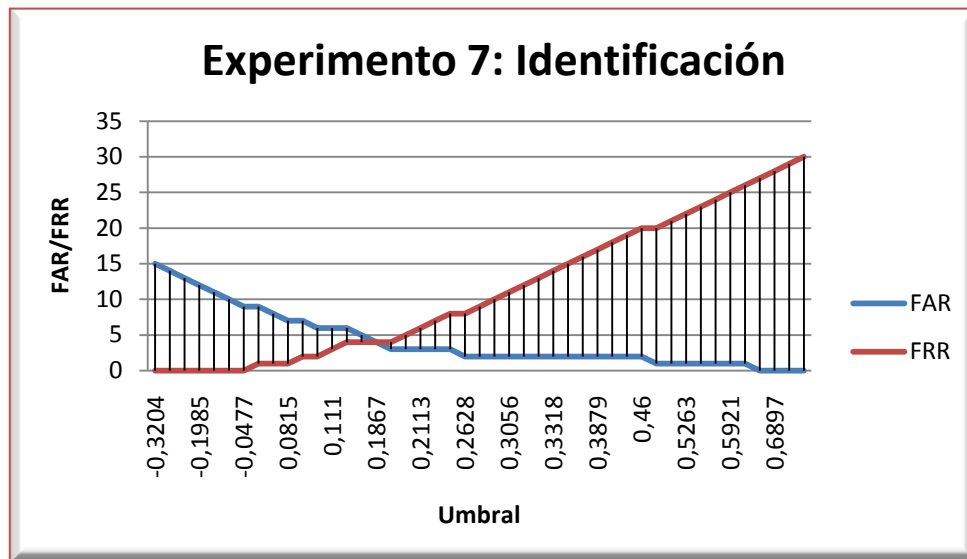
Por tanto, el método que sigue el sistema de identificación es el siguiente:

1. Se evalúa la frase de test en cada uno de los modelos de usuarios fiables y se selecciona la máxima puntuación. Es decir, se realiza en primer lugar una fase de verificación pero con el condicionante de que es posible que la entrada de test puede que pertenezca a un usuario que no está registrado en la base de datos.
2. Se evalúa la frase de test en el modelo UBM, y se obtiene el score correspondiente.
3. Se restan ambos scores, y se obtiene un valor que se enfrentará con el umbral definido.
4. Se decide en base a esa puntuación y al umbral si ese usuario puede acceder al sistema o no.

En el anexo 1 se puede observar la tabla de resultados obtenidos al realizar este análisis. En función del tipo de aplicación el umbral se fijará en un valor u otro de acuerdo a si dicha aplicación requiere de un mayor o menor números de falsos positivos o falsos negativos.

En nuestro caso, analizaremos cómo varía el número de falsos positivos y el de falsos negativos variando el umbral. Puesto que se trata de un análisis únicamente experimental hemos normalizado los scores finales entre el máximo, y obtenemos el siguiente rango de puntuaciones: $[-0.31243, 1]$.

Por tanto, variando el umbral en este rango obtendremos un número de FRR (False Rejection Rate) y de FAR (False Acceptance Rate) distinto.



Gráfica 23. Experimento 7

En el eje horizontal se representa el umbral que se fija para delimitar el número de falsos positivos y de falsos negativos. En el eje vertical se muestran el número de errores (falsos positivos o falsos negativos). La curva granate representa el número de falsos negativos (FRR), mientras que la curva azul representa el número de falsos positivos (FAR).

El punto en el que ambas curvas se cruzan se denomina EER (equal error rate), y en este caso corresponde con un umbral igual a 0.1867, que corresponde con la siguiente relación:

$$\text{EER} = 0.1867 \rightarrow \text{FAR} = \text{FRR} = 4$$

Para este umbral el número de falsos negativos y de falsos positivos es el mismo (4 errores). En función de la aplicación para la que se implemente el sistema de reconocimiento de locutores, este valor se ajusta buscando o bien el equilibrio entre ambos tipos de errores, o limitando uno de ellos.

11 INFLUENCIA DE LA SNR EN VERIFICACIÓN

El objetivo de este capítulo es analizar la influencia que tiene la variación de la relación señal a ruido (SNR) en el escenario que teníamos inicialmente sobre los resultados obtenidos en reconocimiento de locutores.

El escenario en el que se realiza el entrenamiento, es decir, el escenario en el que graban las locuciones utilizadas posteriormente para conseguir el modelo de cada usuario, se mantiene cómo se tenía originalmente. Es decir, el conjunto de grabaciones de entrenamiento de la base de datos ELSDR se mantendrá tal y cómo se ha creado, en un entorno controlado y libre de ruido. Esto es debido a que se entiende que el entrenamiento se realizará siempre en las mejores condiciones puesto que se desean obtener los mejores modelos.

El modelado se realizará con 8 gaussianas extraídas a partir de una matriz de 16 coeficientes MFCC.

Por otro lado, el entorno que simularemos para la fase de test será variable ya que es en el momento en el que se realiza esta operación cuando el usuario puede encontrarse en un escenario poco controlado o con un canal ruidoso.

Para implementar dicho canal ruidoso se añade a las señales de test ruido aditivo blanco gaussiano (AWGN). Se ha seleccionado este ruido porque siempre está presente en cualquier canal y además es sencillo de modelar, ya que cumple las propiedades especificadas en el capítulo 8. Hay que señalar que además de este ruido pueden existir ruidos cómo el ruido de intermodulación, ruido intrínseca de los equipos electrónicos, etc.

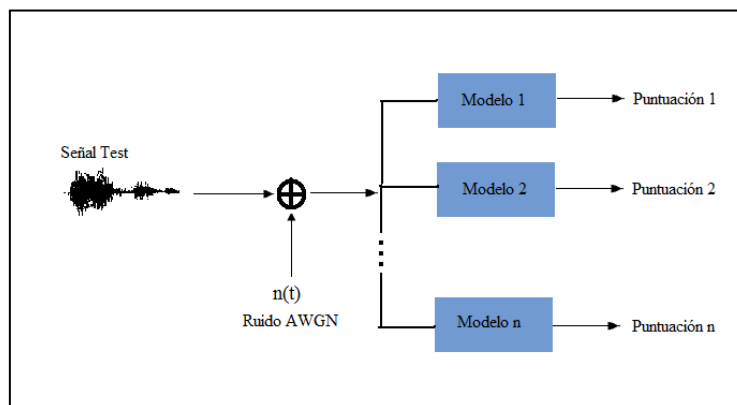
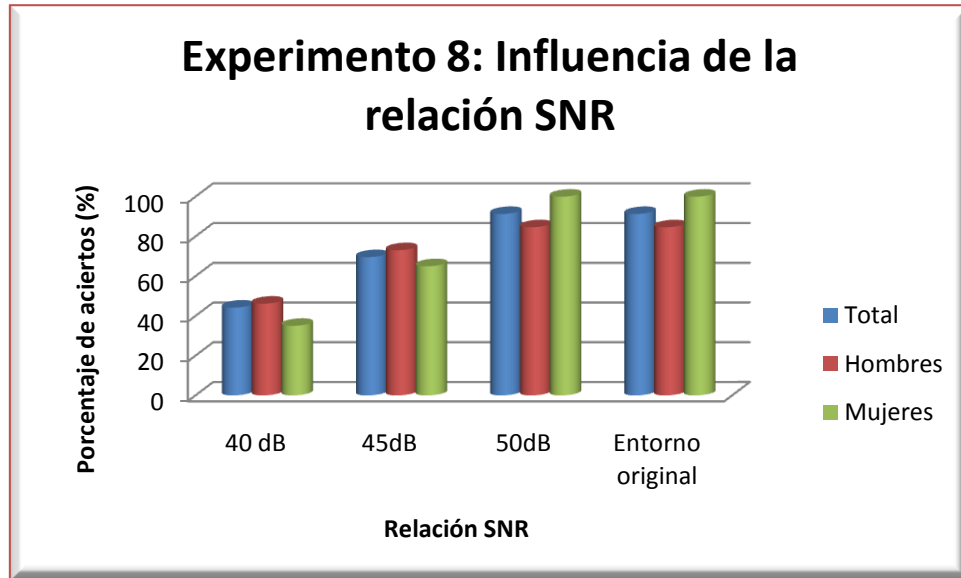


Figura 10. Modelado AWGN

En función del ruido añadido, se implementarán 4 escenarios de test (40dB,50dB, 55dB, escenario original). Para caracterizar las señales se utilizarán cómo se ha comentado anteriormente 16 coeficientes MFCC. Los resultados obtenidos se muestran en la gráfica 24.



Gráfica 24. Experimento 8

En primer lugar, hay que comentar que para una SNR de 50 dB, los resultados son iguales que para las grabaciones de test en el entorno original.

A continuación, si nos fijamos en la evolución de errores, de 40 dB a 45 dB, tenemos 13 errores menos, de 45 dB a 50 dB, 10 errores menos. Por tanto, una diferencia de 5 dB más, o lo que es lo mismo triplicar la relación SNR, supone una mejora de aproximadamente un 30% en el nivel de aciertos.

Por tanto se comentará, que pese a que en el entorno ideal obtenemos mejor resultado para mujeres que para hombres, las voces femeninas se ven más afectadas que las de los hombres con una SNR más baja.

Si comparamos nuestros resultados con un caso real, hay que decir que en un canal telefónico la relación SNR está alrededor de los 40 dB por tanto, los resultados que obtendríamos serían malos. Para intentar reducir estos valores sería necesario implementar técnicas de reducción de ruido. Por otro lado, si la grabación de las voces de test se va a realizar a través de un micrófono, existen muchos tipos de modelos, pero podemos obtener relaciones SNR de más de 100 dB [26] y por tanto, los resultados con la implementación realizada serían óptimos. Hay que comentar que dichos micrófonos generalmente ya tienen configurados e implementados métodos de reducción de ruido.

12 ANÁLISIS DE UNA BASE DE DATOS UTILIZADA EN ALGORITMO DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES PARA SERVICIO COMERCIAL

El objetivo de este último capítulo experimental, es realizar un análisis de una pequeña base de datos con la que se ha probado la librería comercial en la empresa, y que contaba con un bloque de entrenamiento y con un bloque de identificación.

La base de datos de pruebas estaba formada por 4 usuarios de los cuáles teníamos locuciones de test y entrenamiento de diferentes idiomas. En cuanto a las librerías se contaba con principalmente con dos funciones: 'train' y 'test'. El objetivo de nuestro trabajo, estaba directamente relacionado con la evolución de los proyectos en curso, y por tanto no se ha podido realizar todavía la integración completa del sistema comercial con nuestra red. No obstante, contábamos con suficiente documentación para realizar cierto tipo de pruebas. La empresa propietaria del software nos proporcionó la base de datos de pruebas y datos técnicos sobre la misma.

A diferencia de nuestra implementación, el software comercial trata el reconocimiento de locutor con multilinguaje. Es decir, se reconoce a un hablante independientemente de que hable en castellano, inglés, alemán, holandés o catalán. El número de gaussianas que utilizan es 1024 pero 5 de las mezclas son mucho más pesadas que el resto.

A nivel de coeficientes MFCC, se utilizan 19, (18 y log energía), y derivadas de primer grado, es decir coeficientes delta. El número de filtros del banco de filtros en escala mel es 20. Finalmente, a nivel de normalización se utiliza CMN, pero también RASTA y Feature Warping que están explicadas en el anexo 3.

El objetivo inicial era integrar dichas librerías en nuestros sistemas. La integración básica se llevó a cabo en entorno Java. Una vez realizada, pudimos variar ciertos parámetros como el número de gaussianas más pesadas y el número de coeficientes. Además, ciertos parámetros eran binarios es decir, se les podía dar el valor 0 o 1. Por ejemplo, la log energía se podía añadir o no en función de sí, como hemos dicho, se le daba en su campo el valor 0 o 1. Los resultados óptimos, o por lo menos, con las puntuaciones mejores, se obtuvieron para los valores por defecto que la empresa nos proporcionaba. Entendemos que esto es así porque cada optimización del funcionamiento del sistema, y por tanto, de los valores de los parámetros involucrados está directamente relacionada con la base de datos con la que se trabaje.

Una vez realizado el proceso descrito, la siguiente fase es recopilar la base de usuarios clientes real y realizar un entrenamiento de dicha base hasta conseguir los resultados deseados.

Para optimizar dichos resultados en primer lugar hay que definir dos puntos:

- 1- En primer lugar hay que identificar si el proyecto va a estar utilizado en modo multilinguaje o no.
- 2- En segundo lugar, hay que diferenciar si el proyecto busca la verificación o la identificación de los usuarios. En el caso de que se trate de identificación, hay que definir el valor de falsos positivos o falsos negativos permitido. Es decir, se fija o el valor FRR ó el valor FAR, y cómo consecuencia obtenemos el otro.

En nuestro caso, el interés era optimizar el algoritmo de reconocimiento para multilinguaje y para un proyecto de identificación en el que el número de falsos positivos debía ser nulo o muy bajo con respecto al valor de falsos negativos, puesto que el cliente potencial era una entidad bancaria. En esta fase, una de mis principales funciones era definir junto a la empresa propietaria del software de señal el valor del umbral que se fijaría. Por temas fuera de mi alcance, y principalmente económicos, esta fase está todavía sin definir completamente, aunque está claro, que si observamos la curva FAR de la gráfica 1, el umbral deberá estar muy a la derecha del eje x.

En resumen, esta fase inicial en la que se comenzó a trabajar con algoritmos de reconocimiento de locutores me permitió conocer los algoritmos fundamentales a utilizar, y los conceptos básicos sobre biometría de locutor, lo que me ha aportado una visión general y real de la utilización de estos algoritmos, aunque el 90% del proyecto ha sido realizado al margen del producto comercial real, puesto que esta fase se realiza bajo demanda de clientes y bajo disponibilidad de la empresa. No obstante, el proyecto realizado es posible que en un futuro sea utilizado por la empresa para desarrollar sus propios algoritmos puesto que ahora se cuenta con el conocimiento teórico y práctico de los algoritmos necesarios.

Una vez descrito el trabajo realizado sobre la base de datos comercial, realizaremos algunos experimentos sobre ella utilizando nuestra implementación en Matlab. Cómo hemos dicho, contamos con una base de datos de pruebas, con 4 usuarios y diferentes idiomas para cada uno de ellos. El inglés es común a todos, y probaremos nuestra implementación con los 4 usuarios en inglés, ya que cómo nuestra experimentación se ha basado en una base de datos de angloparlantes, sería lógico que los mejores resultados nos dieran para este idioma.

En primer lugar, simulamos la base de datos de los 4 usuarios y 16 coeficientes MFCC. El modelado está realizado con 8 gaussianas.

En la tabla 10, se muestra los resultados obtenidos para los 4 modelos de usuario y para las frases de test en diferentes idiomas. Como se puede observar, para los test realizados, los errores se obtienen para el usuario 3, para el cuál la máxima puntuación la obtenemos sea cual sea el idioma para el usuario 4.

Con técnicas de compensación este problema se podría solventar.

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Test1 Inglés	9083,40243	-47095,5946	-15053,3971	-12209,4016
Test2 Inglés	-33883,5947	2749,52313	-7888,35965	-7576,80616
Test3 Inglés	-24919,582	-23439,025	6774,12551	6690,53064
Test4 Inglés	-9803,93915	-30558,1235	-12426,59	-9560,96632
Test1 Español	8320,05255	-49007,4321	-13686,3348	-12143,5598
Test3 Español	-17202,0999	-20369,0163	6244,20897	6404,74064
Test 3 Catalán	-16645,8637	-19386,1291	5882,21992	6019,40307
Test 4 Alemán	-946,525513	-2439,14571	-1078,41178	-852,71787

Tabla 10. Base de datos comercial

Si observamos los resultados, al margen del idioma, obtenemos errores para el usuario 3. Por tanto, el idioma para el que los que se realiza el test no es tan influyente como las características propias del canal o de las condiciones de grabación. El entrenamiento adaptado a la base de datos concreta es fundamental para obtener unos resultados óptimos.

IV CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

13. CONCLUSIONES

Los objetivos de este proyecto era la implementación de un módulo de reconocimiento de locutores modelado mediante mezclas gaussianas y utilizando la técnica MFCC cómo algoritmo de extracción de características, y el estudio de los resultados que proporciona la implementación de dicho módulo sobre la base de datos ELSDR fundamentalmente.

El modelado con mezclas gaussianas se fundamenta en el algoritmo EM, a partir del cual se modelan los distintos parámetros: matriz de medias, matriz de covarianzas y matriz de probabilidades a priori de cada gaussiana que conforma el modelo. Para que este algoritmo sea eficiente tanto computacionalmente cómo en los resultados obtenidos el número de iteraciones que se ejecuta el algoritmo se ha graficado, y para evitar el sobreentrenamiento se ha fijado en 35 iteraciones, puesto que para distinto número de gaussianas y segmentos reducidos de las locuciones de entrenamiento este es el valor para que se obtiene el valor máximo.

De acuerdo al experimento 1 (capítulo 9.1), se puede concluir que el número de gaussianas mediante las que se modela a un usuario no influye decisivamente en los resultados obtenidos, y ha sido fijado en 8 puesto que para este valor el número de aciertos es ligeramente superior. Se observa que aumentando el número de gaussianas no mejoran los resultados y además el coste computacional aumenta considerablemente.

Por otro lado, es muy importante comentar que el número de coeficientes MFCC si influye considerablemente en los resultados obtenidos, y aunque a mayor número de coeficientes el coste computacional es mayor, obtenemos una mejora de casi un 10% entre 14 y 16 coeficientes y el coste computacional que existe frente a este 10% de mejora es insignificante. Es decir, la influencia de los coeficientes 15 y 16 en el análisis de Bayes son fundamentales para obtener buenos resultados.

A diferencia de en otras bases de datos y otras investigaciones realizadas, la influencia de los coeficientes delta no supone ningún cambio significativo sobre los resultados utilizando la base de datos ELSDR, y por tanto, la eficacia de estos valores de variación está directamente ligada con la base de datos utilizada.

Por otro lado, las técnicas de compensación de canal, en este caso la técnica CMS es fundamental para obtener resultados óptimos, y para disminuir el efecto de la distribución de los ceptrales en condiciones de test, o de entrenamiento, variantes.

Es importantes resaltar también que tanto los coeficientes MFCC, cómo sus inversos, IMFCC, proporcionan resultados similares y por tanto, las componentes frecuenciales no audibles de la señal de voz pueden utilizarse también en reconocimiento de locutores.

En cuanto a las diferencias entre resultados para hombres y mujeres, se concluirá que en condiciones óptimas, los resultados son más beneficiosos para las mujeres pero sin embargo, éstas se ven más afectadas por la SNR, la cual influye directamente en los resultados obtenidos.

Observando en su conjunto el análisis para la base de datos ELDSR, se puede concluir que el análisis realizado es óptimo para esta base de datos, sin embargo, variaría para otra.

Finalmente, el objetivo final de un análisis de reconocimiento de locutor, es hacer extensible dicho análisis para cualquier idioma, y combinar esta técnica, con otro tipo de técnica biométrica, para conseguir sistemas con una fiabilidad del 100% , para hacer posible conseguir un producto comercial óptimo.

14.LÍNEAS FUTURAS

Los siguientes pasos una vez finalizado este proyecto y para futuras investigaciones se resumirían en los siguientes puntos:

- Optimización del algoritmo implementado para conseguir un coste computacional menor, tanto de entrenamiento, cómo sobre todo de test, con el objetivo de conseguir un módulo de reconocimiento ejecutable de forma eficientes en tiempo real, ya que el 80% de las aplicaciones de reconocimiento de locutores deberán ser en tiempo real.
- Generalización del algoritmo y del modelado gaussiano a cualquier base de datos, permitiendo que de la forma más eficiente, los resultados sean óptimos para cualquier análisis.
- Eliminación de la influencia del canal de transmisión con el objetivo de que el algoritmo sea utilizable, ya bien a través de un canal telefónico o por medio de la grabación con un micrófono a través del espacio libre.
- Una idea esencial es conseguir compatibilizar esta técnica con cualquier otra técnica de autenticación para hacer el método lo más robusto posible, además la utilización de las características prosódicas de los hablantes es el siguiente paso.

V BIBLIOGRAFÍA

15. BIBLIOGRAFÍA

- [1] <http://biometrics-on.com/es/>
- [2] <http://www.monografias.com/trabajos43/biometria/biometria.shtml>
- [3] [Maltoni et al., 2003] MALTONI, D.; MAIO, D.; JAIN, A.; PRABHAKAR, S. "Handbook of Fingerprint Recognition". Springer-Verlag, First edition, 2003.
- [4] http://www.robotiker.com/castellano/noticias/eventos_pdf/37/Biometria2.pdf
- [5] 3D FACE Recognition Silvia Araujo - Proyecto final de carrera 2010-Universidad Pública de Navarra
- [6] IDENTIFICACION BIOMETRICA DE LOCUTORES PARA EL AMBITO FORENSE: ESTADO DEL ARTE Felipe Ochoa(a), César San Martín(b), Roberto Carrillo(b).
- [7] <http://www.biometrics.gov/Documents/FAQ.pdf> .Biometrics Frequently Asked Questions. National Science&Technology council's (NSTC) Subcommittee on Biometrics
- [8] <http://www.cs.uku.fi/~khioupe/tuk2006/notes/print02.pdf>
- [9] Reconocimiento de Formas y Análisis de Imágenes. Pre-proceso y segmentación de señales vocales. Antonio J. Rubio Ayuso, José C. Segura Luna, Antonio M. Peinado Herreros. Dept. de Electrónica y Tecnología de Computadores .Facultad de Ciencias, Universidad de Granada
- [10] La voz y su espectro. Belén Ruiz Mezcua. Revista Sigma nº 27
- [11] Análisis localizado de voz. http://arantxa.ii.uam.es/~jortega/Tema2_TAPS_def.pdf
- [12] Efecto Gibbs. <http://www.ingelec.uns.edu.ar/pds2803/Materiales/Cap02/02-Cap02-05-Gibbs.pdf>
- [13] Stevens, Volkman and Newman, 1937 (J. Acoust. Soc. Am 8(3) 185--190)
- [14] Quantitative Analysis of a Common Audio Similarity Measure. Jesper Højvang Jensen, Member, IEEE, Mads Græsbøll Christensen, Member, IEEE, Daniel P. W. Ellis, Senior Member, IEEE, and Søren Holdt Jensen, Senior Member, IEEE

- [15] SPEAKER IDENTIFICATION USING MEL FREQUENCY CEPSTRAL COEFFICIENTS Md. Rashidul Hasan, Mustafa Jamil, Md. Golam Rabbani Md. Saifur Rahman. Electrical and Electronic Engineering, Bangladesh University
- [16] Auditory Models for Speech Analysis. Jun Hou, Lawrence Rabiner, Sorin Dusan RutgersUniversity <http://www.ece.gatech.edu/research/labs/asat/slides/meet-111204/Auditory-lrr.pdf>
- [17] Fusion of a Complementary Feature Set with MFCC for Improved Closed Set Text-Independent Speaker Identification Sandipan Chakroborty, Anindya Roy, and Goutam Saha. Department of Electronics and Electrical Communication Engineering Indian Institute of Technology, Kharagpur, India, Kharagpur-721 302 .Department of Biomedical Engineering .University of Southern California, 1042 Downwy Way, LA, CA 90089
- [18] NUEVAS TÉCNICAS DE COMPENSACIÓN DE CANAL EN RECONOCIMIENTO DE LOCUTOR E IDIOMA. Javier González Domínguez
- [19] Pole-Filtered Cepstral Mean Substraction. Devang Naik. CAPI Center, Rutgers University, Piscataway, New Jersey. 08855
- [20] Maximum Likelihood from incomplete data via the EM algorithm. A.P.Dempster, N.M.Laird and D.B.Rubin. Harvard University and Educational Testing Service
- [21] Speaker Verification Using Adapted Gaussian Mixture Models. Douglas A. Reynolds, Thomas F. Quatieri, and Robert B. Dunn .M.I.T. Lincoln Laboratory, 244 Wood St., Lexington, Massachusetts 02420
- [22] Pattern Recognition. Concepts Methods and Applications. J.P.Marques de Sá. Springer.
- [23] Universal Background Models. Douglas Reynolds. MIT Lincoln Laboratory, 244 Wood St., Lexington, MA 02140, USAR
- [24] <http://www.tsc.uc3m.es/~mlazaro/MediosTx/Introduccion-Perturbaciones.pdf>
- [25] English Language Speech Database for Speaker Recognition .(ELSDSR). Ph. D students and Master students from department of Informatics and Mathematical Modeling (IMM) at Technical University of Denmark (DTU)
- [26] <http://www.audio-technica.com/cms/site/ef6d6954009eb975/index.html/>

VI ANEXOS

16. ANEXO I

• **Coefficientes MFCC=12 N° Gaussianas=4**

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
Test1 H1	-949,342738	-835,825546	-1108,64854	-329,919376	-301,555156	-215,657669	-641,452823	-98,8776642	95,6879413	-451,338025	-609,996416	107,07704	-1112,26057	-508,53359	-1071,0663	-824,86869	-686,915694	-1006,54866	-670,598451	-798,514914	-1432,01439	-1116,83447	-1070,45001
Test1 H2	-81,2521416	175,073986	-654,078166	-76,5529413	-315,23717	-249,447309	-158,110653	-131,269928	-346,655244	-231,174696	-242,927589	-201,269996	-151,67046	-589,215806	-1457,40044	-967,726354	-410,586518	-580,898804	-706,102323	-1080,46801	-957,037856	-429,305407	-988,525752
Test1 H3	-317,596264	-642,295902	289,84886	-241,516358	-433,711553	-343,904098	-194,926003	-28,7526852	-226,581034	-5,3684095	116,892009	-144,851107	-645,935404	21,4575591	-77,7109096	-2,4037347	-255,866574	6,51022406	-149,501171	-401,0991	-27,706123	-95,9518547	-33,6096659
Test1 H4	-1493,68964	-1447,92061	-1265,01604	350,566632	-1352,38844	-1737,96949	-1254,06791	-1829,18911	-1413,5359	-867,187525	-1293,54211	-1705,8455	-2906,17907	-1748,81612	-2490,55588	-2237,42112	-1444,68793	-2171,9099	-1440,32475	-3264,38195	-2093,19654	-2545,6315	-1670,19601
Test1 H5	-449,044694	-825,545805	-1206,279	-660,306791	99,9968457	-651,031349	-766,218526	-518,385221	-270,602607	-748,625378	-585,802825	-152,770585	-1473,97259	-639,053819	-1056,97341	-763,93284	-647,751156	-1032,51099	-659,125895	-664,27374	-981,158685	-1004,66584	-1068,93596
Test1 H6	-314,477655	-980,263684	-1667,58579	-713,722773	-409,770141	400,37609	-815,568931	-348,592951	-10,4296408	-523,655422	-852,967389	-96,0731359	-1576,13387	-888,593874	-1278,94442	-1138,60936	-773,950879	-1281,23596	-1187,07343	-812,567687	-1742,77781	-1388,85005	-1670,17869
Test1 H7	-282,713551	-502,711446	-433,175457	-303,155363	-532,12591	-489,058504	269,641512	-65,3471165	-156,1703	-280,562027	-186,351792	-78,2452768	-1394,4257	-378,916478	-652,043818	-120,427833	-211,309698	-421,086765	-38,1184623	-383,066191	-716,581503	-143,460114	-848,10823
Test1 H8	-1194,07913	-1008,05528	-899,068371	-1145,75145	-1964,19679	-2822,89928	-1445,39821	413,40369	-1434,883	-1121,85038	-784,352169	-2250,355	-4229,41547	-3565,89948	-2960,83138	-2691,12349	-2343,46898	-2493,40669	645,008409	-4857,83624	-1871,90796	-1910,42309	-1605,17869
Test1 H9	-975,392165	-1755,66974	-1982,09202	-1243,82215	-706,400909	-1150,23513	-1385,13112	-635,578325	282,305996	-1141,23581	-1140,31192	-339,581467	-1823,03755	-967,216116	-1355,35855	-1464,82841	-1380,7716	-1618,83731	-1580,98369	-1079,63949	-1682,09417	-1702,15232	-1510,0727
Test1 H10	130,749867	0,90418704	-180,931741	118,005511	27,6139367	-10,4763146	68,2243889	121,469093	208,680211	342,609474	-15,5315109	88,172729	308,364715	-80,1821522	-428,250449	-308,83233	-190,239791	-258,62079	-260,452008	-405,01774	-511,384886	-416,21619	-328,911621
Test1 H11	-416,914658	-755,623399	-238,249389	-271,648455	-492,129054	-434,386748	-316,082574	-120,137615	-657,51368	-282,228379	365,605105	-135,379867	-334,886226	-468,158251	-839,543898	-551,891925	-606,704058	-338,805374	-701,24372	-706,357425	-666,220731	-626,251331	-742,747561
Test1 H12	-969,749423	-1409,93388	-1929,8493	-912,804655	-759,836213	-1002,02112	-1119,42738	-667,715789	-658,798028	-1066,49266	-1032,37303	123,277083	-1759,49688	-1143,0563	-1559,29119	-1109,62674	-1059,18874	-1387,98767	-1061,63855	-1359,64215	-1786,24869	-1224,55284	-1524,98631
Test1 H13	-454,7989	-498,354026	-713,423094	-191,734094	-926,856657	-519,340488	-226,512076	-457,092353	-557,201345	-138,930358	-373,056596	-207,923043	593,45338	-734,754457	-1877,47945	-1065,39229	-452,843709	-783,093202	-1102,90499	-1516,36459	-1080,35457	-709,368714	-1043,96242
Test2 H1	318,149792	-941,999063	-1635,90499	-533,399022	-352,330817	-919,996187	-1182,44815	-1258,80064	41,437734	-613,390229	-1085,44516	-680,908317	-3598,88579	-2336,34694	-3139,67854	-2470,0269	-1665,18393	-2840,8746	-1028,02137	-3981,59933	-2441,45838	-2380,15789	-2455,16003
Test2 H2	49,2664828	473,501878	-763,219549	-17,22515	-255,631569	-306,780662	-374,746819	-355,314668	-280,837852	-145,504442	-376,766048	-741,243918	-1151,29533	-2102,36642	-1648,20652	-801,271162	-934,062188	-690,546667	-1995,74876	-1288,76042	-834,677989	-1337,38155	
Test2 H3	-374,463676	-1052,79202	389,677458	-380,037391	-686,439577	-376,386349	-272,211936	89,6134479	-350,369522	99,8448582	162,602237	-155,184359	-546,848259	-37,8407718	-120,289738	3,28717625	-272,26894	118,285223	-363,03474	-557,584435	97,2102603	-119,639006	-62,559054
Test2 H4	-909,16225	-878,145706	-928,486399	75,7921466	-693,867502	-1229,36734	-696,51437	-1185,833887	-864,878829	-466,611155	-982,873427	-1039,91369	-1991,96932	-1057,71956	-1827,97138	-1429,25394	-814,882377	-1564,73734	-828,928296	-1881,05456	-1789,36415	-1299,59265	
Test2 H5	-525,958273	-811,779221	-1289,99001	-723,324552	102,053027	-723,537495	-740,429454	-609,099531	-460,50574	-765,312524	-609,244489	-207,399599	-1576,52386	-551,906889	-1252,37467	-1032,63959	-728,633379	-1066,30518	-807,932665	-1131,64922	-1012,34135	-751,496875	-1035,2355
Test2 H6	-1170,04473	-985,291763	-1552,79787	-1266,11214	-1515,59753	2791,62358	-1850,66663	-1034,67352	793,340878	-1102,28517	-1445,51018	-2022,45714	-4581,90649	-2928,50213	-2614,71068	-2830,12796	-1864,57247	-2747,09167	-684,01261	-4443,05353	-2557,63865	-1221,14585	-1796,77364
Test2 H7	32,5982389	-134,147679	-116,125589	-86,5131384	-95,827689	-212,393961	149,447738	-125,974287	-22,2548066	-69,3205235	-84,2549042	-56,6568084	-677,256827	-275,272821	-673,788253	-152,815465	-130,468066	-377,984248	7,5071049	-500,847003	-376,668485	-260,250648	-370,423313
Test2 H8	-1254,07517	-1462,35344	-837,840204	-679,160624	-1229,1908	-1130,20078	-707,325335	-109,026896	-914,817876	-897,109223	-281,592856	-631,993753	-1448,80805	-961,681894	-1064,91054	-901,22941	-823,053878	-709,918443	-807,853058	-626,124375	-1442,5159	-1173,50166	-1666,56708
Test2 H9	-2586,48529	-2463,53878	-2400,2591	-2673,61847	-2780,1518	-6108,02381	-3601,23522	-2211,94221	13679,61181	-1690,392	-2940,32444	-3937,33518	-9400,02611	-4665,138827	-4257,91177	-4586,70926	-3479,81948	-5010,30779	-1134,32519	-7972,42582	-2877,20591	-2359,02177	-2994,69321
Test2 H10	-278,904102	-390,430184	-254,425148	-103,459985	-344,331139	-386,844655	-77,9423965	-33,2867504	-116,656693	211,422634	-230,874144	-64,8861728	-284,673892	-121,728227	-460,90178	-409,636347	-235,940889	-264,712889	-405,304738	-315,378227	-547,225609	-457,910215	-398,962026
Test2 H11	-384,614834	-732,199424	18,4995664	-279,262744	-522,545515	-1084,88736	-222,117663	-498,945674	-658,93318	-459,579004	465,614121	-648,15974	-2255,12485	-939,228736	-1347,28253	-688,869846	-918,859072	-977,326025	-111,735398	-1931,7925	-522,144461	-472,951943	-555,138107
Test2 H12	-694,239567	-931,632111	-1149,74938	-653,137825	-605,940461	-770,563369	-752,412494	-582,152982	-470,174718	-650,753539	-667,164198	-294,655825	-775,320024	-580,788907	-649,511744	-626,602739	-536,115783	-816,211089	-751,925649	-586,539852	-908,111539	-814,736916	-771,794862
Test2 H13	-107,8	-35,7370434	-270,932692	94,9956764	-455,76584	-368,755948	-260,710524	-349,228077	-419,704025	-183,62042	25,0048475	-486,538657	-377,047806	-1142,05426	-1313,7455	-1258,55338	-927,208572	-706,970249	-516,787023	-1569,80966	-594,886412	-677,381333	-526,996536
Test1 M1	-1616,54223	-2219,67184	-1325,03172	-1250,35074	-1351,42359	-1964,31054	-1341,93509	-1071,67471	-1250,64289	-1168,63433	-1494,10137	-845,978967	-3050,31806	356,754602	-812,469664	-479,940768	-505,285023	-1262,68898	-821,724682	-516,156325	-1088,83217	-1114,63737	-1094,34377
Test1 M2	-712,277108	-1112,4179	-704,607739	-752,238954	-969,967645	-783,352984	-773,652955	-579,858996	-588,012446	-699,040646	-581,352203	-756,29047	-1150,28324	-292,500342	-72,208114	-365,583652	-476,317397	-438,721236	-472,22704	-68,3234946	-658,39834	-735,937832	-555,654878
Test1 M3	-852,533691	-1270,9507	-714,032183	-845,362929	-756,675245	-923,150679	-731,439931	-618,37177	-801,318062	-710,413555	-708,999009	-814,112837	-1632,15581	-184,858565	-255,337673	-19,9850729	-298,520093	-722,389225	-332,688154	-523,182398	-881,485699	-723,653555	-523,780773
Test1 M4	-1262,34002	-2007,71864	-1271,75679	-1031,07272	-1477,62387	-1617,96794	-1164,69336	-1179,25325	-1505,18927	-1295,53394	-1309,18733	-1247,61316	-2951,71718	-361,833109	-810,25596	-89,3660173	-1298,520093	-722,389225	-332,688154	-523,182398	-881,485699	-723,653555	-523,780773
Test1 M5	-943,514938	-1227,62234	-854,55174	-1080,87747	-1027,48679	-1155,96695	-1095,27238	-596,907769	-1271,22029	-767,3874	-731,770291	-701,042803	-603,824603	-825,29382	-881,832488	-885,968317	320,451548	-1036,82685	-959,848345	-811,6929	-750,225784	-778,139466	
Test1 M6	-535,731121	-866,318896	-502,79007	-370,478887	-871,004797	-1005,78807	-242,181817	-758,6636	-749,150254	-740,799526	-375,902166	-371,768305	-326,85094	-1140,64476									

• Coeficientes MFCC=12 N° Gaussianas=6

Table with 20 columns (H1-M10) and 20 rows (Test1 H1-M10, Test2 H1-M10). Each cell contains a numerical coefficient value. Some cells are highlighted in yellow.

Tabla 12. K=6

• Coeficientes MFCC=12 N° Gaussianas=8

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
Test1 H1	-203,693716	-951,123278	-1055,28625	-420,096911	-215,502044	-187,253513	-660,664072	-83,5792125	140,98937	-405,163242	-560,683949	225,830267	-1100,3308	-564,180165	-1159,60137	-863,592747	-709,641699	-1159,61461	-666,65359	-985,101006	-1350,84324	-1403,70865	-1488,70638
Test1 H2	-152,668443	151,249022	-633,574115	-78,2328603	-334,206712	-275,434884	-109,439684	-227,114761	-384,721024	-177,149100	-204,194616	-264,270119	-180,599465	-600,174503	-1370,98184	-976,702576	-462,707407	-628,464339	-676,840601	-1112,94331	-1080,32606	-570,967889	-1306,70349
Test1 H3	-324,440483	-668,369845	308,505548	-205,441078	-506,737143	-295,340393	-178,229152	-35,545677	-199,725268	-33,639873	116,658114	-101,099597	-658,607195	44,9524819	-83,885954	10,0452923	-226,979764	-18,1536803	-167,802553	-481,121719	8,02250014	-205,353863	-64,9813473
Test1 H4	-1342,8966	-1414,53428	-1127,65999	-455,179138	-1255,40781	-1778,09545	-1350,37809	-1790,60164	-1383,74394	-946,29334	-1422,7837	-1711,12164	-2645,74806	-2034,93626	-2609,58475	-2338,12132	-1735,5098	-2438,9419	-1480,21132	-3609,01255	-2318,46856	-2703,52152	-2048,66888
Test1 H5	-465,120247	-846,138326	-1179,21382	-749,317646	215,488126	-733,592584	-820,410307	-573,448485	-305,313254	-893,147379	-501,418602	-273,045816	-1438,43344	-729,761713	-1179,40535	-750,930604	-772,014109	-1029,87051	-721,145709	-845,116661	-1157,8927	-1186,24352	-1458,77958
Test1 H6	-405,736784	-1001,87278	-1716,39773	-774,237585	-240,256317	-365,032740	-835,958768	-281,048794	50,9131353	-491,704396	-914,471941	33,7852189	-1449,8458	-112,269097	-1439,79146	-1212,03029	-977,070042	-1326,85467	-1218,00608	-1068,53218	-1693,43337	-1633,83684	-1639,16993
Test1 H7	-281,888679	-589,957667	434,887456	-333,614191	-652,549874	-483,828243	337,583956	-56,2388994	-103,102994	-237,246847	-180,063479	-108,520677	-1279,34939	-445,177976	-618,164239	-135,14443	-97,9544803	-554,199696	-94,9664994	-341,008996	-765,699377	-160,413654	-903,353084
Test1 H8	-1469,55708	-1229,82961	-1121,53398	-1422,71451	-2047,37651	-3150,30543	-1780,44555	683,987435	-1884,43264	-1410,56592	-1416,12856	-2782,29313	-4344,32452	-4666,83984	-3670,66068	-3539,77831	-3060,59429	-2549,46764	808,805452	-5664,14318	-2619,73186	-1052,51272	-1893,29323
Test1 H9	-1008,51952	-1839,68044	-1935,0173	-1395,60509	-685,216565	-1087,07285	-1426,91289	-607,890088	-136,029617	-1216,38704	-1129,61778	-296,571787	-1739,47209	-1067,20194	-1459,24704	-1334,20254	-1522,07159	-1600,9238	-1609,97079	-1314,36251	-1775,29136	-1897,12481	-1852,88148
Test1 H10	128,470166	-1,90014072	-203,321075	137,849531	68,7138697	80,6172516	67,0986337	111,828781	240,896614	377,141744	-16,2588924	126,699682	-214,830306	-197,001551	-481,686061	-489,155146	-234,791339	-341,756743	-259,607641	-583,621	-530,239296	-561,170328	-497,089176
Test1 H11	-431,81237	-833,224919	-320,302944	-389,136406	-590,593842	-503,725629	-341,54041	-143,425134	-741,023804	-373,767182	346,526881	-146,650819	-361,661299	-584,177664	-934,330163	-527,526713	-581,379296	-333,068138	-870,722561	-877,342752	-814,990735	-805,203176	-1061,65637
Test1 H12	-942,512947	-1511,88415	-1833,58534	-1116,66487	-824,401001	-987,020481	-1010,73132	-666,079219	-666,081684	-1254,87549	-1083,23235	286,544603	-1731,18662	-1356,13014	-1711,96706	-1084,25935	-1217,23878	-1482,78219	-1188,08464	-1639,02167	-1901,0818	-1638,4585	-2008,73532
Test1 H13	-456,967879	-644,418509	-692,951405	-508,146945	-1107,12187	-565,313704	-269,225477	-535,369487	-636,897444	-210,710332	-604,658669	-221,302135	575,901467	-729,154449	-1815,96029	-967,169492	-426,506897	-1087,51932	-1228,29546	-1637,83687	-1243,4692	-752,166138	-1005,9974
Test2 H1	501,106772	-821,48255	-1415,23992	-837,689372	-321,675759	-879,055254	-1262,36978	-1383,53678	160,737047	-865,528619	-1394,91316	-757,993339	-3679,23034	-3026,13708	-3658,63911	-2836,71069	-3317,46389	-1314,29968	-4765,23429	-3300,67081	-2697,63808	-3020,38227	-1810,20682
Test2 H2	-11,0214531	552,077553	-708,430834	-10,2711674	-324,037308	-261,336009	-103,181409	-418,241609	-399,768967	-293,638166	-249,894988	-494,642717	-699,7628	-1331,9895	-2044,02488	-1747,27748	-937,529633	-1147,06188	-712,30849	-2074,06975	-1614,06918	-1087,81403	-1813,02783
Test2 H3	-375,377763	-1024,73366	380,991754	-407,177273	-947,014878	-413,008291	-293,603919	65,5226068	-336,64574	36,9959991	184,267131	-88,0223785	-637,939629	-141,104011	-1223,59729	-317,912486	-720,620134	57,7575942	-486,67747	-673,271575	-23,9269409	-189,015332	-280,761193
Test2 H4	-809,359146	-853,255143	-946,845665	-256,913188	-697,561884	-1130,10756	-742,018699	-512,34203	-603,679502	-556,239693	-11221,10904	-1092,43828	-1079,51835	-1192,0082	-1966,7535	-1484,82315	-1045,62992	-1795,95791	-966,292778	-1592,15123	-1997,99373	-1566,65192	-1761,95973
Test2 H5	-823,632474	-806,537655	-1162,46713	-762,451581	143,041651	-851,388546	-834,655649	-639,486157	-554,267516	-946,598262	-606,365476	-275,381157	-1471,98694	-682,900807	-1325,0786	-982,993696	-898,04086	-1030,8965	-926,215196	-1307,73788	-1102,53703	-991,02425	-1393,58421
Test2 H6	-1424,93575	-1073,45842	-1828,64325	-1425,14379	-1610,61484	-2892,4137	-1149,42794	-1524,51414	-2171,29484	-2512,39958	-4262,52912	-4042,94995	-3290,80762	-4042,94995	-3290,80762	-4042,94995	-3290,80762	-4042,94995	-3290,80762	-4042,94995	-3290,80762	-4042,94995	-3290,80762
Test2 H7	37,8645575	-108,957451	-95,44387	-91,0658061	-84,6831817	-185,233814	161,650896	-158,616183	-11,9466215	-71,8472407	-133,225962	-67,988073	-601,986204	-347,819482	-483,184508	-169,957238	-132,734493	-447,66275	-24,4825373	-615,964453	-418,425262	-368,668991	-443,299482
Test2 H8	-1427,54369	-1628,78829	-867,897325	-921,888634	-1456,32462	-1132,06033	-741,110595	-327,278592	-1029,64633	-986,191932	-378,864105	-658,182576	-1601,06478	-998,266862	-1159,75456	-819,787955	-479,913872	-1014,90211	-758,433782	-1827,66609	-1203,21559	-2078,44615	-442,494615
Test2 H9	-2910,30363	-2585,41578	-2806,98663	-2980,40753	-2960,71316	-6222,52128	-411,00572	-2666,36097	-2163,77671	-2131,72416	-4365,65838	-5064,04496	-8461,46987	-6414,03751	-5491,28319	-6071,26642	-4793,97037	-3393,78465	-1380,71892	-9071,78605	-4179,1823	-2434,09159	-610,68555
Test2 H10	-261,758906	-393,53191	-268,169856	-135,890099	-334,864425	-305,194211	-54,4601761	-39,8027939	-74,0910236	268,567745	-215,261278	-0,29268425	-249,081725	-107,379708	-472,814591	-391,2119941	-239,90616	-289,302099	-390,603835	-390,459002	-528,558918	-495,676199	-639,682407
Test2 H11	-462,583777	-926,632686	11,7881195	-319,645961	-537,768998	-1333,14778	-330,354093	-577,869525	-943,916542	694,903616	262,394821	-517,119247	-2219,49091	-1105,20452	-1392,44343	-831,387812	-972,235892	-856,6319	-180,363225	-2292,78458	-660,140422	-1008,89448	-733,672988
Test2 H12	-703,003817	-1070,78685	-1083,7398	-808,157414	-667,980951	-797,47567	-723,389678	-546,711643	-476,418233	-743,827873	-766,3566	-275,800627	-799,160834	-620,551161	-711,125384	-626,990168	-602,119314	-835,858336	-871,300369	-628,370969	-1014,01232	-754,545608	-980,461317
Test2 H13	-135,338303	-51,5515266	-284,016825	22,7242959	-508,689376	-455,435053	-388,744893	-525,677849	-555,590492	-215,252015	22,8498414	-541,156428	899,27948	-1321,45184	-1382,05063	-1413,34609	-1150,63761	-754,530051	-550,288231	-1953,25664	-853,794171	-776,865475	-769,184994
Test1 M1	-1717,74762	-2578,60825	-1348,44436	-1302,88922	-1518,27013	-2200,81104	-1613,16154	-1309,48802	-1259,80701	-1435,64055	-1555,15642	-953,330285	-3000,02476	445,010901	-869,161128	-395,163672	-454,375033	-1295,22698	-1002,89532	-531,445111	-1152,95343	-1347,73816	-1232,56136
Test1 M2	-896,784221	-1343,42566	-635,463932	-939,618964	-1230,07879	-936,909915	-750,907266	-754,295177	-664,365892	-729,631894	-663,398784	-723,661926	-1226,97118	-307,730399	80,8693518	-395,469375	-491,008685	-473,507603	-635,676051	-62,9223418	-870,421555	-722,573001	-683,868614
Test1 M3	-914,090263	-1427,50249	-713,687402	-894,357775	-1008,74217	-1108,31856	-661,234685	-694,841824	-824,298756	-923,001239	-732,916742	-898,569949	-1486,7336	-202,643527	-202,9685	2,00316891	-260,873547	-481,241656	-547,052578	-56,709881	-446,148739	-474,459852	-239,641312
Test1 M4	-1257,86447	-2104,73731	-1242,46518	-1104,3251	-1747,54949	-1870,28168	-1192,96231	-1233,36886	-1502,57085	-1465,6757	-1273,69761	-1368,27122	-2879,33671	-440,54139	-1148,05969	-38,8679014	390,736877	-806,196894	-370,336646	-479,342935	-883,091525	-650,784406	-652,833433
Test1 M5	-1050,59802	-1245,93966	-911,288711	-1207,77471	-1211,29469	-1387,92704	-1174,80673	-571,29757	-1314,9017	-905,588955	-754,193561	-820,336489	-1662,34307	-715,721529	-885,861765	-959,471608	-1086,05097	301,155731	-1268,84771	-1167,39037	-955,999984	-495,458004	-1092,80801
Test1 M6	-599,019789	-925,872845	-554,892759	-435,572434	-779,03202	-1020,10617	-278,769568	-763,118671	-870,700819	-769,121462	-619,975422	-861,749254	-1363,2106	-1315,28375	-701,678666	-634,851402	-982,448355	126,736363	-1745,61972	-1135,06647	-1056,1880	-943,150059	
Test1 M7	-1479,25538	-2234,27978	-1277,76958	-1517,07367	-1538,11221	-1727,74128	-1350,36209	-1162,45837	-1277,5383	-1576,02051	-1170,00703	-1205,17502	-2159,34518	-708,309544	-576,856676	-749,531912	-634,093782	-1043,07284	-964,467296	32,7346617	-1532,08181	-1188,25896	-1344,96422
Test1 M8	-621,618178	-1315,40984	-560,467759	-785,413205	-1209,56251	-1062,74855	-607,966123	-507,324557	-620,980474	-710,813529	-513,987005	-658,44156	-1294,97671	-50,5427233	-25,9717887								

• Coeficientes MFCC=12 N° Gaussianas=12

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	
Test1 H1	-247,28469	-815,594063	-1245,20057	-435,438597	-286,663573	-219,428276	-600,775101	-99,6829672	130,573264	-449,557008	-715,851459	-215,783429	-1323,9623	-484,710981	-1197,84547	-779,22186	-793,243215	-1105,78377	-801,671219	-864,363266	-1486,42591	-1199,72439	-1531,20748	
Test1 H2	-146,051173	151,743201	-728,582281	-78,8184705	-447,310719	-313,525881	-148,467811	-190,363702	-472,667697	-215,566169	-255,542742	-263,030448	-191,583997	-619,507789	-1473,7978	-854,432526	-546,647601	-729,49652	-702,268077	-1080,37642	-1161,74261	-523,420399	-1302,77021	
Test1 H3	-334,795418	-659,946754	320,392437	-237,591151	-559,325924	-412,327822	-185,744627	4,21905047	-237,139429	-36,6123097	59,9750906	-168,704993	-785,213907	-26,6194929	-77,0229949	-17,0439484	-239,876955	-3,00724556	-142,171574	-488,948563	-0,52819916	-119,760453	-66,611274	
Test1 H4	-1302,26041	-1427,66562	-1431,36753	-605,572394	-1346,40292	-1790,63595	-1388,70415	-1764,33876	-1488,40602	-983,676576	-3040,56696	-2277,26081	-3041,91057	-3040,56696	-2277,26081	-3041,91057	-2321,54408	-1745,86783	-2499,09568	-1451,66744	-3713,84965	-2516,19184	-2580,2006	-2108,37819
Test1 H5	-496,638309	-906,231452	-1313,54611	-733,662225	234,070452	-679,0932	-860,545854	-536,600423	-329,209771	-878,661165	-662,581188	-313,170188	-1731,72644	-716,377074	-1127,70366	-724,65973	-997,238747	-1288,20733	-729,23371	-856,869572	-1141,61164	-1182,82654	-1496,49533	
Test1 H6	-425,647461	-1073,10242	-1851,01455	-899,033686	-275,141338	-495,537905	-807,134395	-453,745991	-57,7784623	-475,429923	-1074,19512	26,3153389	-1844,0252	-893,504772	-1526,45046	-1148,15928	-1185,87042	-1413,72275	-1214,11497	-1120,03045	-1977,64369	-1548,66073	-1747,5367	
Test1 H7	-277,258288	-601,781988	-401,894653	-363,073879	-603,650197	-522,149234	312,951053	-46,5518488	-157,725161	-304,039148	-255,445927	-128,516922	-1450,46429	-492,245201	-714,869602	-87,0560972	-224,691703	-530,043628	-64,7065724	-368,861406	-885,032495	-189,018449	-1012,50857	
Test1 H8	-1959,75155	-1539,46686	-1278,19741	-1478,17352	-2348,55467	-3635,1208	-2285,4218	856,870646	-2068,50336	-1423,74319	-1415,96433	-3484,29417	-5274,79744	-5687,46631	-4026,87723	-3677,66312	-3529,55664	-2820,55857	-792,195634	-5796,25671	-2572,91953	-1085,52225	-2052,29653	
Test1 H9	-1034,89208	-1797,09902	-2125,26832	-1536,379	-731,886373	-1143,84546	-1418,1026	-726,097661	-215,659144	-1229,00134	-1334,59091	-331,124231	-2035,35036	-1024,49467	-1565,9142	-1284,51745	-1895,44257	-1799,96565	-1668,73092	-1264,82115	-1992,28662	-1859,66037	-1876,65007	
Test1 H10	113,093041	-25,1131398	-252,768551	128,018498	72,4232729	17,0387369	103,855067	157,548726	247,493317	342,429396	-100,829277	98,9734492	-330,400349	-207,583474	-600,461506	-428,464808	-282,789425	-365,404781	-266,414611	-536,187947	-653,08401	-509,400451	-510,387907	
Test1 H11	-512,313343	-824,570896	-291,752438	-433,992542	-705,618446	-471,33377	-359,611639	-164,197917	-721,995573	-324,870662	394,069759	-203,766793	-443,420062	-665,652105	-986,693328	-506,067055	-651,215239	-434,641615	-953,362186	-887,785936	-848,420705	-825,883187	-1084,11217	
Test1 H12	-885,944224	-1475,36866	-1901,40276	-1076,49812	-903,708903	-1006,10215	-1036,50209	-595,482717	-613,224078	-1238,87882	-1217,55734	275,635631	-1984,76819	-1383,57387	-1856,67918	-1037,32194	-1413,69047	-1611,40364	-1209,01215	-1594,53393	-2061,75433	-1489,88007	-2087,88891	
Test1 H13	-576,366148	-748,309864	-803,139396	-668,50882	-1151,31891	-662,790118	-337,420768	-534,131823	-678,195102	-268,359507	-582,297057	-310,323414	562,650931	-770,390852	-2032,25229	-849,224268	-491,595847	-1215,377	-1380,91332	-1777,79372	-1266,9258	-704,15028	-1528,39285	
Test2 H1	420,580892	-834,914153	-1913,86133	-893,737686	-392,961757	-1064,84997	-1282,44403	-1341,97511	125,517642	-815,002455	-1506,05793	-910,337827	-4492,54829	-3608,60341	-4293,59461	-2937,511	-3032,03438	-3305,36951	-1447,31782	-4752,99013	-3325,51276	-2692,15383	-3144,68763	
Test2 H2	8,9817832	575,750034	-731,707791	-99,9360663	-383,089933	-344,443452	-122,60614	-443,282886	527,701314	-351,47946	-167,16738	316,719473	-576,713603	-836,726983	-689,831	-2172,78206	-1575,25968	-1248,71623	-1367,71585	-831,959316	-1087,00663	-1589,25737	-1041,03912	
Test2 H3	-479,133471	-1043,55662	449,721489	-519,950364	-978,382758	-484,425464	-312,409499	119,649129	-395,053074	-16,1386237	167,16738	-1315,523925	-761,199613	-215,56479	-220,516055	-13,907	-281,784542	44,1181059	-438,271657	-729,453308	-75,6728108	-247,457025	-278,962288	
Test2 H4	-799,0295	-918,605704	-1092,86041	-346,204556	-720,439624	-1210,13663	-816,683788	-1219,09706	-848,912431	-613,411345	-1308,79086	-1122,08458	-2028,52341	-1359,43323	-2287,54788	-1450,6915	-1081,56465	-1946,66517	-849,47057	-2218,83693	-1929,58156	-1797,47877	-1553,13851	
Test2 H5	-531,429311	-832,773041	-1543,99402	-784,521641	-146,037958	-760,282986	-834,929871	-626,211255	-556,52354	-854,874994	-725,722831	-316,485044	-1842,05887	-668,912057	-1338,23812	-964,456873	-1150,25856	-1400,47729	-884,41626	-1399,0891	-1153,98256	-1018,62348	-1463,98859	
Test2 H6	-2117,71661	-1194,34519	-2213,67404	-1398,90719	-1767,98879	-3289,5675	-2423,22922	-1275,17363	-1181,90584	-1562,40596	-2250,20318	-2999,53476	-5839,12816	-5047,54132	-3990,36291	-4132,19192	-3438,92068	-2863,57395	-648,1912	-5234,20297	-2786,65707	-1249,04609	-2180,43378	
Test2 H7	43,4175038	-143,642297	-108,062942	-125,49252	-119,599361	-216,725192	-158,904238	-134,746844	-17,7291643	-84,4437944	-164,515348	-103,449751	-729,460578	-406,170844	-546,675054	-172,923234	-199,439714	-472,588085	-2,01662642	-610,575255	-413,487991	-368,265158	-472,372718	
Test2 H8	-1370,22231	-1612,22001	-847,471373	-1100,135	-1499,59449	-1226,4396	-794,021632	-97,7572858	-1109,14456	-1095,13442	-572,681947	-713,254441	-1175,55775	-1117,12014	-1299,21613	-856,290437	-941,858295	-767,113315	-1162,62646	-902,496884	-1908,17681	-1252,11006	-2220,0886	
Test2 H9	-3621,80971	-3089,2226	-3347,31514	-2924,09484	-3236,50226	-7182,50158	-4724,37724	-2636,17366	-2296,77771	-2081,78599	-4348,86467	-6019,94085	-11238,9927	-7718,56283	-6609,72698	-6239,22573	-5786,94783	-5811,03817	-1259,10408	-9349,04676	-4185,57287	-2435,41734	-3681,94972	
Test2 H10	-293,706896	-396,650856	-310,061712	-173,154377	-385,337624	-351,829726	-30,8192483	-24,9229976	95,9901403	298,843646	-242,747142	-26,842539	-284,966048	-132,911211	-539,510837	-326,792691	-249,358684	-276,312347	-437,459811	-327,651642	-744,720443	-400,255861	-647,446959	
Test2 H11	-520,169099	-904,802972	-36,8924957	-416,119315	-730,356278	-1485,90782	-366,317905	-520,964808	-911,850924	-717,632677	346,124046	-696,192926	-2752,92536	-1242,12103	-1504,20353	-1022,24907	-1120,56818	-1133,46293	-149,937881	-2264,71125	-762,6621	-1028,73802	-753,52684	
Test2 H12	-786,188827	-1095,38924	-1258,73003	-864,927559	-680,045191	-814,758056	-768,646119	-604,193173	-496,614985	-709,26863	-775,21427	312,028138	-937,124321	-631,974007	-794,410065	-595,737122	-708,414835	-913,08131	-917,077441	-620,588533	-1066,77019	-814,382974	-1020,99097	
Test2 H13	-162,506643	-34,7298343	-425,23075	-68,1969635	-581,33795	-506,672012	-406,56906	-493,477254	-602,443452	-244,719726	-52,4260399	-655,783313	449,00865	-1509,70845	-1480,35486	-1383,45524	-1243,99687	-783,164148	-626,547188	-1957,28042	-863,237376	-774,072086	-793,827568	
Test1 M1	-1818,75416	-2611,88466	-1532,44796	-1352,2198	-1622,48617	-2144,24166	-1579,81293	-1398,77837	-1231,02963	-1319,58219	-1705,41838	-1009,71385	-3524,71398	362,552081	-978,302917	-466,438874	-488,618675	-1380,23214	-1111,43263	-584,553324	-1313,73246	-1374,0101	-1327,96772	
Test1 M2	-1162,08425	-1465,7904	-757,801144	-1126,53324	-1250,6286	-1064,05622	-783,068256	-897,509157	-788,580885	-743,309833	-887,685513	-793,930184	-1461,07389	-322,439098	148,464013	-413,849404	-578,316062	-520,41247	-706,124446	64,2917584	944,121185	-815,393736	-722,736717	
Test1 M3	-1000,84723	-1456,60348	-748,867466	-844,472672	-1026,98964	-1130,52023	-801,977871	-748,670979	-795,155011	-822,741673	-780,88032	-875,480192	-1846,51531	-201,291446	-229,757093	333,1112198	-272,202503	-527,126065	-607,128972	-129,042901	-479,65036	-503,549001	-321,952505	
Test1 M4	-1367,40008	-2228,42	-1269,90799	-1064,24216	-1821,29633	-1736,28723	-1143,37334	-1366,68541	-1564,04509	-1447,29536	-1298,11717	-1320,75771	-3228,01391	-460,40129	-1326,5879	85,2089811	434,693417	-675,882845	-416,30292	-595,963776	-1005,83239	-607,367893	-678,363922	
Test1 M5	-1068,99491	-1426,02085	-1031,95573	-1097,71056	-1289,29184	-1362,79201	-1229,85192	-691,971927	-1360,1629	-876,611997	-820,613817	-859,47605	-1950,35425	-762,08592	-915,844602	-908,134578	-1158,42102	356,625017	-1360,53674	-1252,05487	-1007,24303	-980,424436	-1128,37537	
Test1 M6	-584,691527	-1010,14671	-559,019939	-559,836759	-971,030352	-1157,60311	-291,913379	-740,																

• Coeficientes MFCC=12 N° Gaussianas=16

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
Test1 H1	-261,029541	-891,518408	-1403,59861	-456,918233	-257,956234	-260,780682	-605,675272	-116,180317	133,515441	-428,947899	-583,661176	-229,139679	-1401,62018	-532,627336	-1354,41399	-835,307675	-782,323916	-1326,74158	-787,341641	-918,630899	-1621,07737	-1248,50838	-1682,4517
Test1 H2	-195,314646	170,518208	-720,325391	-104,235921	-455,195407	-372,392272	-132,656893	-248,559468	-367,492415	-222,11772	-288,604084	-316,578995	-208,822672	-643,265875	-1425,27143	-913,019249	-543,072108	-744,355484	-890,912183	-1131,50146	-1151,85348	-562,34001	-1639,20141
Test1 H3	-332,654167	-704,602528	291,891705	-297,134543	-593,922101	-385,701913	-244,331176	-53,031076	-266,032066	-107,545931	67,2814406	-186,637767	-866,058622	23,1764123	-136,154213	-37,846838	-235,221323	-48,4294412	-224,755268	-505,783718	-24,076182	-134,166631	-76,354989
Test1 H4	-1458,30892	-1413,02221	-1487,45536	691,11635	-1366,44941	-1960,9527	-1492,83193	-1926,29237	-1567,91371	-1108,00781	-1630,82772	-1858,58204	-3661,65885	-2134,88935	-2994,2004	-2729,19484	-1847,06865	-2942,13524	-1587,41715	-3783,74782	-2562,77398	-2740,35227	-2394,14835
Test1 H5	-505,433974	-890,797177	-1410,63312	-821,486939	249,13488	-755,015716	-845,280583	-621,065618	-317,033594	-832,027654	-606,443375	-338,126513	-1844,10708	-773,992287	-1276,5476	-817,942992	-943,849013	-1340,79885	-745,860751	-958,94028	-1248,10229	-1235,94247	-1577,5284
Test1 H6	388,289702	-1121,70415	-1970,51458	-904,48077	315,063379	502,962118	-820,855069	-444,851807	55,4636489	-552,06285	-1042,61459	31,3339151	-1817,94935	-850,749726	-1624,38111	-1336,72896	-1184,29927	-1519,22255	-1332,95207	-1183,08588	-2079,34099	-1595,38698	-1992,19599
Test1 H7	-291,106026	-681,181956	-418,560322	-400,707673	-645,103624	-488,450565	295,850984	-18,4283035	-127,442827	-273,59291	-262,524445	-149,315863	-1375,3733	-479,30199	-745,98456	-218,388856	-203,78741	-649,200907	-118,282344	401,966513	-873,539464	-209,443669	-1132,77519
Test1 H8	-2431,02751	-1449,14523	-1482,85824	-1842,75869	-2470,84369	-3897,04093	-2110,10059	-868,826849	-2426,00853	-1513,12483	-1732,51028	-3668,29598	-5957,32284	-5012,65915	-4358,74399	-4673,04997	-4022,7696	-4696,3635	-939,30154	-5966,46419	-2724,75915	-1382,28886	-2358,96979
Test1 H9	-1161,53565	-1811,5942	-2214,70851	-1578,54362	-785,396422	-1209,97931	-1440,60584	-762,266989	-187,334287	-1192,00331	-1319,64519	-337,190148	-2090,45361	-1007,25909	-1582,8892	-1394,56068	-1866,24685	-1857,9735	-1809,13082	-1356,51438	-2052,93459	-1933,32769	-1974,96782
Test1 H10	125,365527	-29,8839986	-297,440125	125,537717	45,0251763	9,9511873	72,5303781	150,174628	243,029205	348,592734	-87,3781735	110,918588	-403,435685	-157,304991	-605,667249	-587,774219	-282,913777	-437,776636	-325,520482	-603,869062	-670,158902	-548,317154	-756,697878
Test1 H11	-565,901177	-780,125901	-332,666028	-441,992362	-778,185479	-645,357381	-407,576043	-245,012111	-709,762377	-363,99445	370,323235	-283,479387	-481,401178	-662,623657	-1028,3096	-659,736202	-659,729657	-465,670208	-1049,39767	-927,355499	-998,610451	-855,318701	-1246,36577
Test1 H12	-863,642222	-1446,27827	-2055,58708	-1126,85918	-857,742754	-1040,49388	-1026,15526	-677,669891	-688,3167891	-1241,13321	-1231,11881	-237,730182	-2152,03254	-1269,22838	-1965,31155	-1202,83937	-1376,0444	-1844,47177	-1342,35465	-1674,31945	-2165,61975	-1510,37591	-2366,24877
Test1 H13	-699,133593	-717,107787	-851,386543	-628,591761	-1345,39729	-816,221543	-439,382583	-691,439488	-661,476787	-262,189347	-726,701842	-344,012445	513,658628	-772,639337	-2004,22803	-944,077684	-422,009278	-1215,29847	-1828,42787	-1614,29325	-1347,29349	-728,88304	-1718,88732
Test2 H1	448,584206	-1021,45467	-1937,8913	-1281,00002	-421,469239	-1002,52668	1362,24294	-1518,947	20,0681509	-878,252123	-1671,01595	1065,11472	-4771,51362	-3949,7623	-3414,88675	-2984,02264	-3859,75155	-3540,22633	-3042,58135	-3062,78444	-3761,66324	-3761,66324	-3761,66324
Test2 H2	14,5779329	588,909928	-782,548228	-150,201401	-316,077164	-393,730674	-135,567093	-436,925522	-489,356758	-322,853586	-365,751288	-654,260432	-974,801327	-1468,81834	-2099,11671	-1661,61357	-1194,40566	-1388,73492	-914,45403	-2156,41499	-1665,67035	-1280,19507	-2263,04084
Test2 H3	-499,484104	-1058,37439	410,110299	-591,645083	-1048,8655	-535,615778	-363,109057	69,8596857	-402,104551	-16,9247148	174,230355	-208,248764	-816,080674	-215,603829	-335,977988	-31,310041	-333,458489	-8,44969991	-626,947656	-772,181198	-90,5939277	-273,779413	-315,678523
Test2 H4	-903,271122	-888,611951	-1140,07417	-397,523352	-172,086428	-1352,26939	-843,09716	-1165,2324	-887,45977	-604,11558	-1278,28577	-1128,86752	-2289,16013	-1350,55224	-2133,15925	-1668,8778	-1116,77041	-2092,1762	-920,800384	-2287,9844	-1881,99831	-1902,68075	-1667,80849
Test2 H5	-613,585815	-837,191135	-1537,15648	-841,64859	148,862644	-851,284615	-852,01122	-677,45008	-653,444686	-891,455778	-715,740524	-380,367797	-282,134959	-435,12987	-1450,70831	-1137,1719	-1320,47835	-887,103423	-1407,98724	-1188,71677	-1111,112564	-1638,32898	-1638,32898
Test2 H6	-2192,93398	-1250,86676	-2534,61677	-1767,39791	-1951,39311	-3437,54781	-824,57319	-1562,411785	-1542,41345	-1670,15369	-2900,65203	-3186,66175	-5960,07946	-4025,13859	-859,80293	-4646,17315	-3726,46948	-5216,698	-735,537077	-1479,25307	-2296,32126	-2296,32126	-2296,32126
Test2 H7	26,3489922	-156,466149	-137,959571	-135,374128	-110,573003	-223,027819	168,433226	-142,219618	-50,7941345	-54,4870272	-210,842584	-93,904607	-757,43054	-366,271421	-564,446881	-118,156823	-174,697957	-489,479783	11,5859147	-640,5719	-441,634364	-398,77523	-524,854079
Test2 H8	-1419,70154	-1647,24937	-927,782072	-1140,39663	-1629,01797	-1358,245	-861,582927	-126,658876	-1169,579	-1069,69253	-583,757409	-749,731404	-1616,59832	-1037,45399	-1502,27151	-986,033382	-1021,58212	-844,962176	-1362,12896	-918,414109	-2003,93549	-1308,69661	-2344,11876
Test2 H9	-4277,81626	-3092,49544	-3718,06669	-3559,61409	-3610,2378	-7489,69839	4512,15869	-3036,33372	2745,2377	-2521,14112	-4734,33798	-6270,25872	-12962,2714	-6694,01485	-7695,87788	-7644,94283	-6282,77622	-8128,10326	-1496,90497	9436,56693	-4697,61053	-2661,22931	-4067,46218
Test2 H10	-287,944368	-392,750393	-263,876494	-146,786319	-482,092206	-416,543648	-86,471963	-43,1490133	-101,854223	303,468356	-191,807083	-76,2457215	-313,865106	-83,1817251	-559,744345	-459,377788	-247,90649	-377,072667	-501,48252	-368,839544	-736,584749	-422,204256	-781,446209
Test2 H11	-511,94341	-947,819467	-123,207857	-462,154174	-697,422644	-1627,38266	-360,901047	-611,845433	-1079,42281	-627,451468	288,157438	-844,207543	-3012,04402	-1256,45922	-1677,27364	-1172,71058	-1149,60863	-1073,72731	-213,127134	-2290,89746	-902,932415	-1218,70502	-870,990396
Test2 H12	-859,695428	-1041,60568	-1274,3252	-906,779649	-818,587765	-863,11076	-768,29908	-668,353201	-514,225605	-752,793732	-825,128919	-292,182571	-960,760962	-636,606898	-831,010803	-711,526573	-738,665923	-924,292855	-1085,46064	-596,54312	-1072,72077	-817,203598	-1176,51919
Test2 H13	-182,686577	-92,3955055	-418,42868	-77,2232966	-522,568685	-561,580019	-431,208026	-500,413991	-639,495232	-267,737693	-24,9589923	-780,790787	-601,931038	-1371,58334	-1496,44695	-1580,56948	-1295,38575	-898,958442	-672,084759	-1885,95731	-983,066075	-988,728128	-938,185578
Test1 M1	-1877,75781	-2574,23834	-1534,01157	-1412,74697	-1841,83846	-2306,56093	-1650,78978	-1408,1425	-1405,19741	-1414,61268	-1791,66528	-1233,38213	-3442,98761	404,717466	-1144,07381	-636,871867	-609,914612	-1549,07648	-1311,77301	-594,555241	-1189,2979	-1451,55344	-1339,44854
Test1 M2	-1227,09289	-1420,07319	-749,326749	-1130,48024	-1522,02719	-1197,03383	-893,570622	-834,736251	-727,906475	-742,138339	-926,380452	-852,154442	-1464,66557	-372,235496	147,702665	-524,870323	-602,761509	-570,930713	-1130,70343	-76,1797518	-923,381409	-809,492334	-807,505832
Test1 M3	-1036,60417	-1435,63396	-750,299543	-932,071786	-1059,90926	-1178,46803	-833,203227	-669,469969	-858,305886	-863,977095	-800,049035	-975,016995	-1661,2253	-225,111733	-304,811633	39,1595552	-276,932597	-572,070434	-66,245771	-167,558201	-460,035755	-505,856579	-326,798161
Test1 M4	-1382,73566	-2249,64556	-1235,35649	-1105,49401	-1925,37743	-1840,21844	-1328,85207	-1310,01789	-1633,50802	-1452,00694	-1417,50557	-1538,65255	-3306,17395	-516,953814	-1342,75974	-168,916667	393,528544	-806,93462	-474,49365	-616,248912	-965,269335	-749,375044	-666,189634
Test1 M5	-1144,33995	-1383,17136	-1001,53726	-1155,36419	-1325,89369	-1519,82736	-1369,04256	-732,117396	-1427,44856	-994,490687	-884,09017	-908,897331	-2046,31273	-703,989156	-964,924029	-1108,32755	-1203,54763	302,187845	-1388,12442	-1290,60666	-1101,49273	-1030,98553	-1164,49289
Test1 M6	-632,694478	-1031,73282	-629,696278	-599,305323	-877,836205	-1255,09364	-392,16306	-811,734559	-10														

• Coeficientes MFCC=12 N° Gaussianas=32

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
Test1 H1	-274,701242	-1069,39853	-1269,42313	-654,938471	-479,871557	-378,590268	-741,22872	-269,546795	48,7043373	-622,279108	-833,604859	135,114184	-1674,85643	-659,636702	-1541,35038	-819,446959	-841,93368	-1183,82926	-1086,6004	-905,2529	-1920,8686	-1530,68333	-1823,02304
Test1 H2	-252,547303	-76,8784899	-877,877675	-139,350743	-617,360298	-484,584147	-235,452325	-339,801059	-471,404433	-350,789695	-433,494308	-474,774486	-424,742343	-804,673897	-1557,54323	-1047,71289	-625,283903	-965,162766	-1010,04231	-1288,94834	-1410,83208	-740,912929	-1679,92
Test1 H3	-470,266368	-876,879318	259,520551	-400,611702	-736,629997	-500,535187	-327,829645	-138,006774	-348,249762	-187,574352	5,81732923	-341,866618	-1048,99403	-97,9589572	-182,438766	-152,999689	-324,076484	-104,503749	-275,981983	-565,629081	-128,336635	-160,261713	-188,781284
Test1 H4	-1496,8006	-1830,924	-1677,63414	931,43441	-1592,71462	-2382,77161	-1535,38939	-2392,7211	-1747,43656	-1413,93192	-2040,09204	-2492,18376	-4659,91949	-2740,78829	-3708,49031	-3168,00153	-2151,62627	-3213,88153	-2047,04246	-4365,29657	-3203,01626	-3062,36761	-2757,73657
Test1 H5	-591,649763	-1054,5159	-1505,02893	-914,753808	142,044453	-906,097059	-1074,22741	-795,648633	-423,317659	-1125,53615	-773,4034	-429,093195	-2267,30401	-844,186807	-1454,81445	-1005,28324	-1067,24593	-1423,11907	-965,165272	-1252,05786	-1453,59027	-1439,16596	-1760,91392
Test1 H6	-584,234025	-1256,10534	-2074,89458	-1091,3339	-406,422377	-621,422968	-1038,97861	-631,139132	-10,2891887	-718,707443	-1188,64996	-166,975158	-2275,09679	-1057,87379	-1832,61448	-1365,72429	-1361,55441	-1754,35745	-1632,93107	-1351,99855	-2478,92666	-1845,27512	-2168,92299
Test1 H7	-442,142707	-846,596293	-562,857666	-491,158957	-830,348144	-712,89282	209,593122	-198,267417	-235,726988	-505,877722	-402,077689	-378,504278	-1722,60446	-710,099489	-924,037653	-291,732466	-367,099505	-719,216067	-237,310422	-512,393668	-1168,07135	-394,2893	-1282,56048
Test1 H8	-3782,61768	-1914,58753	-1975,43977	-2392,99967	-3659,52325	-5653,51783	-4296,2536	-1041,96648	2929,50231	-2156,20938	-2657,88321	-5065,84527	-8430,26655	-6894,90499	-5446,9689	-8912,41485	-5472,19887	-6099,04549	-1067,82271	-8475,91133	-3236,7285	-2128,24297	-2362,65236
Test1 H9	-1373,11453	-2450,65256	-2329,02898	-1874,07538	-1100,82209	-1471,06188	-1722,6179	-965,484604	-290,976409	-1487,20887	-1592,3244	-586,66494	-2405,43748	-1225,32814	-1813,61439	-1518,96183	-2095,00063	-2013,74725	-2209,68784	-1521,99161	-2623,70977	-2213,89592	-2098,97651
Test1 H10	110,397428	-109,197129	-367,550438	95,2756023	-28,6096734	-44,5251946	19,0083286	91,1283534	193,780298	305,58541	-174,234199	14,7106672	-617,991184	-290,905297	-777,583949	-621,918772	-311,90245	-558,00276	-513,228607	-714,06841	-925,290935	-777,476574	-857,927778
Test1 H11	-744,978526	-1325,59071	-445,654558	-586,285393	-1041,25098	-760,926134	-555,563627	-355,590298	-895,034659	-589,314022	-302,40505	-435,538743	-827,239872	-798,580368	-1148,8392	-727,199967	-725,141473	-591,14146	-1206,32275	-1014,91532	-1298,90138	-1076,0146	-1391,29458
Test1 H12	-1177,90205	-1894,9734	-2187,5859	-1351,00547	-1219,63113	-1293,23742	-1298,12189	-875,798342	-856,97368	-1539,69349	-1490,61894	90,0077044	-2678,9392	-1642,17364	-2216,18425	-1285,73356	-1501,85254	-1847,01105	-1667,42855	-1735,70084	-2692,56655	-1806,27519	-2728,19945
Test1 H13	-960,773593	-1599,30538	-908,253566	-947,951901	-1658,26282	-1039,81422	-647,281741	-841,733232	-991,508856	-434,823926	-944,006008	-564,809012	338,206208	-1187,69709	-2183,44919	-1099,37161	-548,854667	-1367,34913	-1948,00785	-1766,52651	-1976,50833	-1045,30684	-2068,91609
Test2 H1	231,423226	-1518,17004	-2222,76167	-1535,0499	-778,469206	-1808,97972	-1890,06233	-2183,88465	-214,161788	-1238,15473	-2423,16437	-1645,21403	-6945,36821	-4614,39832	-5448,08706	-4981,94856	-3620,23677	-3984,68049	-1813,05398	-6657,73418	-4449,79732	-3596,0859	-3713,79079
Test2 H2	-67,7968771	477,227416	-1022,80369	-187,857873	-477,006869	-511,384244	-309,785872	-637,472378	-795,642911	-560,964329	-640,416655	-1670,16207	-1401,72239	-1670,16207	-2418,70919	-1408,14988	-1408,14988	-1710,73591	-871,995798	-6675,76094	-2221,31727	-1647,13919	-2258,12137
Test2 H3	-716,497604	-1442,70044	365,021102	-733,257158	-1286,89766	-697,826095	-501,012449	-83,7537144	-612,917396	-107,314291	70,4275052	-420,284915	-1116,04861	-338,878699	-449,119336	-135,570223	-553,896975	-118,606364	-694,653656	-843,374223	-306,75739	404,819503	-518,572071
Test2 H4	-913,098555	-1156,32064	-1276,54081	-515,277198	-879,907206	-1583,52511	-899,601552	-1609,52781	-999,522869	-849,811577	-1030,18628	-1506,44162	-2990,17128	-1712,34746	-2801,11846	-1818,96212	-1278,79992	-2331,12572	-1183,25995	-2571,00314	-2141,23602	-2063,50348	-1921,22973
Test2 H5	-829,188668	-1126,11601	-1733,1638	-945,623807	93,1507839	-1109,07156	-995,310756	-910,517441	-665,956056	-1152,62578	-1616,58268	-467,655681	-1616,58268	-915,536808	-1619,72822	-1280,85473	-1214,74676	-1493,82217	-1118,72612	-1641,56243	-1497,11655	-1257,1927	-1778,73229
Test2 H6	-3524,59143	-1657,8473	-2913,55642	-2232,00966	-2526,00836	-4526,73088	-4346,61746	-1529,97829	-1997,85352	-2355,26397	-3985,77172	-3936,09649	-9044,55036	-6548,85283	-5697,97396	-8825,28352	-5182,55943	-5988,27916	-850,841258	-7860,02757	3945,43003	-1965,822	-2119,37754
Test2 H7	-32,480062	-186,041235	-207,096769	-209,730755	-159,248004	-250,922534	-132,354056	-241,588732	-79,527687	-158,722761	-319,807869	-168,59329	-1017,64145	-456,098264	-713,321067	-266,333433	-261,230823	-576,39237	-49,3435976	-803,184885	-633,307799	-484,276608	-545,135869
Test2 H8	-1819,83622	-2371,0572	-1131,73765	-1413,12	-2204,40781	-1712,60494	-1341,72045	-339,596273	-1491,28921	-1324,15602	-80,83275	-1182,8601	-2615,24264	-1367,86882	-1852,41279	-1039,25166	-1294,01679	-1082,10466	-1687,19071	-1119,64999	-2532,59524	-1513,03016	-2842,24028
Test2 H9	-5842,27476	-3828,86655	-4552,89882	-4911,93137	-4853,84068	-9955,84412	-8155,42668	-3489,03056	-2945,625	-3539,1774	-7267,73242	-8214,56555	-17376,1581	-10955,1752	-9125,70716	-14650,9985	-8923,10759	-10052,7698	-1986,23852	-13015,8041	-5723,93855	-3610,06673	-3862,56378
Test2 H10	-271,950918	-692,392094	-375,099975	-202,433689	-541,310219	-452,835343	-134,756315	-114,924004	-161,88134	293,532426	-306,803803	-145,162315	-463,090561	-210,361102	-688,723276	-446,800256	-280,659825	-495,074959	-538,661294	-401,570159	-979,869473	-530,139302	-827,988733
Test2 H11	-692,905058	-1386,00713	-252,121076	-646,661437	-881,458402	-2007,75577	-640,444378	-1057,9129	-1313,04221	-999,558747	165,419834	-1231,63753	-4075,44094	-1551,60323	-1983,98458	-1476,9219	-1405,21138	-1586,02182	-383,050358	-3034,41339	-1330,40737	-1374,91099	-1004,88835
Test2 H12	-973,390457	-1525,19777	-1317,20701	-1078,9031	-993,582356	-1008,10329	-854,954613	-720,230928	-625,987983	-963,082867	-921,393031	3375,756391	-1055,23211	-732,98006	-964,575539	-784,791973	-803,859257	-988,263893	-1200,06734	-648,352753	-1335,90248	-977,48317	-1226,31349
Test2 H13	-305,817636	-215,827482	-517,186559	-171,417817	-664,078328	-851,580675	-619,339591	-723,924244	-874,322155	-380,321538	-246,861005	-1087,11245	939,93829	-1724,86539	-1681,93572	-2018,41427	-1516,1821	-1268,46527	-758,296743	-2683,02042	-1288,06644	-1311,46638	-974,363879
Test1 M1	-2265,19475	-3470,8138	-1671,86393	-1821,30872	-2330,55088	-2544,82032	-1696,09787	-1796,29242	-1709,27427	-1919,24428	-2209,5311	-1610,65666	-4145,39265	265,485026	-1446,38764	-721,278341	-623,371037	-1786,04159	-1560,34598	-705,49384	-1561,82125	-1699,18035	-1557,3456
Test1 M2	-1365,25313	-1941,33256	-897,192227	-1469,73996	-1928,09046	-1483,97829	-1053,21371	-1098,5117	-1094,54442	-958,377037	-1155,81786	-1183,2163	-1845,17129	-586,173505	272,643825	-704,775418	-789,574581	-734,130547	-1316,13114	160,31306	-1338,09706	-1143,51641	-1018,60184
Test1 M3	-1229,20401	-1794,12634	-823,22436	-1092,92796	-1360,33317	-1387,50753	-880,242439	-830,222187	-965,507031	-1040,54553	-915,847218	-1182,04356	-2052,22655	-298,26705	-376,890622	61,4508717	-338,620707	-590,172491	-800,691181	-258,516999	-654,569729	-578,122042	-413,513436
Test1 M4	-1691,82042	-2576,60492	-1393,87887	-1402,82938	-2233,97853	-2255,7005	-1493,5847	-1527,18169	-1931,81836	-1793,04701	-1557,41300	-1880,82384	-4169,50855	-776,549264	-1659,9088	-279,717735	316,336339	-964,451305	-755,616156	-804,173467	-1182,36975	-922,28415	-976,900195
Test1 M5	-1450,07349	-1750,21763	-1127,45794	-1379,68166	-1628,60492	-1728,12221	-1479,13014	-943,652492	-1636,4751	-1197,52288	-1642,79233	-1129,24916	-2460,50556	-862,691032	-1150,93239	-1185,843	-1337,30188	199,125434	-1532,7011	-1357,32499	-1308,69243	-1177,60754	-1417,48334
Test1 M6	-873,951165	-1232,83879	-870,167548	-803,909777	-1030,64103	-1599,006	-627,624022	-1206,18713	-1288,7358														

• Coeficientes MFCC=12 N° Gaussianas=8

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
Test1 H1	205,693716	-951,123278	-1055,28625	-420,096911	-215,502044	-187,253513	-660,664072	-83,5792125	140,98937	-405,163242	-560,683949	225,830267	-1100,3308	-564,180165	-1159,60137	-863,592747	-709,641699	-1159,61461	-666,65359	-985,101006	-1350,84324	-1403,70865	-1488,70638
Test1 H2	-152,668443	151,249022	-633,574115	-78,2328603	-334,206712	-275,43484	-109,439684	-227,114761	-384,721026	-177,149106	-204,194616	-264,270119	-180,599465	-600,174503	-1370,98184	-976,702576	-462,707407	-628,464339	-676,840601	-1112,94331	-1080,32606	-570,967889	-1306,70349
Test1 H3	-324,440483	-668,369845	308,505548	-205,441078	-506,737143	-295,34093	-178,229152	-35,5456777	-199,725268	-33,6398733	116,658114	-101,099597	-658,607195	44,9524819	-83,885954	10,0452923	-226,979764	-18,1536803	-167,802553	-481,121719	8,02250014	-50,3553863	-64,9813473
Test1 H4	-1342,8966	-1414,53428	-1127,65999	-455,179138	-1255,40781	-1778,09545	-1350,37809	-1790,60164	-1383,74394	-946,29334	-1422,7837	-1711,12164	-2645,74806	-2034,93626	-2609,58475	-2338,12132	-1735,5098	-2438,9419	-1480,21132	-3609,01255	-2318,46856	-2703,52152	-2048,66888
Test1 H5	-465,120247	-846,138326	-1179,21382	-749,317646	215,488126	-733,592584	-820,410307	-573,448485	-305,313254	-893,147379	-901,418602	-273,045816	-1438,43344	-729,761713	-1179,40535	-750,993064	-772,014109	-1029,87051	-721,145709	-845,116661	-1157,8927	-1186,24352	-1458,77958
Test1 H6	-405,736784	-1001,87278	-1716,39773	-774,237585	-240,256312	-835,958768	-281,048784	50,9131353	-491,704396	-914,471941	-1449,8458	-912,269097	-1439,79146	-1212,03029	-977,070042	-1326,85467	-1218,06068	-1068,53218	-1693,43337	-1637,83684	-1639,16993		
Test1 H7	-281,888679	-589,957667	-434,887456	-333,614191	-652,549874	-483,832843	937,583956	-56,2388894	-103,102994	-237,246847	-180,063743	-108,520677	-1279,34939	-445,177976	-618,164239	-135,14443	-97,9544803	-554,199636	-94,9664394	-341,009896	-756,699377	-160,413654	-903,353084
Test1 H8	-1469,55708	-1229,82961	-1121,53398	-1422,71451	-2047,37651	-3150,30543	-1780,44555	889,587439	-1884,43264	-1410,56592	-1416,12856	-2782,29313	-4344,32452	-4666,83964	-3670,66068	-3539,77891	-3060,59429	-2549,46764	808,805452	-5664,14318	-2619,73186	-1052,51272	-1893,29323
Test1 H9	-1008,51952	-1839,68044	-1935,0173	-1395,60509	-685,216565	-1087,07285	-1426,91289	-607,890088	-136,029617	-1216,38704	-1129,61778	-296,571787	-1739,47209	-1067,20194	-1459,24704	-1334,20254	-1522,07159	-1600,9328	-1609,97079	-1314,36251	-1775,29136	-1897,12481	-1852,88148
Test1 H10	128,470166	-1,90014072	-203,321075	137,849531	68,7138697	80,6172516	67,0986367	111,828781	240,896614	377,141744	-16,2588924	126,699682	-214,830306	-197,001551	-481,686061	-489,155146	-234,791339	-341,756743	-259,607641	-583,621	-530,239296	-561,170328	-497,089176
Test1 H11	-431,81237	-833,224919	-320,302944	-389,136406	-590,593842	-503,725629	-341,50401	-143,425134	-741,023804	-373,767182	346,526881	-146,650819	-61,661929	-584,177664	-934,330163	-527,526713	-581,379296	-333,068138	-870,722561	-877,342752	-814,990735	-805,203176	-1061,65637
Test1 H12	-942,512947	-1511,88415	-1833,58534	-1116,66487	-824,401001	-987,020481	-1010,73132	-666,079219	-666,081684	-1254,87549	-1083,23235	286,544603	-1731,18662	-1356,13444	-1711,96706	-1084,25935	-1217,23878	-1482,78219	-1188,08464	-1639,02167	-1901,0818	-1638,4585	-2008,73532
Test1 H13	-456,967879	-644,418509	-692,951405	-508,146945	-1107,12187	-565,317074	-269,225477	-535,369487	-636,897444	-210,710332	-604,658669	-221,302139	575,901467	-729,154449	-1815,96029	-967,169492	-426,506897	-1087,51932	-1228,29546	-1637,83687	-1243,4692	-752,166138	-1505,9974
Test2 H1	501,106772	-821,48255	-1415,23992	-837,689372	-321,675759	-879,055264	-1262,36978	-1383,53678	160,737047	-865,528619	-1394,39136	-757,993339	-3679,23034	-3026,13708	-3658,63911	-2836,71069	-2199,90666	-3317,46389	-1314,29968	-4765,23429	-3300,67081	-2697,63808	-3020,38227
Test2 H2	-11,0215431	552,077553	-708,430834	-10,2711674	-324,037308	-261,336009	-103,181409	-45,241660	-399,768967	-293,638166	-249,894988	-494,642717	-699,7628	-1331,9895	-2044,02928	-1747,27748	-937,529633	-1147,06188	-712,30849	-2074,07675	-1614,06918	-1087,81043	-1813,02082
Test2 H3	-375,377763	-1024,73366	380,991754	-407,177273	-947,014878	-413,008291	-103,809319	-619,995931	184,267331	-88,0223785	-36,9959931	184,267331	-637,593629	-141,190101	-2022,59749	57,7579942	-270,620134	-448,67747	-204,29288	-470,215123	-189,031562	-230,761791	
Test2 H4	-809,359146	-853,255143	-946,845665	-256,913188	-697,561884	-1130,10756	-742,013699	-1128,34203	-919,079902	-556,239693	-1121,10904	-1092,43828	-1709,01835	-1192,00821	-1966,7535	-1484,82315	-1045,63292	-1795,95791	-966,297278	-2153,48931	-1729,99373	-1962,15123	-1556,65112
Test2 H5	-523,632474	-806,537655	-1162,46713	-762,451581	143,041651	-851,388546	-834,655649	-639,486157	-554,267516	-946,598426	-606,365476	-275,181157	-1471,98694	-682,008307	-1325,0786	-982,993696	-898,04086	-1030,89576	-926,215196	-1307,73788	-1102,53703	-991,024255	-1391,58421
Test2 H6	-1424,93575	-1073,45842	-1828,64325	-1425,14379	-1610,61484	-3932,4157	-2038,53609	-1261,06134	-1149,42749	-1524,51414	-2171,29484	-2512,9027	-4262,50726	-4042,94995	-3290,80762	-3991,37305	-2725,32388	-2933,81262	-656,385568	-5206,56177	-2969,97422	-1239,23645	-2066,97279
Test2 H7	37,8645575	-108,957451	-95,44387	-91,0658061	-84,6831817	-185,233814	161,650896	-158,661863	-11,9466215	-71,8472407	-133,225962	-87,9880733	-601,986204	-347,819482	-483,184508	-169,957238	-132,744493	-447,66275	-24,4825375	-615,964453	-148,425626	-388,669891	-443,294982
Test2 H8	-1427,54369	-1628,78829	-867,897325	-921,888634	-1456,32462	-1132,06033	-741,110956	-127,278592	-1029,64633	-986,191932	-378,864105	-658,182576	-1601,06478	-998,266862	-1159,75456	-819,787955	-819,913836	-680,841357	-1014,90211	-758,433782	-1827,66609	-1203,25159	-2078,44615
Test2 H9	-2910,80363	-2585,41578	-2806,98663	-2980,40753	-2960,71316	-6222,52128	-4117,00529	-2666,36097	-2163,72676	-2131,72416	-8461,46987	-6414,03751	-5491,28319	-6071,26642	-4793,97037	-5393,78465	-1380,71892	-9071,78605	-4179,1823	-2434,09159	-3510,6855		
Test2 H10	-261,758906	-393,53191	-268,169856	-135,890099	-334,864425	-305,194211	-54,4601761	-39,8027939	-74,0510236	268,567745	-215,261278	-0,29268425	-249,081725	-107,379708	-472,814591	-391,219941	-239,990616	-289,302099	-390,603835	-390,459002	-528,558918	-495,676919	-639,682407
Test2 H11	-462,583777	-926,632686	11,7881195	-319,645961	-537,768998	-1333,14778	-330,354093	-577,869525	-943,916542	-694,903616	262,394821	-517,119247	-2219,49091	-1105,30452	-1392,44343	-831,387812	-972,235892	-856,6319	-180,363225	-2292,78458	-660,140422	-1008,89448	-733,672988
Test2 H12	-703,003817	-1070,78685	-1083,7398	-808,157414	-667,980951	-797,47567	-723,389678	-546,711643	-476,418233	-743,827873	-766,3566	-275,880627	-799,160834	-620,551161	-711,125384	-626,990168	-602,119314	-835,853836	-871,300369	-628,370969	-1014,01232	-754,545608	-980,461317
Test2 H13	-135,338365	-51,551266	-284,616825	22,7242959	-508,685976	-455,435053	-388,744893	-525,677849	-555,590492	-215,252015	22,8484414	-541,156428	-395,273456	-1321,45184	-1382,05063	-1413,3469	-1150,63761	-754,530051	-550,282321	-1953,25664	-853,794171	-776,865475	-769,184994
Test1 M1	-1717,74762	-2578,60825	-1348,44436	-1302,88922	-1518,27013	-2200,81104	-1613,16154	-1309,48802	-1259,80701	-1435,64055	-1555,15642	-953,330285	-3000,02476	445,010901	-869,161128	-395,163672	-454,375033	-1295,22698	-1002,89532	-531,445111	-1152,95343	-1347,73816	-1232,56136
Test1 M2	-896,784221	-1343,42566	-635,463932	-939,618964	-1230,07879	-936,909915	-750,907266	-754,295177	-664,365892	-729,631894	-663,398784	-723,661926	-1226,97118	-307,730399	90,8891513	-395,469375	-491,008685	-473,507603	-635,676051	-62,9223418	-870,421555	-722,573001	-683,868614
Test1 M3	-914,090263	-1427,50249	-713,687402	-894,357775	-1008,74217	-1108,31856	-761,234685	-694,841824	-824,298756	-923,001239	-732,916742	-898,569949	-1486,7336	-202,643527	-202,9685	-2,00316991	-260,873547	-481,241656	-547,052578	-446,148739	-474,459852	-239,641312	
Test1 M4	-1257,86447	-2104,73731	-1242,46518	-1104,3251	-1747,54949	-1870,28168	-1192,96231	-1233,36886	-1502,70085	-1465,6757	-1273,69761	-1368,27122	-2879,33671	-440,54139	-1148,05969	-38,8679014	390,726877	-806,196894	-370,336646	-479,342935	-883,091525	-650,784046	-652,833483
Test1 M5	-1050,59802	-1245,93966	-911,288711	-1207,77471	-1211,29469	-1387,92704	-1174,80677	-571,29757	-1314,901	-907,588595	-754,193561	-820,336489	-1662,3407	-715,712129	-885,861765	-959,471608	-1086,05097	301,155731	-1268,84771	-1167,39037	-9		

• Coeficientes MFCC=14 N° Gaussianas=8

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	
Test1 H1	95,458278	892,776458	-1149,71309	-450,558183	-272,535173	-180,60953	-501,985559	-189,844336	230,669876	-610,535911	-592,823696	326,713489	-1172,03479	-497,413668	-1362,37153	-1075,19371	-605,894275	-1074,08795	-886,494686	-781,112913	-1694,53863	-1243,71177	-1642,44328
Test1 H2	-59,2789575	296,438833	-781,244027	-80,0194662	-472,65376	-264,245118	-20,575222	-212,989237	-282,477095	-58,2228758	-97,02059	-234,5161	-41,841883	-553,30797	-1417,53848	-1216,21061	-560,886225	-658,896622	-699,900634	-1062,70465	-1249,13279	-512,115763	-1463,11673
Test1 H3	-261,854826	-565,629635	527,389436	-184,91898	-457,193684	-301,965427	-25,8573535	13,6559519	-45,9147181	44,3746769	197,941103	-54,237407	-586,12978	155,229385	5,34355183	23,1372773	-203,066949	119,395729	-103,564782	-313,898437	57,1612004	27,292314	59,306352
Test1 H4	-1606,64803	-1787,77659	-1364,75819	373,765363	-1321,51421	-1816,45622	-1394,3812	-1932,3835	-1477,63497	-1425,13421	-1465,19087	-1749,95841	-3314,83062	-2343,52635	-3219,6072	-2710,61426	-1634,64794	-2563,9218	-1671,51499	-4049,51407	-2573,76417	-3052,58814	-1287,89938
Test1 H5	-590,563017	-1120,44369	-1535,53415	-762,204514	344,381669	-773,793392	-908,201805	-669,724167	-339,738054	-1234,19751	-564,497428	-236,220958	-1713,27938	-935,185025	-1272,39733	-996,432391	-1049,0678	-1137,55352	-1129,88692	-994,910599	-1701,39229	-1506,56986	-1801,0371
Test1 H6	-492,346914	-1088,62672	-1942,88739	-877,930352	-258,901286	363,88738	-756,380935	-500,352556	67,9919925	-698,896264	-781,459531	-42,5557788	-1590,28063	-874,496945	-1638,08882	-1581,2267	-1129,42771	-1270,99378	-1367,03532	-1053,05264	-2406,13325	-1758,32901	-1752,78113
Test1 H7	-183,200248	-448,091199	-247,760375	-276,929149	-642,456386	-381,739239	572,364646	-94,6294149	3,08099442	-223,23735	-52,6750133	-47,2332293	-1204,14882	-312,000796	-569,644655	-355,91879	-149,312794	-401,599516	-78,1426437	-227,587481	-762,873864	-34,5309789	-1015,77765
Test1 H8	-2139,97622	-1895,70427	-1412,74004	-1277,12506	-2376,51091	-3856,19699	-2488,39847	-710,5447	-2236,50212	-2419,68975	-1596,93248	-2897,74671	-5867,5208	-6237,15596	-3797,44363	-3536,97274	-3588,68167	-3488,0017	-1081,47929	-6489,21176	-3243,26634	-1582,96829	-2331,49753
Test1 H9	-953,884009	-1899,85519	-2370,01696	-1468,60992	-695,978825	-1139,45953	-1383,44166	-668,624442	444,3416147	-1509,21952	-1203,92058	-267,227218	-1940,15295	-1034,63346	-1679,68159	-1956,00455	-1786,99341	-1703,04947	-2145,04532	-1309,32137	-2295,0485	-1982,92052	-2160,48361
Test1 H10	171,024474	28,7714102	-363,57277	90,9329875	-38,202506	23,270546	182,509489	113,083988	304,398977	564,297994	57,1305622	33,0232111	-168,444314	-72,7211261	-729,828419	-999,679907	-350,511419	-226,757622	-440,02299	-427,53971	-883,051832	-616,131537	-584,013188
Test1 H11	-352,551889	-849,729482	-380,940441	-274,924271	-627,282904	-446,910041	-304,140447	-33,8488332	-563,616533	-281,988679	654,101183	-29,3884049	-271,107621	-517,682608	-912,998264	-568,193523	-576,620047	-255,051235	-1033,70074	-868,722887	-1068,01817	-940,631806	-1307,17028
Test1 H12	-857,764685	-1493,25647	-2082,99153	-1041,67055	-793,672816	-968,909886	-959,324243	-772,013029	-518,310586	-1418,87786	-1029,73868	432,436348	-1759,85176	-1319,46928	-1783,8636	-1401,77417	-1201,06467	-1465,54409	-1431,02122	-1457,58007	-2406,70785	-1604,06567	-2313,03959
Test1 H13	-365,743011	-836,699932	-1150,48321	-825,50985	-1408,8299	-568,06389	-1017,84501	-686,459806	-172,362554	-555,114292	-315,064115	785,806081	-836,238525	-2278,18731	-1604,76176	-707,693967	-1068,37774	-1878,06821	-1699,62687	-1851,65922	-1135,04385	-2048,94439	
Test2 H1	831,74068	-648,189884	-1789,15488	-596,822954	-376,174448	-974,260827	-869,177434	-1460,61789	504,232276	-1082,74236	-1062,38404	-601,259481	-3964,97701	-3146,23961	-3268,08592	-3685,87726	-2353,8964	-3212,2838	-1256,77299	-4872,81881	-3289,35514	-3167,49436	-3460,79182
Test2 H2	166,050743	723,773096	-831,985915	-119,98371	-568,423141	-256,073359	-12,4172467	-550,509768	-384,513496	-169,156146	-140,65519	-530,918407	-554,631609	-1271,87572	-2166,42875	-2316,50234	-3660,32105	-4218,51007	-3069,15228	-3331,56155	-784,54394	-5356,36926	-3011,91351
Test2 H3	-120,120666	-817,544287	749,242211	-279,511211	-882,952236	-300,150593	-14,9797361	-175,819099	-125,264674	-167,052383	347,138011	45,5853814	-407,102698	165,231224	-7,63046114	-33,7239199	-171,352093	307,795311	-269,055974	-374,367381	152,162621	36,2357674	37,9450971
Test2 H4	-856,443996	-566,74189	-995,703548	445,444537	-625,578313	-1009,36715	-650,207698	-1196,03537	-663,559135	-668,117452	-1014,62152	-1001,81744	-1812,51251	-1251,58021	-2023,76361	-1830,82491	925,002518	-1862,91494	-1021,7352	2433,29714	-1966,59451	-2088,82806	-1615,59425
Test2 H5	-579,113222	-941,472694	-1651,14292	-739,387744	287,435429	-929,623296	-825,769362	-743,175015	-471,974424	-1117,61802	-538,213398	-279,522414	-1559,21199	-742,654504	-1342,95256	-1414,89458	-1115,59776	-1200,37493	-1187,72148	-1409,55472	-1451,39653	-1171,29449	-1538,49178
Test2 H6	-411,21305	-1202,88339	-1994,25958	-1281,99615	-1552,1258	4128,9959	-2187,09322	-1131,42956	-997,999215	-1797,97533	-2094,14507	-2490,21049	-4998,99322	-4561,64846	-3600,32105	-4218,51007	-3069,15228	-3331,56155	-784,54394	-5356,36926	-3011,91351	-1485,24973	-2239,43679
Test2 H7	44,2520165	-110,326833	-127,265218	-132,237462	-181,767891	-227,362594	192,801485	-263,285431	-29,7528111	-99,4119124	-100,803062	-158,291884	-628,28364	-320,60873	-595,839543	-476,579234	-150,195099	-494,266292	-68,2302323	-637,586022	-490,184218	-399,821055	-522,266273
Test2 H8	-2173,88896	-2153,33355	-1115,29751	-894,13988	-1421,01023	-1544,82495	-1142,65817	130,641416	-1622,0229	-2082,14069	-557,997913	-545,447933	-2451,08039	-379,87777	-1480,46608	-1132,23762	-843,575259	-852,80534	-1299,99962	-1317,86723	-2589,04025	-1750,87227	-2571,16443
Test2 H9	-3195,27154	-3023,96449	-3000,17994	-2698,79713	-3014,00465	-6525,55155	-4077,20986	-2626,32971	1718,10575	-2694,0472	-3880,30828	-5125,98972	-9495,83247	-7186,98224	-6069,93747	-7103,87452	-5132,32269	-6138,09478	-1658,94384	-9373,34278	-3881,81112	-2977,50111	-3881,57156
Test2 H10	-198,157815	-401,736529	-343,267848	-196,785704	-447,264475	-280,652454	67,2025496	-15,2498193	-16,9047794	447,482134	-153,782525	-59,506845	-151,840014	-90,546507	-720,837343	-726,379081	-320,393976	-153,547882	-591,525628	-229,497109	-897,709998	-601,139071	-170,103355
Test2 H11	-564,137922	-884,20934	175,198908	-298,608718	-629,21064	-1409,83191	-121,285843	-425,704184	-611,101348	-714,514459	669,527234	-414,092663	-2343,26704	-1188,16336	-1257,51619	-966,902545	-742,219349	-801,245484	-42,0305042	-2172,47927	-926,736643	-1122,1897	-797,135897
Test2 H12	-660,400046	-1052,19025	-1238,94948	-792,178001	-595,136223	-696,960014	-671,390923	-514,866151	-387,170962	-751,021854	-681,001703	-183,07913	-856,42078	-667,507698	-711,661005	-639,256664	-649,774579	-846,295045	-904,13134	-599,983522	-1076,69903	-722,859847	-1058,32533
Test2 H13	29,3464185	0,70340328	-551,020192	-56,4993216	-712,650456	-510,115594	-305,197392	-556,392906	-409,132023	-183,438594	104,884012	-598,558364	-327,06444	-1143,09968	-1441,92959	-1819,02201	-1271,17548	-756,270796	-694,759442	-1959,26608	-1200,8447	-1071,07182	-1077,33703
Test1 M1	-1958,89026	-2519,8821	-1551,4481	-1310,59269	-1729,5297	-2293,99907	-1403,55266	-1602,56054	-1196,17184	-1492,99359	-1492,30704	-1056,74265	-2842,60367	633,874088	-968,494655	-1081,31929	-681,086915	-1047,69231	-1451,0709	-326,045485	-1160,84014	-7433,92907	-1426,59184
Test1 M2	-813,777818	-1449,97202	-796,857617	-973,131312	-1150,33678	-935,406738	-668,621191	-714,350676	-608,805758	-678,016862	-560,92921	-681,739435	-1197,12144	-268,729098	30,690116	-480,288928	-599,362507	-338,741555	-733,009469	7,79903369	-912,321592	-174,554091	-162,630491
Test1 M3	-899,972076	-1356,64549	-707,551587	-775,626559	-862,160271	-1019,78375	-617,102123	-610,621727	-669,033965	-787,812967	-614,031737	-797,642811	-1501,94002	-93,9747132	-98,4880627	43,3122344	-184,447582	-394,204559	-580,660761	-38,9036653	-389,226059	-428,612707	-156,048271
Test1 M4	-1216,32985	-1959,45133	-923,216474	-733,953836	-1660,82747	-1697,81107	-827,601577	-1114,97587	-1278,63566	-1179,97506	-1112,11885	-1014,49481	-2896,73215	-162,149504	-923,609629	-8,3553408	849,120308	-483,938323	-37,9923331	-210,97928	-799,546296	-406,876734	-493,71326
Test1 M5	-1298,56961	-1706,88218	-1380,97169	-1430,42185	-1595,36818	-1560,95052	-1453,48411	-962,514878	-1488,03296	-1188,71414	-893,966674	-1007,49588	-1743,90249	-813,99003	-902,22115	-1393,29778	-1342,31654	512,253851	-1711,11979	-1371,51016	-1410,69843	-1439,51453	-1450,43367
Test1 M6	-770,948071	-894,243613	-441,699558	-409,361879	-924,665156	-1086,38601	-197,426873	-708,201805	-898,511106	-849													

• Coeficientes MFCC=16 N° Gaussianas=8

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
Test1 H1	-84,290902	-1086,97083	-1608,45176	-526,365807	-416,300598	-321,020295	-554,343914	-484,015379	12,994996	-687,636076	-730,964296	343,98836	-1368,45457	-591,645259	-1653,98227	-1213,2172	-897,877578	-1399,20169	-1073,2005	-1020,13851	-1735,06642	-1736,62907	-1830,92959
Test1 H2	-179,297853	454,913447	-718,76965	-95,2444253	-495,989208	-208,042954	32,6024637	-407,579624	-532,500566	-165,05001	-104,160064	-219,773756	-24,1063635	-719,487396	-1474,99294	-1184,8727	-579,950773	-792,670136	-938,890826	-1229,30058	-1497,77257	-785,445652	-1537,16409
Test1 H3	-305,308448	-589,102453	672,615238	-147,974394	-341,372897	-314,774007	20,0703689	24,2124266	-192,263074	-35,707837	220,942441	-99,2755087	-630,685356	138,487436	49,3006258	134,941011	-109,585517	231,971468	-94,1485184	-259,658836	47,0508372	-105,95846	108,3799777
Test1 H4	-2204,39931	-2471,80997	-2476,35073	-164,756419	-1922,01748	-2649,21433	-1889,02476	-2986,11171	-1631,25497	-2070,95645	-2289,11698	-1987,25834	-4075,66742	-3039,31911	-3481,63565	-3645,75254	-1923,17058	-3180,99819	-2460,71259	-4098,40266	-2912,66344	-3862,80573	-2769,37888
Test1 H5	-940,945377	-1498,18951	-1905,47254	-1332,94604	587,972001	-807,494307	-1221,56799	-1135,87963	-1062,3513	-1849,12834	-718,614725	-308,012028	-2156,69567	-1131,197	-1790,88327	-1256,49634	-1223,10924	-1353,08912	-1597,90734	-1615,37329	-2107,27609	-2278,91186	-2298,19955
Test1 H6	-702,260136	-1080,8454	-2054,92335	-1123,19321	-279,103892	-297,146745	-768,622276	-869,122226	-198,470806	-798,936738	-805,576552	-26,070195	-1917,80839	-783,479688	-2025,1112	-1648,88995	-1303,86606	-1455,86107	-1548,21939	-1234,00213	-2559,21956	-2257,44956	-2110,41792
Test1 H7	-161,604649	-466,62161	-569,208655	-233,146359	-734,414295	-554,35559	666,940437	-329,744836	-179,875241	-469,21522	-187,556761	-53,1888648	-1467,02476	-323,734669	-780,171555	-374,326555	-243,062328	-682,93463	-257,932427	-412,391894	-846,202969	-393,501119	-1125,581
Test1 H8	-2615,85657	-1999,81744	-1656,60682	-1766,72445	-3372,72401	-4357,19503	-3034,39584	-773,207278	-2879,64953	-3310,94162	-1650,09006	-3661,93839	-6772,70867	-8095,99186	-3656,46987	-4532,66801	-3900,02768	-3648,1848	-1228,1854	-6901,23339	-3685,24262	-2053,85398	-2890,99858
Test1 H9	-876,48293	-1914,53028	-2495,27316	-1369,58882	-899,668621	-1396,86554	-1526,10868	-823,63419	155,563808	-1367,50013	-1337,38041	-272,209188	-1923,67938	-1107,09095	-1715,76932	-1899,93063	-1752,27953	-1795,60776	-2020,0981	-1242,73893	-2182,96946	-1972,71696	-2258,39848
Test1 H10	116,05048	-24,3409396	-464,238726	92,8188301	-109,342956	-79,9795726	84,5957217	10,3977699	381,577996	644,795541	57,6893635	49,4383469	-180,612771	-161,188775	-648,52554	-883,98642	-433,41181	-376,382295	-537,456161	-357,348585	-817,091004	-531,263055	-690,051911
Test1 H11	-286,603473	-829,727668	-478,912185	-371,715108	-739,576734	-399,548392	-251,476719	29,1752614	-792,536142	-370,001116	790,30669	-71,99922	-236,50346	-858,292086	-999,528958	-680,896732	-579,887511	-493,061764	-1158,80308	-827,140225	-1474,97267	-957,273259	-1523,98601
Test1 H12	-965,992024	-1610,08043	-2402,37525	-1009,63417	-999,404885	-1163,38945	-1063,18458	-1220,59805	-814,001038	-1740,82502	-1108,62827	627,58553	-2242,988	-1290,13748	-2214,54501	-1495,94975	-1394,10524	-1771,44441	-1769,4825	-1862,25192	-2651,22583	-2247,73415	-2750,0566
Test1 H13	-207,358594	-740,157813	-1043,1275	-585,282798	-1298,65642	-437,041188	-288,906698	-845,142606	-572,135238	4,04150391	-281,090563	-76,1315079	981,284822	-821,897404	-2110,15993	-1242,7167	-513,795256	-1229,78455	-1659,22026	-1497,74426	-1658,91717	-1071,86808	-1872,74072
Test2 H1	846,336199	-1009,13972	-1930,74298	-478,19367	-535,694391	-1078,9892	-893,031188	-2189,71602	433,980573	-1425,90792	-1284,43531	-145,253064	-4130,50189	-3393,48214	-4060,9218	-4052,799	-2064,6855	-3255,50745	-1387,65104	-4447,79815	-3261,02153	-4294,78664	-3671,36228
Test2 H2	198,543014	954,539026	-908,859279	-122,128879	-652,343587	-225,377135	-29,902985	-683,326807	-480,845787	-172,297305	-18,5220865	-509,372079	-558,077269	-1597,54466	-2232,5311	-2320,85103	-1145,85644	-1396,25815	-618,861047	-2250,72446	-1939,46656	-1578,96544	-2023,99557
Test2 H3	-274,832064	-784,456982	962,125124	-222,406892	-588,892694	-199,212631	90,8327859	241,394428	-262,036688	120,035518	494,459396	124,330874	-427,89050	356,462823	54,4181917	274,963229	4,00754772	591,244021	-136,086934	-251,286541	347,260387	-39,830916	-53,2708609
Test2 H4	-1218,39544	-1339,18486	-1690,95784	-44,9816658	-1246,26779	-1555,67418	-1192,25439	-1939,13096	-919,214848	-1034,53488	-1595,31578	-1257,18687	-2459,91144	-1613,51676	-2394,80944	-2450,03448	-1226,15912	-2318,82294	-1660,60849	-2409,35948	-2573,06782	-1913,38062	-1710,35023
Test2 H5	-626,395647	-1083,08531	-1614,50586	-1106,23176	566,606048	-731,60171	-743,075336	-917,203049	-379,387531	-1394,80462	-458,540644	-223,603298	-1812,02638	-742,64684	-1555,44441	-1632,99412	-1055,40256	-1045,79484	-1610,14778	-1520,80336	-1517,13538	-1910,38603	
Test2 H6	-1668,08045	-1126,2789	-2041,43863	-1761,50231	-1539,04677	-3185,3239	-2152,23133	-1977,35191	-1490,84964	-2103,03111	-2152,79493	-2387,58464	-5493,39857	-5026,2036	-3511,19917	-4595,27183	-2958,54838	-3178,58996	-869,16376	-4957,80859	-2533,03855	-2419,09027	-2309,9351
Test2 H7	-0,42822092	-139,92532	-146,13695	-208,855035	-155,286379	-301,144809	277,425308	-340,6354	-153,252646	-223,331436	-103,803879	-95,8485481	-728,372655	-5493,39857	-327,23466	-708,488728	-509,285241	-207,520768	-511,200251	-116,078652	-648,725185	-517,712199	-656,348604
Test2 H8	-1857,5166	-2055,26045	-1240,51859	-809,12782	-1372,62226	-1619,53763	-1028,03358	381,371989	-1677,05821	-2018,16997	-488,96699	-575,065673	-2408,32166	-1724,61831	-1247,56352	-1288,45226	-763,6346	-891,399578	-1274,67906	-1173,99966	-2889,14564	-1449,6315	-3209,55184
Test2 H9	-3762,53556	-3157,77403	-3513,00252	-3162,54261	-3686,93046	-7577,02695	-4631,20515	-3299,31189	-1959,54892	-2797,08961	-4565,25784	-5460,29508	-10995,2645	-8615,00415	-5431,79305	-7536,65549	-5191,7898	-6287,459	-2175,54636	-8596,05435	-4057,58345	-3607,45348	-3871,23084
Test2 H10	-194,146803	-408,114918	-377,709929	-198,208574	-432,558492	-295,723795	55,0819591	-21,1291627	17,3889892	680,081832	-65,2096964	81,8223486	-228,869732	-110,112653	-623,542911	-607,342715	-375,98546	-253,110197	-591,430899	-293,037071	-842,970669	-519,675258	-804,076184
Test2 H11	-356,996609	-605,085867	338,973917	-184,52375	-553,212664	-1111,02798	-49,4603935	-164,676759	-634,768887	490,450375	1003,10952	-84,280267	-620,251246	-1748,28541	-959,30936	-1001,42612	-690,22362	-993,075832	175,565674	-1903,79384	-878,916926	-949,277115	-668,462223
Test2 H12	-753,087283	-994,316087	1294,32218	-759,309881	584,323217	-718,530579	-614,491753	-673,578223	-416,122239	-787,113476	-729,36427	-80,5477091	861,167951	-544,381979	879,354921	654,381796	-577,97614	-813,203679	-1011,99503	-682,25995	-1080,95809	-953,267991	-1165,55977
Test2 H13	-109,324749	-1,75287645	-723,270800	-75,1314279	-810,007102	-476,954388	-371,880253	-561,697933	-380,215872	-158,164212	80,2696323	-592,560619	-84,93088	-1604,67536	-1554,56798	-1973,31192	-1267,57995	-893,346025	-608,02937	-1867,1646	-1223,28028	-1322,98306	-1006,04237
Test1 M1	-1925,80133	-2647,26454	-1516,45073	-1371,71403	-1511,84781	-2237,71524	-1647,37974	-1536,18128	-1333,32934	-1652,64729	-1465,63234	-1099,32383	-2993,21582	847,644349	-974,02186	-1034,51159	-669,50334	-1029,0743	-1423,91065	-230,420199	-1032,32625	-1894,0038	-1668,90756
Test1 M2	-1049,49551	-1854,75376	-939,210565	-1321,90855	-1226,3096	-1172,59672	-1112,39272	-795,519233	-937,040344	-990,588889	-793,027587	-935,41904	-1235,27711	-548,004318	89,1917771	-502,165801	-704,265769	-539,608271	-884,354807	-8,38481187	-1199,87968	-921,033581	-1036,49627
Test1 M3	-774,001449	-1311,81498	-555,889173	-783,485822	-649,528134	-803,224917	-588,226661	-405,993695	-541,425112	-678,863266	-417,672491	-772,753229	-1449,61084	40,2408874	-19,0167845	152,889785	-61,595595	-235,013046	-443,450828	73,179257	-299,620829	-392,067936	-140,376729
Test1 M4	-912,233232	-1934,61267	-373,996895	-515,058851	-1254,81058	-1305,31062	-510,551524	-764,575399	-1192,85126	-1123,59216	-673,263423	-689,652319	-2822,71849	-30887748	-678,023868	398,175847	1339,14157	-169,679762	259,542854	-6,20202595	-545,390941	-377,459149	-270,209934
Test1 M5	-1136,9643	-1706,29144	-1142,17485	-1305,3541	-1343,06954	-1378,52706	-1525,49739	-763,995543	-1591,49538	-1243,80144	-593,768639	-1016,13884	-1607,15205	-683,726086	-788,666742	-1102,81862	-1207,37754	854,149347	-1380,75615	-1224,29			

• Coeficientes MFCC=18 N° Gaussianas=4

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
Test1 H1	816,802931	-76,0899975	-688,477316	497,526014	506,946638	620,501439	341,781555	214,633975	1007,67166	113,72441	48,5665765	1353,97275	-525,666994	189,645823	-770,214071	-332,594162	126,048792	-456,791344	-41,3747192	-71,3743054	-813,032491	-1045,33125	-936,473332
Test1 H2	609,77126	1467,53359	83,285318	823,367708	427,267633	650,976065	924,332228	297,794943	248,745091	646,55328	786,225965	658,645274	690,550972	130,056273	-649,677659	-351,599181	273,265958	51,2101282	-159,399273	-416,93188	-539,852304	-24,523227	-730,041771
Test1 H3	529,178403	167,59944	1463,97333	574,840229	369,225262	535,312207	782,817918	727,707973	433,918869	700,134784	988,061019	781,316392	103,41229	802,623693	804,760304	868,387642	695,281188	1015,89625	682,611619	530,360125	747,57157	512,376278	937,883113
Test1 H4	-1867,50953	-1912,69683	-1918,26629	1239,28448	-1096,70425	-2265,52499	-958,375863	-3025,96323	-692,613388	-1743,34177	-2389,83688	-1424,62011	-3825,85284	-1819,22859	-3671,01968	-3109,05137	-1379,3602	-3160,00135	-2272,66879	-3461,94413	-2065,80349	-3287,92302	-2526,05145
Test1 H5	16,3117259	-674,533697	-872,340039	-292,964809	1686,44423	218,075748	-185,512203	-295,819231	-166,125795	-759,738662	143,478664	677,50315	-1149,88566	-170,259986	-897,727073	-203,664051	-360,169467	-399,284516	-620,56746	-714,566508	-879,399875	-1243,80052	-1214,11123
Test1 H6	287,792299	-251,435048	-1221,52822	-18,7219044	849,060336	713,328055	377,031456	-39,5497091	889,718146	127,09767	100,370385	1034,33206	-887,284052	312,295588	-990,493567	-579,571438	-159,082615	-457,240363	-652,598941	-302,322298	-1319,33587	-1389,34991	-1202,31128
Test1 H7	898,056564	681,404174	412,768045	842,39116	313,105061	563,299231	1803,48955	516,758632	788,93397	541,347991	641,33568	1114,77887	-483,680724	664,215793	-97,5776624	573,760299	688,175678	308,337677	740,075259	510,094697	98,169101	516,261748	-213,892216
Test1 H8	-1270,55547	-920,95503	-962,032736	-1071,95531	-2682,89601	-3759,14504	-1552,39503	552,585168	-1897,50636	-2094,20513	-497,711851	3128,99702	5970,00594	-6588,80225	-3108,25351	-3278,59029	-2847,04172	-3324,489	300,431878	5791,44584	-3312,52072	-375,80007	-2158,89771
Test1 H9	476,776392	-611,491848	-1170,45065	109,890339	582,211375	60,0302729	-10,3073369	473,074125	1770,91566	-74,8616375	27,1554378	1085,78951	-608,350671	70,4199168	-625,31601	-455,621692	-544,145697	-454,040983	-607,899425	-728,638269	-922,832826	-927,3871616	
Test1 H10	774,213357	622,703582	350,943112	777,070914	632,546122	630,892503	792,620351	625,707972	1200,65528	1412,62659	652,198483	733,191267	412,759002	561,852449	157,42208	-102,360483	465,430388	248,391006	178,429499	419,27763	11,3259206	196,555712	-79,3871616
Test1 H11	1094,10401	643,98452	751,345584	1122,04417	704,820537	1072,97887	1165,05253	1458,76295	537,052709	1001,79343	2283,88623	1383,18801	1100,52214	428,538673	455,4003	841,344448	921,656455	869,293872	356,994757	579,526321	-10,4262625	506,227341	-154,390201
Test1 H12	705,16327	-140,893577	-880,020396	717,258315	674,857174	408,634521	534,723985	115,138952	722,930552	-237,436445	85,6211013	2318,33362	-577,109666	300,608973	-759,036417	167,444328	95,5629361	-122,543427	-159,83721	-356,592271	-972,685742	-1001,54369	-1102,66652
Test1 H13	1287,24714	1062,85003	433,54561	1182,01106	191,064036	1090,47494	1083,40195	596,960983	903,171113	1468,78059	1068,67641	1375,95677	2436,71918	545,306749	-684,363967	249,905557	912,276811	312,578765	-100,909425	-74,0969174	-201,572371	276,477682	-419,638917
Test2 H1	2523,14564	1184,51477	453,510123	1850,92433	1605,3974	843,832571	1208,5614	-401,515478	2716,8946	94,0541757	31,8959194	1763,35021	-2635,17215	-1305,76543	-2283,07992	-1820,53483	-598,532664	-1358,4242	615,70747	-2330,33892	-1264,31001	-2191,9212	-1634,33811
Test2 H2	854,479952	2087,47747	-54,6038737	976,302138	339,060343	715,388587	1037,58448	73,6632612	520,038926	788,759132	727,952925	357,590028	285,61198	-689,380605	-1280,74275	-1287,77153	-308,305745	-594,89497	50,281765	-826,934879	-521,557569	-1291,43969	
Test2 H3	1195,50864	641,221079	2396,35332	1214,03851	767,787678	1333,69043	1501,06853	1562,12774	968,954215	1463,24034	1836,57177	1618,69743	1019,10705	1736,59745	1489,70254	1625,45244	1440,73485	2066,28959	1260,29771	1190,40944	1704,83889	1264,31481	1324,4339
Test2 H4	-1152,26774	-899,762275	-1369,35232	894,817611	-711,453976	-1273,70331	-477,064386	-1924,86024	-223,69572	-747,140246	-1423,00748	-1037,46595	-2361,56438	-837,551689	-2354,8194	-2108,68843	-815,156553	-2208,90214	-1440,20062	-1777,52053	-1639,73873	-2235,0261	-1873,02661
Test2 H5	585,821895	198,009217	-381,620601	210,465465	1893,50841	563,326048	518,06806	250,217148	426,429129	-60,0872145	731,245453	1028,12028	-412,710977	539,576178	-347,230962	-44,0758046	56,7135085	93,17208281	-57,8027998	-374,334915	-68,7795881	-343,674618	-412,180964
Test2 H6	-823,550074	-271,574277	-1253,00484	-840,743051	-638,83565	-2872,90012	-1006,2666	-1117,16856	-422,438214	-892,484177	-1639,74996	-1754,569	-4713,88605	-4033,20002	-2801,56008	-3494,17157	-2401,53554	-2541,07199	52,3523159	-3961,95245	-1821,30458	-1346,39294	-1405,98444
Test2 H7	415,688612	309,426488	279,147965	212,757919	225,104054	108,091857	705,387822	-18,4389622	147,306705	172,202245	146,889822	373,038171	-326,29421	-158,970423	-381,181229	-326,29421	-158,970423	-381,181229	181,545836	-117,79817	310,952072	-257,477998	-193,228759
Test2 H8	123,811969	-55,4043441	240,361655	875,604864	329,040803	316,756292	778,288185	2287,28882	-271,979391	-412,023423	1275,01217	1228,62905	-770,37329	-402,518986	482,717714	531,25776	1126,61373	682,569701	587,101243	722,153335	-1142,32335	435,96018	-1457,60628
Test2 H9	-1638,60793	-1162,50976	-1607,55936	-1131,61997	-1589,21078	-5798,65797	-2156,06204	-1391,71514	615,456161	-602,29225	-2574,85467	-3902,73337	-9701,2527	-6040,72609	-4280,87096	-5270,56003	-3508,54171	-4744,6362	-3,13267723	-6749,54717	-2038,92127	-1357,95952	-1670,8034
Test2 H10	530,05785	325,126777	277,949495	570,727532	319,951174	461,699819	779,234076	684,286552	723,784574	1264,82181	574,563645	721,225927	516,220994	559,036693	264,488858	130,350912	559,125315	453,541962	138,533778	428,658714	34,3025874	49,2393018	-772,801079
Test2 H11	1901,61548	1165,66264	2327,87392	1666,23767	1266,00111	885,460599	1833,79405	1749,38697	1065,9615	1424,9559	2984,38336	1583,34967	613,234344	136,786669	1012,00086	843,474462	1182,566394	20,656616	833,605088	207,59929	1010,43841	1232,80104	
Test2 H12	-85,4429688	-402,423826	-686,095809	-127,133676	26,5745361	-84,7844681	-20,3845706	-165,315688	130,76461	-285,764779	-250,907477	562,825157	-183,113083	74,2093572	-321,778235	-78,485297	-157,973068	-260,255874	-442,444729	-83,0894183	-461,513018	-574,000488	-584,377437
Test2 H13	575,826955	604,311796	88,133916	340,270301	-287,805379	112,598218	237,940782	40,3467047	20,4076495	541,642529	533,496797	4,16470592	863,93438	-1180,18411	-906,452026	-1307,85031	-661,040541	-351,957963	0,74893944	-1176,97937	-855,626509	-475,973292	-338,464978
Test1 M1	-305,390819	-1289,74612	-209,341105	109,074149	62,9169959	-676,239689	-79,4905265	-167,195824	142,381618	-202,865691	-49,2291812	377,730182	-1570,40749	2710,05678	479,77142	617,710005	913,243807	362,722628	56,7513546	1219,50127	677,909057	-538,7181	-332,126076
Test1 M2	-387,260715	-1130,81852	-424,934343	-691,96235	-666,865661	-563,553338	-421,441711	-162,808595	-420,372949	-434,83297	-137,371636	-338,566621	-868,730274	-112,838471	823,73199	119,122162	-124,888321	-22,3184551	-282,060692	665,809053	-675,161136	-281,129202	-575,52414
Test1 M3	108,750427	-527,218071	248,260005	80,864566	238,846843	77,2828198	297,783662	412,191195	265,065755	8,41271129	293,987632	54,8180372	-660,293595	930,750896	647,165096	1047,70933	801,230759	573,124603	353,346515	865,588742	609,685966	119,325866	659,011606
Test1 M4	504,6256194	-113,440823	1587,04409	1163,3768	645,850315	733,582967	1336,29802	1221,35915	596,924137	787,840215	1133,34974	966,778891	-1119,46339	1840,6635	1199,53024	2270,17986	3298,03967	1624,84719	2209,56515	1858,44936	1532,73888	1487,80799	1646,4302
Test1 M5	466,772987	-288,840501	550,455806	219,677586	173,513899	242,504696	59,683066	700,236122	-216,827206	179,925174	868,139101	669,79149	94,454876	700,755968	707,063961	414,118974	304,107901	2527,64997	160,766262	255,922854	189,048667	72,818903	62,889755
Test1 M6	647,189307	147,944613	752,800835	552,903647	6,18143313	-71,7062369	938,846113	452,757543	-5,81310428	255,32412	629												

• Coeficientes MFCC=20 N° Gaussianas=8

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	
Test1 H1	2427,96006	1256,39487	989,922664	2004,1708	1407,28653	1865,49964	1613,38257	2489,43838	1593,30955	1300,52791	3072,59894	601,037729	1932,78292	739,351296	1518,92637	1117,89478	1165,83867	1366,05536	524,816799	-116,872016	581,998266			
Test1 H2	2159,5543	2957,13174	1512,29997	2282,16837	1884,33719	2203,45796	2466,73827	1729,08914	1648,43466	2274,69712	2172,011	2212,02407	2174,47012	1771,97567	593,993767	147,761863	1542,45318	1771,9272	1206,96823	1103,93915	898,188641	1214,40203	463,223588	
Test1 H3	1985,52415	1594,6298	3055,5456	2092,68782	1850,3254	2003,27498	2336,76078	2123,93346	1780,26148	2322,24988	2498,87575	2294,44532	1403,15188	2337,286	2319,17857	2289,39743	2157,99448	2501,74986	2151,04502	1963,88174	2298,86227	1948,31182	2461,33516	
Test1 H4	-1093,59762	-722,135689	-984,966857	3514,82705	-117,395962	-1413,56186	841,575933	-1713,86505	1111,65679	-402,803927	-940,325223	118,137691	-3015,73234	777,218225	-2415,37624	-3057,10552	-449,019016	-1571,80454	-1167,58402	-2066,156602	-637,656741	-2490,88377	-907,674766	
Test1 H5	1405,58037	604,417309	696,260421	1016,40286	3348,43915	1691,91309	1258,4909	1169,83395	533,395722	784,547922	1555,10603	2174,59109	-478,146352	1573,25855	474,888508	812,067794	999,189538	1319,20163	562,218591	578,01611	-194,188666	-598,065388	-133,909378	
Test1 H6	1847,76311	1442,0426	140,403432	1402,16667	2569,68212	1985,95434	1676,08425	1575,57971	2325,61685	1794,86787	1270,25692	2761,3251	260,424282	2235,88816	438,742873	-427,756322	1212,52864	1370,03219	312,504045	1426,09591	-231,400694	-757,248322	238,038913	
Test1 H7	2581,8085	2303,91433	2213,97071	2740,98427	1894,77402	2064,24987	3730,95327	2017,83913	2634,12713	2333,57945	2421,14776	3135,7511	1222,93025	2516,63937	1627,86827	1393,19532	2315,13561	2122,70916	2350,96678	2290,82777	1843,91833	2169,61757	1706,33389	
Test1 H8	156,985939	-1366,38207	1222,82804	833,227623	-1592,43295	-1455,38517	609,784818	2458,91174	-912,753359	168,355032	623,97917	-840,973843	-5237,70954	-3022,86803	-604,025689	-972,250476	-920,792382	-1149,69435	1504,55811	-4621,78266	-3298,47199	28,1962924	-425,242721	
Test1 H9	2040,99978	1160,86211	421,78231	2003,95901	2500,11602	1524,11114	1652,09895	2509,93832	4097,18944	2261,6173	1779,22702	3313,79816	819,117072	2720,67618	1124,4241	-872,474648	997,87055	1648,86264	61,1706832	2251,19927	927,21647	413,505051	873,847842	
Test1 H10	1601,14863	1783,29315	925,532803	2042,69963	1443,84291	1414,91977	1736,72221	1651,56387	2356,81294	2596,96214	1822,30003	1848,02146	1572,67179	1730,91888	697,990337	-710,46795	869,978642	1410,10015	748,358397	1545,96433	872,98587	710,79406	897,528023	
Test1 H11	3541,38938	2816,7464	3354,76748	3559,8488	3074,80059	3590,52619	3800,82122	3788,48043	2505,56232	3657,28498	4862,39263	3704,91851	3434,7985	2997,8301	2727,03393	2717,79056	3280,94549	3325,92779	2776,47529	3040,55413	1985,60008	2383,64757	1934,4087	
Test1 H12	3462,157	2414,54184	2366,88868	3558,82393	3554,9977	2977,48371	3734,34874	2862,13543	3285,94496	3103,60004	3140,85529	5397,91749	1804,55453	3242,5423	2053,68349	2212,33639	2781,66076	2855,04016	2511,7467	2271,7307	1485,82405	1320,98046	1535,04102	
Test1 H13	3452,63278	3197,73289	2402,11272	3060,89089	2101,40346	2898,21858	3320,03329	2762,187	3212,25111	4096,65664	3549,84886	3703,49681	4885,48848	3027,78287	1047,95152	376,890047	2258,37662	2646,1469	1551,3822	2069,31218	1605,82799	1708,22995	1281,28793	
Test2 H1	5916,33353	4335,60747	3695,06176	5186,68151	4884,88789	3776,12653	4574,40484	2927,10875	6189,27489	4699,79605	3636,22961	5545,91096	1005,09266	3276,01702	872,35231	380,480389	2855,55534	2417,01133	3677,38737	649,28792	1746,9274	-396,046517	1823,53978	
Test2 H2	2683,06188	3934,5682	1372,98267	2751,03493	2090,57058	2430,8561	2743,26958	1638,9996	2177,82537	2613,65263	2645,35159	2117,89872	2017,18343	1447,04413	-97,9442962	-838,595599	1168,76877	1498,88458	1552,05756	707,794656	629,613066	745,481379	-121,396896	
Test2 H3	3702,57566	316,61218	4876,33145	3806,2672	3209,29762	3824,31222	4060,41766	3985,28184	3369,22274	4131,92766	4433,75848	4119,78636	3264,28914	623,19668	3949,35776	3734,7872	3657,15835	4610,10845	3710,01561	3707,66216	4204,33927	3644,73921	3662,68075	
Test2 H4	-710,48691	298,531746	-886,127586	-282,303731	-817,283109	647,025473	-282,303731	-817,283109	647,025473	-282,303731	-817,283109	-134,605245	-1778,597415	-134,605245	-1778,597415	-134,605245	-1778,597415	-134,605245	-1778,597415	-134,605245	-1778,597415	-134,605245	-1778,597415	-134,605245
Test2 H5	2376,92115	1875,9192	1482,26974	1950,73551	3937,79954	2299,8194	2412,87114	2049,48838	1723,59905	3888,04466	2442,0371	2979,47477	373,308155	2556,18962	1421,84693	1077,26497	1742,49185	2255,8903	1375,99936	1408,85866	1457,67347	909,368799	989,501628	
Test2 H6	530,122513	1072,36746	369,442379	455,267351	676,474607	-717,99813	48,4430472	1149,47792	679,840394	-192,869677	305,205652	3703,49681	4885,48848	3027,78287	1047,95152	376,890047	2258,37662	2646,1469	1551,3822	2069,31218	1605,82799	1708,22995	1281,28793	
Test2 H7	1217,98851	1041,91342	938,909032	990,512662	907,218934	810,009853	1506,08475	682,831279	894,023607	972,355843	982,000716	1114,55164	312,18133	904,503464	334,592731	63,396026	893,820959	749,222412	900,203701	454,191833	519,823918	162,282079	449,555887	
Test2 H8	1855,35272	457,289095	2661,08161	3239,28387	1740,62357	2043,41411	2782,67363	4921,32777	-265,649852	1271,15237	3077,47571	3558,71818	-890,693132	2337,48041	2870,71337	2609,59736	3859,76091	2837,69308	2755,36172	2003,51835	510,804551	2051,21048	761,266553	
Test2 H9	955,688093	977,812198	1019,78154	1813,95671	1237,93067	-2489,62273	587,992375	1281,94322	4494,53921	2838,84385	219,75458	523,216555	-6336,89999	-719,23321	-1154,61651	-4112,57688	-715,035052	-621,135564	2414,81722	-4059,99126	-14,6644883	-938,182176	1079,65573	
Test2 H10	1471,7031	1452,32761	1045,34366	1580,32326	1251,84378	1347,03599	1708,03953	1657,19188	1814,8149	2387,04612	1671,03303	1873,84018	1512,34787	1650,67911	889,712325	-90,0033009	1083,1324	1409,95039	831,163495	1512,15227	772,816883	821,76381	907,262873	
Test2 H11	4931,8907	4397,8744	5549,46215	4883,25573	3971,06163	4055,91604	5163,51696	4843,38704	3898,98208	4949,61264	6256,35423	4802,44931	2429,6485	3550,57769	4114,37396	3768,48252	4269,49328	4300,00775	5398,97842	3188,07487	3716,6292	4048,77993	4404,45195	
Test2 H12	840,616879	360,819918	274,65289	843,148506	998,745617	699,102168	787,961178	850,343392	1186,30887	827,335809	762,136116	1635,29428	553,48866	1178,46593	561,948032	561,497979	814,557852	859,355147	394,926134	795,746189	375,037996	252,719195	468,035979	
Test2 H13	1600,78662	1601,11235	642,3179	1262,23626	612,622949	1119,8478	1220,73074	996,586105	1143,22729	1616,71348	1651,9241	1179,5291	1441,85806	356,70783	-389,09779	-1804,72323	-48,6052524	750,034583	632,365667	114,959897	-103,287721	-602,185004	515,828421	
Test1 M1	2137,12585	1652,75489	2251,52305	2816,2015	2913,2768	2073,49198	2619,53597	2614,77559	2862,91445	2737,96177	2451,06802	3211,97871	497,637841	5667,03811	3178,875	800,583665	3204,76544	3485,31028	1909,76905	3991,79168	3019,46225	1578,01373	2428,58314	
Test1 M2	637,382912	-334,159323	679,107731	369,04011	483,226881	532,909152	528,699182	935,533931	555,546519	740,868368	1102,13054	900,820452	343,619619	1291,05759	2048,46986	603,831536	942,646628	1252,78838	717,312785	1792,14243	32,8506299	484,18803	535,342817	
Test1 M3	1456,04503	875,811022	1700,60634	1464,16592	1625,69357	1511,11281	1647,38094	1775,34466	1685,40988	1557,38923	1674,69951	1699,86545	666,38692	2418,48284	2178,86576	2133,09347	1985,39356	1826,16817	2265,57109	1866,57308	1699,16598	2140,10068		
Test1 M4	4097,55134	2944,91108	4889,33211	4533,81843	3519,69076	3878,71866	4635,88048	4212,30979	3418,91392	4223,73101	4398,00989	4349,06452	1898,81858	5069,42305	4288,9602	5068,54601	6543,64424	4787,10885	5403,77682	4772,01539	4558,74919	4742,20866	4797,74337	
Test1 M5	2886,88503	1935,71717	2753,16712	2460,60882	2685,82656	2641,21865	2410,1479	3226,30619	1480,98022	2654,63922	3219,55781	3292,39095	2006,19791	3592,95113	3258,29217	1492,41012	2446,52592	5308,53929	2003,23242	2676,4776	1939,01365	1556,55978	2270,39853	
Test1 M6	2168,14227	1754,87615	2581,57659	2294,72895	1481,23971	1658,79595	2791,73498	2221,05302	1544,59236	2071,61098</														

• Coeficientes MFCC=16 Coeficientes Delta

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	
Test1 H1	19857,9873	18829,2618	18509,2746	19444,9429	19540,973	19524,1015	19341,398	19447,5508	20024,7677	19196,1712	19157,3624	20280,9125	18412,0559	19174,2365	18305,298	18714,0244	19058,4742	18378,6605	18878,093	18887,4921	18245,0379	17808,4607	18154,8301
Test1 H2	17529,6399	18195,4801	16752,1069	17613,0334	17166,9907	17458,5872	17662,3293	17331,5818	17038,5243	17502,1656	17520,7987	17473,1752	17606,0239	16915,3949	16215,9683	16424,8786	17110,4174	16840,1915	16676,8833	16432,2457	16263,0993	16850,5171	16068,713
Test1 H3	16121,8626	15722,8104	17059,6048	16253,7786	16019,1004	16114,1826	16355,4988	16422,2523	16182,1599	16306,9827	16610,6503	16374,9611	15577,2742	16510,3948	16429,6925	16476,656	16334,7448	16641,4908	16232,1823	16129,3761	16444,8209	16240,8946	16544,4325
Test1 H4	26331,564	25776,2327	26209,6041	28331,163	26656,1231	25744,6873	26640,6307	25341,4998	26804,408	26419,2626	26175,2236	26472,5728	24280,9734	25456,4275	24954,6241	25103,7703	26549,3464	24897,3142	25970,0095	24260,7959	25489,3651	24530,3404	25685,7642
Test1 H5	18811,5187	18130,9766	17936,8178	18545,9412	20395,067	18997,0821	18552,487	18581,437	18531,4658	18010,916	18916,792	19450,8563	17494,3132	18628,2693	17884,9309	18586,5007	18436,0232	18379,8347	18224,7776	17967,5166	17726,4263	17184,8914	17560,4626
Test1 H6	21137,5148	20589,0612	19819,8448	20736,4439	21538,2592	21527,0252	20904,4589	21524,4161	21011,1668	20808,9361	21779,779	19772,6114	20747,2363	19701,4594	20181,3958	20634,8002	20280,315	20234,5433	20412,3654	19354,4762	19231,5684	19750,199	
Test1 H7	22547,2317	22317,4839	22214,4144	22457,6512	22061,0024	22134,5431	23428,3763	22365,5529	22586,2882	22229,0792	22492,5732	22716,1091	21222,8976	22332,3371	21880,6764	22359,1543	22477,441	21961,5057	22413,479	22188,0156	21842,6013	22385,8766	21671,1484
Test1 H8	21992,1738	22713,4899	22764,6222	22577,725	20882,3432	20197,4369	21819,0093	23626,1461	21944,5232	21419,0895	23102,94	20779,5419	17418,682	17474,0496	20270,5745	20754,8984	20547,4283	20523,1561	23137,58	17374,0115	20719,1162	22845,4493	21593,4582
Test1 H9	27998,7497	26884,5754	26437,7288	27557,215	27996,8922	27581,0173	27410,0561	28053,9991	29048,9256	27477,9768	27606,1662	28648,242	26884,167	27526,1328	26961,9744	27070,7965	26974,0335	26962,4836	26889,9825	27698,8284	26662,892	26514,4229	26706,8121
Test1 H10	14144,595	13955,3414	13552,1855	14128,7077	13945,4592	13933,2885	14111,3572	14028,6451	14448,5674	14703,2794	14110,6591	14122,172	13822,1103	13836,3185	13417,4523	13138,9565	13713,3229	13613,9409	13553,6043	13712,5116	13225,5881	13377,4279	13432,748
Test1 H11	38124,626	27485,9336	28023,8929	28157,6629	27686,2441	28057,9797	28156,6767	28494,7955	27554,6763	28016,8132	29328,3876	28364,644	28101,5571	27576,2598	27411,702	27804,9732	27850,683	27981,9591	27404,51	27587,6041	27002,6881	27338,0485	26955,9826
Test1 H12	37315,7967	32959,5603	32368,6654	33696,2026	33761,7313	33532,2932	33667,2826	33477,4998	33824,1456	33001,1554	33455,4045	35334,8916	32358,8457	33136,2787	32363,4351	32447,3899	33216,1155	32898,0584	32872,0261	32802,5862	32046,9071	31985,9897	32072,705
Test1 H13	28010,1222	27516,5972	27231,7117	27832,4773	26966,609	27674,1145	27901,7778	27485,5429	27691,9797	28293,2657	27998,833	28152,2342	29168,0488	27241,6406	26067,2684	26931,6517	27566,7178	26891,8442	26505,1647	26764,9361	26561,5768	26917,9673	26275,8031
Test2 H1	43430,6017	41536,3965	40718,0151	42148,0551	42070,542	41354,4883	41567,5632	40322,9926	43119,3772	41588,6541	41029,4028	42288,477	38062,9351	39099,6788	38464,9282	39217,0574	40356,5388	38875,8197	41058,2252	37706,366	39337,83	38291,1714	38871,7971
Test2 H2	21365,8683	22239,4601	20156,7039	21103,4952	20611,4668	20852,7842	21175,2091	20550,2758	20699,8256	21094,2588	21034,4868	20666,0217	20650,297	19639,1664	19134,3292	19817,0057	20039,075	19912,2392	20349,4319	18822,5025	19351,1775	19652,3807	18976,1009
Test2 H3	27191,9597	26578,5899	28368,0323	27237,4671	26820,9926	27273,3926	27485,2646	27651,5285	27179,9929	27575,0145	27881,9588	27589,2265	26878,3138	27744,0893	27040,6738	27675,8286	27435,274	27978,7943	27199,5589	27162,9785	27836,139	27269,345	27485,0588
Test2 H4	17307,2815	17021,0487	16796,3068	18449,2496	17318,6855	16675,3763	17319,3316	16529,3169	17609,1444	17412,9954	16933,5667	17175,1592	16022,5462	16815,5931	16751,497	16268,4422	17187,1366	15967,9557	16837,645	16103,1229	16159,8871	16432,1388	16832,8966
Test2 H5	22764,4813	22022,8273	21736,5924	22333,5772	23972,8372	22669,401	22498,2136	22404,1717	22390,7358	21936,3061	22742,01	23095,3725	21432,3058	22528,1531	21669,8914	22144,0963	22155,6719	22139,31	22060,834	21569,4577	21905,3571	21585,1368	21658,08
Test2 H6	15877,5972	16564,5634	15686,9611	15808,3186	15942,22	14449,8788	15505,5988	15595,5523	14767,8543	15967,899	15624,7019	15136,037	11736,7168	1288,8294	14050,6547	14000,0465	14683,2699	14264,6831	14984,6234	11772,8105	14984,6234	15396,0215	15193,7405
Test2 H7	9408,95739	9266,3349	9248,45183	9220,41878	9259,97011	9108,96638	9682,36952	9062,6131	9236,95635	9212,29471	9271,49423	9306,877	8609,82477	9111,72197	8726,50974	8946,15108	9227,49476	8886,02773	9271,50666	8637,1697	8923,38111	8678,38447	8787,99575
Test2 H8	33623,1319	33536,5067	34356,3139	34819,9699	34159,9453	34160,5185	34471,8102	36055,0131	33731,277	33638,4637	35402,8117	35117,7855	33190,4264	33763,2574	34088,317	34378,1215	34788,6309	34516,9039	34461,1341	34433,7679	32871,687	33944,5437	32648,4701
Test2 H9	37646,8748	38379,1319	38036,7763	37878,8667	37539,9008	33811,708	37107,8372	37588,8668	40023,313	38771,5731	37053,3054	35920,9589	29163,1591	33662,1261	35521,4126	34692,7694	36258,7341	34452,2872	39407,6451	31342,7084	37412,2406	37907,7636	37268,9912
Test2 H10	12956,2163	12742,8649	12754,2395	12943,8738	12757,5347	12811,6996	13183,8665	13109,5926	13197,4055	13697,2022	13064,5003	13163,9125	12951,4968	12914,0173	12502,1177	12484,826	12885,4347	12807,391	12584,6377	12890,4616	12281,3481	12469,8593	12457,2006
Test2 H11	36315,9727	35697,4259	36847,0628	36392,1572	35793,9101	35325,2406	36539,8439	36302,9095	35780,4319	35835,0707	37788,6226	36101,4576	33924,2138	35063,6494	35608,6861	35527,3293	35795,6734	35491,2332	36745,2742	34349,6807	35581,2677	35599,8737	35856,1198
Test2 H12	11472,097	11162,9053	10872,6555	11506,8318	11620,284	11538,7908	11415,5728	11474,5032	11748,8254	11359,0872	11525,8108	12106,7876	11304,6041	11569,0763	11286,2821	11554,873	11518,5792	11305,6089	11143,7116	11505,0098	11108,1069	11082,297	11032,2547
Test2 H13	13603,3442	13781,3882	13151,3783	13657,1834	12920,5224	13170,0844	13352,3258	13147,4635	13305,3859	13592,9585	13790,6271	13169,5813	12194,7342	12157,4998	11852,0551	12430,5341	12688,3335	13081,3133	11779,8457	12525,7215	12551,2815	12696,0269	
Test1 M1	34144,2981	33042,3333	34269,7608	34383,7786	34276,9772	33669,7285	34114,2917	34178,8963	34383,9277	34214,5508	34229,3446	34841,109	32698,1182	26758,8061	34916,2725	34939,7899	35298,0434	34640,6568	34590,2686	35694,6457	34772,4707	33616,1139	34543,1613
Test1 M2	12709,107	12019,5007	12822,0179	12632,6347	12653,661	12748,4077	12691,1395	12855,8863	12856,0054	12816,4454	13074,9174	12979,1787	12484,5295	13260,5896	13850,827	13262,156	13149,6891	13283,2124	12944,7617	13837,2646	12652,4297	12754,0366	12840,8751
Test1 M3	15375,7998	14766,1254	15524,6809	15339,4175	15480,1521	15273,4637	15437,9966	15368,7344	15486,5699	15312,3616	15594,6252	15511,0278	14636,9641	16121,6459	16068,3963	16298,4644	16097,7211	15778,6591	15675,1088	16192,0146	15828,421	15671,7947	16033,2257
Test1 M4	35827,5415	34805,9624	36316,977	36255,8113	35588,5167	35512,2884	36120,7909	35864,442	35577,1982	35635,6148	36036,1446	36116,5246	33888,1237	36875,9425	36251,352	37247,25	38261,7044	36519,4299	37138,8204	36735,4107	36236,1199	36367,2223	36575,2167
Test1 M5	31256,9995	30308,8008	31122,7161	31007,0858	30889,6142	30887,7287	30802,9416	31448,015	30355,7949	31043,6051	31617,605	31301,6881	30366,766	31500,4839	31527,679	31175,8063	31066,2318	33093,1949	30767,4025	31060,2055	30931,9792	30603,8304	30968,7214
Test1 M6	20326,6894	19905,0847	20512,1038	20459,8188	19859,901	19819,5624	20817,2215	20152,7823	19951,4528	19982,5314	20569,0843	20116											

• Coeficientes MFCC=16 Compensación CMN

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	H10	H11	H12	H13	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10
Test1 H1	786,477616	-119,48387	-374,840373	115,592954	165,638491	290,346092	35,2799303	85,5665579	436,759628	1,25413273	46,0377282	605,272877	270,001228	-190,582294	-513,115195	-314,855172	-275,23805	-438,945091	-204,595476	-219,154297	-575,446878	-870,653699	-512,683516
Test1 H2	339,281202	636,340174	39,931863	206,229816	114,335138	349,992827	337,595183	177,553701	148,95347	186,845276	312,202151	275,557151	536,439632	-114,378866	-220,025624	-156,915229	-26,5964318	-80,0982697	-181,584866	-110,747364	-309,864382	-195,894436	-193,466601
Test1 H3	84,9636217	-102,427053	810,283092	195,266913	127,861937	201,098325	479,423723	282,533855	333,184928	365,204855	424,827339	304,879407	46,2761233	420,911428	304,899284	361,26319	264,225853	489,502428	267,869757	264,621232	162,412302	233,051554	401,750914
Test1 H4	-621,031386	-1150,09418	-1258,51992	-412,024674	-585,970578	-780,319987	-614,259266	-408,919628	-164,622027	-642,155768	-280,624655	-304,356584	-808,441585	-555,574422	-996,653202	-842,506291	-499,907486	-651,910894	-919,021725	-465,99284	-1240,90867	-1580,42934	-1185,13733
Test1 H5	-264,631122	-768,047135	-653,080381	-433,546544	660,083868	-310,3793	-419,496539	-412,853715	-244,668867	-594,649454	-186,314527	53,4758747	-588,263906	-401,611904	-794,863633	-573,172536	-561,314227	-516,786833	-547,359232	-428,244417	-734,934974	-1084,61775	-754,660848
Test1 H6	-6,47091051	-275,153717	-824,517422	-474,614529	234,611265	332,606662	81,7719972	-211,449227	253,119367	40,4670506	-188,375303	-807,66959	-142,182871	-314,787357	-589,764545	-627,708311	-467,616424	-485,603956	-516,314586	-264,649062	-753,04321	-1045,66408	-587,652835
Test1 H7	546,592094	311,840702	182,869482	458,927553	141,78463	385,217289	1026,47631	324,299744	398,95412	290,239146	324,049456	747,64781	96,0185529	88,9629767	-266,204393	134,951799	157,12044	-89,4432262	232,215879	-7,47666029	-205,888149	35,5303765	-223,6439
Test1 H8	222,312759	-278,244902	-84,3250363	278,485351	-228,925865	246,985919	326,108877	820,068293	108,669	-210,983356	427,339991	324,00448	-273,267844	-215,777394	-74,4108113	79,1830189	-10,6042161	24,2072203	-35,1660967	-42,8517894	-562,804934	-329,891034	-479,475042
Test1 H9	2,67299549	-951,721129	-1053,82531	-378,149696	-268,73597	-313,48976	-342,401207	-318,006512	576,945421	-459,821504	-286,304275	119,009409	-513,002821	-656,458294	-1074,76802	-928,843367	-837,067404	-864,904186	-784,93341	-499,581188	-1116,04757	-1494,87393	-1141,56543
Test1 H10	413,329946	227,438955	57,6820635	257,037361	257,496085	365,002449	395,737291	278,031796	659,538159	656,29526	261,528488	416,257857	474,206359	195,367048	49,6554796	2,8539116	57,1236802	168,658461	31,3067247	249,892913	13,0152662	-123,712655	-114,977146
Test1 H11	327,85987	-266,193275	329,075076	131,744523	-5,56834012	213,924138	495,331847	443,964479	204,152105	145,82923	990,971502	384,395019	87,5897423	146,636803	-66,6056569	178,15478	204,506321	62,8883536	157,834059	143,459936	-291,501502	-216,416175	-334,923603
Test1 H12	188,819772	-540,823377	-910,801946	-139,49201	-166,824327	-329,563768	-23,8878463	-192,857868	-75,4114649	-409,07269	-179,466015	908,97719	-587,746896	-532,290773	-961,058282	-630,740664	-523,629171	-788,695139	-412,316893	-642,895657	-1387,48878	-1086,75391	-1112,7817
Test1 H13	1258,25476	970,733073	716,594429	823,165381	539,870672	972,123481	1018,34791	919,753152	1034,756929	938,545385	917,164901	994,783065	1561,66632	455,392137	231,917146	470,501201	606,136441	464,271978	493,397587	366,545599	322,267434	192,328379	232,472101
Test2 H1	1766,98779	111,564885	-87,376338	417,33771	753,877707	1077,31459	528,65936	146,005761	1386,37522	510,878261	510,913797	1467,99482	799,857298	214,589414	-648,670831	-41,9967463	-14,3352375	-396,945827	-61,899629	-19,0433446	-679,491897	-1071,75952	-855,166706
Test2 H2	648,274925	875,947362	177,265946	485,353977	183,574341	576,46693	507,896693	438,484912	373,530241	453,62931	548,072041	423,351124	827,576724	67,2563998	-173,815792	-16,8470377	83,1272746	6,80874802	57,1108498	-66,2431024	-184,254306	-128,682542	-122,130238
Test2 H3	625,704411	174,688608	1362,50745	644,301948	505,090263	665,025135	963,216986	75,930076	780,941755	713,129999	1008,3963	800,144092	551,735858	774,843009	597,822694	861,926068	800,611254	883,29509	698,771778	693,957777	619,4953312	719,146091	536,08245
Test2 H4	-305,504078	-578,290787	-692,000386	363,980247	-384,36099	-456,508777	-476,286268	-235,978944	-75,5804413	-308,32409	-218,282917	-219,35268	-454,710436	-353,663262	-652,353748	-542,951771	-361,818787	-519,96196	-543,7264	-321,761971	-683,981811	-983,776396	-655,410341
Test2 H5	-335,548088	-798,672312	-604,573811	-602,355831	653,353362	-279,095656	-111,048625	-449,076141	-190,598598	-526,226741	18,5848642	50,915447	-663,334851	-186,671567	-713,069697	-462,030659	-466,238457	-453,31238	-556,975712	-430,952534	-633,037646	-890,252319	-718,011337
Test2 H6	309,144961	2,6619529	-386,931282	38,7882017	294,466738	530,813935	284,611134	65,7143091	449,12943	194,244935	174,239153	504,779532	150,184128	42,9398012	-105,232572	-184,55329	-56,794457	-173,300921	-180,001138	-116,63063	-224,020525	-513,126338	-239,426884
Test2 H7	199,011648	40,0713645	98,518776	90,5872633	129,472795	140,512482	336,063938	79,7750467	149,875733	148,875898	157,093954	262,055819	134,390561	87,4533765	-68,5898544	70,4666877	68,9440707	11,6815199	62,4195779	-16,4393694	-2,43702267	-8,47068824	-138,774175
Test2 H8	-28,1105688	-292,469226	-293,36564	409,106055	-394,259405	142,55323	247,467696	1142,97634	125,401001	-229,462177	383,2089	401,933822	-880,863029	-284,055117	-240,871432	-331,649194	-34,0763553	54,771897	-83,5548594	-63,3617571	-864,848749	-612,742519	-708,959066
Test2 H9	128,958201	-793,522554	-773,161047	-60,8438005	57,700904	-83,7012985	132,649916	148,275295	1222,63813	-122,40035	-123,952915	482,957904	-220,151071	-148,961316	-708,371083	-631,737494	-449,536205	-429,948717	-628,893892	-84,3516135	-724,621337	-1235,08651	-707,722676
Test2 H10	271,01459	284,365119	23,9210498	128,852783	196,569434	333,714583	454,419062	283,29325	480,630088	553,431843	192,44352	391,689272	309,718028	92,0499727	-46,1445372	-59,6710778	-4,65786894	17,3573202	-28,6221212	68,630603	-158,160981	-218,313112	12,2525999
Test2 H11	348,003953	-256,02021	957,579324	393,879699	192,218919	266,853432	724,789528	729,208208	355,249676	323,707412	1366,82786	537,510295	-10,6033469	747,313294	630,928901	921,374973	60,928901	921,374973	787,317594	750,537667	693,245187	622,58441	427,275785
Test2 H12	101,988796	-153,757119	-259,825425	99,7573095	46,1168317	19,6920025	-12,7085529	-26,0585113	136,729456	-111,2219	5,1757795	334,699919	-29,7090728	-148,124663	-256,033216	-119,912225	-123,991997	-238,27629	-72,7458368	-130,866448	-132,816552	-309,810242	-294,304974
Test2 H13	507,975157	404,847323	18,1107664	338,624468	110,819289	424,269925	323,381401	315,614025	437,900122	274,84673	365,473046	373,899957	741,702279	92,1076394	-88,2267716	28,3745033	-46,2918468	35,1603664	-28,309062	-138,16472	-128,392744	-102,785852	
Test1 M1	-900,223603	-1477,58269	-438,976894	-361,567985	-659,041229	-1017,67918	-850,27703	-644,962477	-528,820321	-726,66538	-279,210867	-239,37797	-1428,1981	1093,12525	177,777266	111,872674	66,6133616	246,431466	0,64268347	567,921925	-292,604981	-424,902822	-496,697381
Test1 M2	-92,6190943	-504,164596	-32,0605528	-162,130894	-59,6489788	-183,93689	-163,722274	84,4415901	-29,650735	-126,090657	107,192997	26,2075622	-315,316996	141,753008	475,178801	160,713675	22,5732495	287,063385	160,203162	321,416494	72,2096633	21,96503	39,1193325
Test1 M3	-129,253059	-471,585572	127,455796	-131,949663	-72,7434911	-185,718279	-39,3891758	-1,45694435	0,89939235	-92,4809336	230,312898	-32,0161265	-417,32066	458,033354	350,680101	536,189407	287,977203	263,707444	228,548809	348,387556	238,327411	187,717807	248,163585
Test1 M4	-55,8887685	-685,946777	348,677432	561,884483	-239,525806	-102,748756	293,314873	211,871298	110,013434	175,398339	316,991405	515,987001	-592,716748	60,6555741	323,511375	710,137008	1465,88854	624,373804	834,79189	682,330186	235,593608	274,123475	251,433468
Test1 M5	-43,0180769	-1512,60025	-370,157037	-420,941243	-745,36048	-661,161957	-653,144627	-458,52125	-466,311386	-542,041882	-38,091559	-355,139019	-794,216875	64,3559552	204,524188	23,6721361	-239,567757	1054,11389	-151,037613	-48,4896997	-168,604835	-45,1571888	
Test1 M6	-43,4107439	-366,630928	-17,7048527	143,191172	-263,202263	-208,286203	256,149604	149,670571	-81,727902	-96,7256154	150												

• Identificación

	H1	H2	H3	H4	H5	H6	H7	H8	H9	M1	M2	M3	M4	M5	M6	MAX	UBM	RESTA	Norm	
H1T1	786,477616	-119,48387	-374,840373	115,592954	165,638491	290,346092	35,2799303	85,5665579	436,759628	-190,582294	-513,115195	-314,855172	-275,23805	-438,945091	-204,595476	786,477616	OK	423,837244	362,640372	0,4600
H2T1	339,281202	636,340174	39,931863	206,229816	114,335138	349,992827	337,595183	177,553701	148,95347	-114,378866	-220,025624	-156,915229	-26,5964318	-80,0982697	-181,584866	636,340174	OK	424,978039	211,362135	0,2681
H3T1	84,9636217	-102,427053	810,283092	195,266913	127,861937	201,098325	479,423723	282,533855	333,184928	420,911148	304,899284	361,26319	264,225853	489,502428	267,869757	810,283092	OK	542,716617	267,566475	0,3394
H4T1	-621,031386	-1150,09418	-1258,51992	412,024674	-585,970578	-780,319987	-614,259266	-408,919628	-164,622027	-555,974422	-996,653202	-842,506291	-499,907486	-651,910894	-919,021725	412,024674	OK	171,108396	240,916278	0,3056
H5T1	-264,631122	-768,047135	-653,080381	-433,546544	660,083868	-310,3793	-419,496539	-412,853715	-244,668867	-401,611904	-794,863633	-573,172536	-561,314227	-516,786833	-547,359232	660,083868	OK	193,319111	466,764756	0,5921
H6T1	-6,47091051	-275,153717	-824,517422	-474,614529	234,611265	332,606662	81,7719972	-211,44927	-223,119367	-314,787357	-589,764545	-627,708311	-467,614624	-485,603956	-516,314586	332,606662	OK	365,942247	-33,335585	-0,0423
H7T1	546,592094	311,840702	182,869482	458,927553	141,78463	385,217289	1026,47631	324,299744	398,95412	88,9629767	-266,204393	134,951793	157,12044	-89,4432262	232,215879	1026,47631	OK	600,317712	426,158603	0,5406
H8T1	222,312759	-278,244902	-84,3250363	278,485351	-228,925865	246,985919	326,108877	820,068293	108,669	-215,777394	-74,4108113	79,1830189	-10,6042161	24,2072203	-35,1660967	820,068293	OK	558,492902	261,575391	0,3318
H9T1	2,67299549	-951,721129	-1053,82531	-378,149696	-268,73597	-313,48976	-342,401207	-318,006512	576,945421	-656,458294	-1074,76802	-928,843367	-837,067404	-864,904186	-784,93341	576,945421	OK	281,405451	295,53997	0,3749
H10T1	413,329946	227,438955	57,6820635	257,037361	257,496085	365,002449	395,737291	278,031796	659,538159	195,367048	49,6554796	2,85393116	57,1236802	168,658461	31,3067247	659,538159	H9	452,402931	207,135229	0,2628
H11T1	327,85987	-266,193275	329,075076	131,744523	-5,55634012	213,924138	495,331847	443,964479	204,152105	146,636803	-66,6056569	178,15478	204,506321	62,8883536	157,834059	495,331847	H7	713,954214	-218,622366	-0,2773
H12T1	188,819772	-540,823377	-910,801946	-139,49201	-166,824327	-329,563768	-23,8878463	-192,857868	-75,4114649	-532,290773	-961,058528	-630,740664	-523,629171	-788,695139	-412,316893	188,819772	H1	441,398916	-252,579145	-0,3204
H13T1	1258,25476	970,733073	716,594429	823,165381	539,870672	972,123481	1018,34791	819,753152	1034,67759	455,392137	231,917146	470,512021	606,136441	464,271978	493,397587	1258,25476	H1	1111,0399	147,214856	0,1867
H1T2	1766,98779	111,564885	-87,3736338	417,33771	753,877707	1077,31459	528,65936	416,005761	1386,37522	214,589414	-648,670831	-41,9967463	-14,3352375	-396,945827	-61,889629	1766,98779	OK	1289,70932	477,278473	0,6055
H2T2	648,274925	875,947362	177,265946	485,353977	183,574341	576,46693	507,898693	438,484912	373,530241	67,2563998	-173,815792	-16,8470377	83,1272746	0,80874802	57,1108498	875,947362	OK	633,866427	242,080935	0,3071
H3T2	625,704411	174,688608	1362,50745	644,301948	505,090263	665,025135	963,216986	735,03076	780,941755	774,843089	597,822694	861,926068	800,611254	883,29509	698,771778	1362,50745	OK	1107,21878	255,288672	0,3238
H4T2	-305,505978	-578,290787	-692,000386	363,980247	-384,36099	-456,508777	-476,286268	-235,976984	-75,5940413	-353,663252	-652,353748	-542,951771	-361,818787	-519,96612	-543,7264	363,980247	OK	25,3611669	338,61908	0,4296
H5T2	-335,548088	-798,672312	-604,573811	-602,355831	653,553362	-279,095656	-111,048625	-449,076141	-190,598598	-186,671567	-713,069697	-462,030659	-466,238457	-453,31238	-556,975712	653,553362	OK	323,511203	330,042159	0,4187
H6T2	309,144961	2,66139529	-386,931282	38,7882017	294,466738	530,813953	284,611134	65,7143091	449,12943	42,9390812	-105,232572	-184,55329	-56,749457	-173,300921	-180,001138	530,813953	OK	443,29109	87,522863	0,1110
H7T2	199,011648	40,0713645	98,518776	90,5872633	129,472795	140,512482	336,063938	79,7750467	149,875733	87,4533765	-68,5898544	70,4666877	68,9440707	11,6815199	62,4195775	336,063938	OK	263,390139	72,6737987	0,0922
H8T2	-28,1105688	-292,469226	-293,36564	409,106055	-394,259405	142,55323	247,467696	1142,97634	125,401001	-284,055117	-240,871432	-331,649194	-34,0763553	54,7711897	-83,5548594	1142,97634	OK	751,178848	391,797489	0,4970
H9T2	128,958201	-793,522554	-773,161047	-60,8438005	57,700904	-83,7012985	132,649916	148,275295	1222,63813	-143,963136	-708,371083	-631,737494	-449,536205	-429,948717	-628,893892	1222,63813	OK	718,768915	503,869217	0,6392
H10T2	271,01459	284,365119	23,9210498	128,852783	196,569434	333,714583	459,419062	283,29325	480,630088	92,0499727	-46,1445372	-59,6710778	-4,65786894	71,3573202	-28,6221212	480,630088	H9	416,407741	64,2223472	0,0815
H11T2	348,003953	-256,02021	957,579324	393,879699	192,218919	266,853432	729,280208	355,249676	747,313294	630,928901	921,374973	787,317594	750,537667	693,245187	957,579324	H3	1096,96694	-139,38762	-0,1768	
H12T2	101,988796	-153,757119	-259,825425	99,753095	46,1168317	19,6290025	-12,7058529	-26,0585113	136,729456	-148,12463	-256,033216	-119,912225	-123,991907	-238,27629	-72,7458368	136,729456	H9	185,455806	-48,7263499	-0,0618
H13T2	507,975157	404,847323	18,1107664	338,624468	110,819289	424,269925	323,381401	315,614025	437,900122	92,1076394	-88,2267716	28,3745033	-46,2918468	35,1603664	-28,308892	507,975157	H1	428,362297	79,6128599	0,1010
M1T1	-900,223603	-1477,58269	-438,976894	-361,567985	-659,041229	-1017,67918	-850,27703	-644,962477	-228,820321	1093,15255	177,777266	111,872674	-66,6133616	246,431466	0,64268347	1093,15255	OK	484,964129	608,188423	0,7715
M2T1	-92,6190943	-504,164596	-32,0605528	-162,130894	-59,6489788	-183,93689	-163,722274	84,4415901	-29,650735	141,753008	475,178801	160,713675	22,5732495	287,063385	160,203162	475,178801	OK	299,465261	175,71354	0,2229
M3T1	-129,253059	-471,585572	127,455796	-131,949663	-72,7434911	-185,718279	-39,3891758	-1,45694435	0,89939295	458,033354	350,608101	536,189407	287,977203	263,707444	228,548809	536,189407	OK	369,63234	166,557067	0,2113
M4T1	45,5887685	-685,946777	348,677432	561,884483	-239,525806	-102,748756	293,314873	211,871298	110,043434	750,655741	323,511375	710,137008	1465,88854	624,373804	834,79189	1465,88854	OK	1006,47517	459,413374	0,5828
M5T1	-570,080769	-1512,60025	-370,157037	-420,941243	-745,36048	-661,161957	-653,144627	-458,52125	-466,311386	64,3559552	204,524188	23,6721361	-239,567757	1054,11389	-151,037613	1054,11389	OK	510,41219	543,701696	0,6897
M6T1	-43,4107439	-366,630928	-11,7048527	143,191172	-263,202263	-208,286203	256,149604	149,670571	-81,7270982	143,033384	6,13381746	141,037573	266,971983	206,642595	641,920364	641,920364	OK	441,808864	200,111501	0,2539
M7T1	-361,518068	-884,302314	-203,557598	-194,512027	-280,655848	-659,569092	-318,54165	-85,2210059	-230,060099	207,22875	160,488115	65,5732685	107,750773	60,5584233	218,503973	218,503973	M6	374,987682	-156,483709	-0,1985
M8T1	-41,3507024	-641,669746	50,5168431	41,5707258	202,574449	42,3789262	134,473024	79,6023093	356,885465	733,754483	545,616852	379,489637	499,338337	512,688631	216,961073	733,754483	M1	586,063886	147,690597	0,1874
M9T1	-179,529711	-429,026411	187,926758	131,211589	-77,680779	-246,13647	172,543409	37,1862977	-10,8456424	379,878412	312,054248	455,137125	326,036063	486,424098	316,069535	486,424098	M5	523,988012	-37,5639139	-0,0477
M10T1	-260,139421	-847,450193	85,7479304	-283,391263	23,2635895	-265,967838	-93,6535886	-205,201444	-39,056571	769,192006	955,476419	648,231892	401,836468	531,551643	-70,7425124	955,476419	M2	586,841349	368,635069	0,4676
M1T2	-349,530753	-581,915238	-62,370159	-83,5819253	-209,016036	-440,739747	-342,638988	-241,846885	-267,504009	727,321105	245,824286	208,473552	70,4659687	210,082887	31,020897	727,321105	OK	312,470124	414,850981	0,5263
M2T2	35,7543122	-262,925356	170,646224	115,532336	0,831051	6,21332323	106,78066	117,728637	232,322943	390,179816	596,15856	373,412379	200,253813	391,461902	207,668629	596,15856	OK	385,879709	210,278852	0,2667
M3T2	37,3744175	-1496,85709	770,21479	41,5263804	-72,335577	-160,393257	246,166619	207,959029	278,664784	159,96131	1552,98844	2329,59879	1313,19579	1362,88172	1062,24683	2329,59879	OK	1041,29844	788,300351	1,0000
M4T2	-269,88612	-704,740135	-61,7292475	200,992965	-50,8733715	-166,856596	-75,325838	-104,93003	105,542899	478,735754	116,30786	483,669485	865,039534	368,236354	336,384178	865,039534	OK	559,260967	305,778567	0,3879
M5T2	-280,121806	-688,849237	-58,2770669	-41,270132	-175,400779	-300,698743	-190,255615	-113,873013	-128,599											

17. ANEXO II

CMN

CMN(Cepstral Mean Normalization), también conocido como CMS (Cepstral Mean Substraction), ha sido utilizada en la implementación de este proyecto. En una parametrización basada en coeficientes cepstrales una locución, es dividida en cortas ventanas de tiempo ($\sim=20$ ms), de la cual son extraídos un cierto número de coeficientes cepstrales. CMN se basa en sustraer para cada coeficiente cepstral extraído la media de dicho coeficiente a lo largo de toda la locución. De esta forma se reduce la distorsión introducida por elementos de variación lenta, como por ejemplo ruido estacionario.

RASTA

Su objetivo es reducir el efecto del canal de comunicaciones en el espectro y, por tanto, en la parametrización. La normalización RASTA explota las diferencias entre las propiedades temporales de la voz y las propiedades temporales de las distintas distorsiones de canal. Las características del canal varían poco con el tiempo, por lo que sus componentes espectrales son de baja frecuencia, donde no hay demasiada información de la voz. En el filtrado RASTA filtra en el tiempo los valores de energía en cada banda de frecuencias, con el objeto de eliminar dicha componente de baja frecuencia.

FEATURE WARPING

CMN modifica la distribución estadística de los parámetros modificando su media. Otras técnicas tratan de modificar otros estadísticos como la varianza (CVN). Feature warping va más allá al modificar no sólo los parámetros estadísticos de los datos sino también la función de densidad de probabilidad de los mismos para acomodarlos a una distribución normal. De esta forma se puede compensar, en parte, la variación de canal, el ruido aditivo y hasta cierto punto, efectos no lineales debidos a los transductores.

FEATURE MAPPING

Este enfoque parte de la hipótesis de que la distorsión producida por el canal afecta a los diferentes modos de la distribución estadística de los datos mediante un desplazamiento geométrico de los mismos. Bajo esta hipótesis es posible compensar esta distorsión del canal estudiando las diferencias de las distribuciones de datos no afectados por el canal (al menos idealmente), y aquellos afectados por un tipo concreto de canal, para aplicar después la transformación inversa (compensar el desplazamiento) a la que produjo el canal .

18. ANEXO III

La base de datos ELDSR ha sido diseñada para proveer de locuciones al desarrollo y evaluación de sistemas de reconocimiento de locutores. Fue diseñado gracias al esfuerzo conjunto del departamento de Modelado Matemático e Informático (IMM) de la Universidad Técnica de Dinamarca (DTU), el trabajo fue realizado tanto por estudiantes como por doctorandos.

El idioma utilizado es el inglés, y el conjunto de locutores está formado por 21 daneses, un islandés y un candiense.

1. Condiciones de grabación

El trabajo de grabación se ha llevado a cabo en una sala (habitación 133) en la construcción 321, 1ª planta de la DTU. La sala tiene unas dimensiones de 8,82 * 11,8 * 3,05 m³ (anchura * altura * longitud) y es utilizada como sala de informática con 22 monitores y 34 mesas. La grabación es capturada en, aproximadamente, la mitad de esta sala con un micrófono. Se colocaron dos planos metálicos inclinados para evitar las reflexiones.

Adjuntamos plano de la sala de grabación:

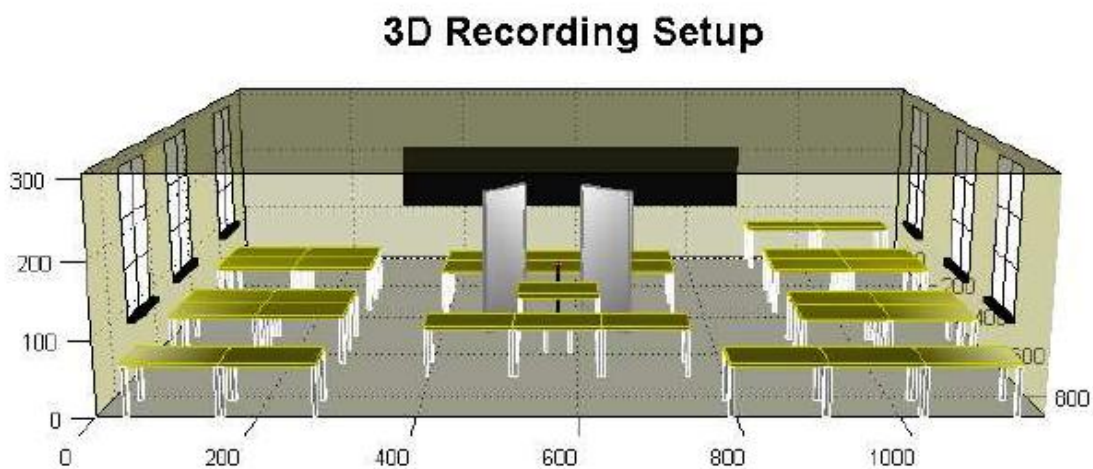


Figura 11. Escenario de grabación

2. Equipamiento de grabación

El equipo para el trabajo de grabación es un grabador portátil MARANTZ PMD670. PMD670 puede grabar con diferentes algoritmos de compresión, asociados velocidad de bits, formato de archivo y el tipo de grabación. En esta base de datos los archivos están grabados en formato .wav, y con formato PCM.