



# UNIVERSIDAD DE MURCIA

## FACULTAD DE BIOLOGÍA

Verificación Automática de Locutores  
Aplicando Pruebas Diagnósticas  
Múltiples en Serie y en Paralelo  
Basadas en DTW (Dynamic Time Warping) y  
NFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients)

D. Antonio José Candel Ramón

**2014**

# ÍNDICE

---

## ÍNDICE

### **CAPÍTULO 1:** **RESUMEN**

1. RESUMEN.....	1
-----------------	---

### **CAPÍTULO 2:** **INTRODUCCIÓN**

2. INTRODUCCIÓN.....	2
2.1. LOS ANÁLISIS CIENTÍFICOS COMO MEDIO DE PRUEBA .....	2
2.2. LA IDENTIFICACIÓN DE LOCUTORES, INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN FORENSE ..	4
2.3. GENERALIDADES SOBRE EL RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES .....	4
2.4. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	6
2.5. OBJETIVOS .....	7
2.6. JUSTIFICACIÓN.....	7
2.7. ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO .....	8

### **CAPÍTULO 3:** **MARCO TEÓRICO**

3. MARCO TEÓRICO.....	9
3.1. INTRODUCCIÓN .....	9
3.2. MÉTODOS BÁSICOS DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES .....	9
3.3. PRINCIPALES MÉTODOS DE EXTRACCIÓN DE RASGOS ACÚSTICOS DEL HABLA .....	13
3.3.1. BANCOS DE FILTROS .....	13
3.3.2. COEFICIENTES DE PREDICCIÓN LINEAL .....	15
3.3.3. RASGOS CEPSTRALES OBTENIDOS DEL ESPECTRO.....	16
3.3.4. RASGOS DINÁMICOS .....	18
3.3.5. RASGOS WAVELET .....	18
3.3.6. RASGOS NORMALIZADOS.....	19

3.4. PRINCIPALES MÉTODOS DE SELECCIÓN DE RASGOS DEL HABLA .....	20
3.4.1. ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES .....	22
3.4.2. ANÁLISIS DEL DISCRIMINANTE LINEAL .....	23
3.4.3. ANÁLISIS DE COMPONENTES INDEPENDIENTES.....	23
3.4.4. ALGORITMOS GENÉTICOS .....	24
3.5. MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN .....	24
3.5.1. MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN DE RASGOS ACÚSTICOS.....	25
3.5.2. DESCRIPCIÓN DE LOS MÉTODOS .....	25
3.5.2.1. DISTORSIÓN DINÁMICA DEL TIEMPO .....	25
3.5.2.2. MODELOS DE CUANTIZACIÓN VECTORIAL.....	26
3.5.2.3. MÉTODOS DISCRIMINATIVOS: REDES NEURONALES .....	28
3.5.2.4. MODELOS OCULTOS DE MARKOV .....	32
3.5.2.5. MODELOS DE MEZCLAS GAUSSIANAS .....	33
3.5.2.6. VENTAJAS Y DESVENTAJAS .....	34
3.6. CLASIFICADORES ESTADÍSTICOS .....	35
3.6.1. CONCEPTOS PREVIOS .....	35
3.6.2. VALIDEZ DE UNA PRUEBA DIAGNÓSTICA: SENSIBILIDAD Y ESPECIFICIDAD	36
3.6.3. SEGURIDAD DE UNA PRUEBA DIAGNÓSTICA: VALORES PREDICTIVOS .....	38
3.6.4. LA INFLUENCIA DE LA PREVALENCIA .....	39
3.6.5. RELACIÓN ENTRE SENSIBILIDAD, ESPECIFICIDAD Y LOS V. PREDICTIVOS	40
3.6.6. RAZONES DE PROBABILIDAD .....	40
3.7. PRUEBAS DIAGNÓSTICAS .....	42
3.7.1. EL PATRÓN DE ORO .....	42
3.7.2. CONSECUENCIAS DE LOS ESTÁNDARES IMPERFECTOS .....	42
3.7.3. CARACTERÍSTICAS OPERATIVAS DE LAS PRUEBAS DIAGNÓSTICAS .....	43
3.8. ALINEAMIENTO TEMPORAL DINÁMICO (DTW).....	46

3.8.1. DESCRIPCIÓN DEL ALINEAMIENTO TEMPORAL DINÁMICO .....	47
3.9. COEFICIENTES CEPSTRALES EN LA ESCALA MEL (MFCC).....	49

**CAPÍTULO 4:****MODELO PROPUESTO**


---

4. MODELO PROPUESTO .....	51
4.1. ADQUISICIÓN Y PROCESAMIENTO DE DATOS .....	52
4.2. SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES BASADO EN DTW .....	53
4.3. SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES BASADO EN MFCC .....	55
4.4. ANÁLISIS ESTADÍSTICO COMPARATIVO DE LAS PRUEBAS DIAGNÓSTICAS .....	56

**CAPÍTULO 5:****RESULTADOS**


---

5. RESULTADOS .....	57
5.1. RESULTADOS: BASE DE DATOS DE 25 LOCUTORES .....	57
5.1.1. MODELO DTW-25 .....	57
5.1.2. MODELO MFCC-25 .....	58
5.1.3. ANÁLISIS EST. CONJUNTO DE LOS MODELOS DTW-25 Y MFCC-25 .....	59
5.2. RESULTADOS: BASE DE DATOS DE 50 LOCUTORES .....	61
5.2.1. MODELO DTW-50 .....	61
5.2.2. MODELO MFCC-50 .....	62
5.2.3. ANÁLISIS EST. CONJUNTO DE LOS MODELOS DTW-50 Y MFCC-50 .....	63
5.3. RESULTADOS: BASE DE DATOS DE 75 LOCUTORES .....	64
5.3.1. MODELO DTW-75 .....	64
5.3.2. MODELO MFCC-75 .....	65
5.3.3. ANÁLISIS EST. CONJUNTO DE LOS MODELOS DTW-75 Y MFCC-75 .....	66
5.4. RESULTADOS: BASE DE DATOS DE 100 LOCUTORES .....	68
5.4.1. MODELO DTW-100 .....	68

5.4.2. MODELO MFCC-100.....	69
5.4.3. ANÁLISIS EST. CONJUNTO DE LOS MODELOS DTW-100 Y MFCC-100.....	70
5.5. ANEXOS: TABLAS DE RESULTADOS .....	72
5.5.1. ANEXO I: BASE DE DATOS DE 25 LOCUTORES .....	72
5.5.2. ANEXO II: BASE DE DATOS DE 50 LOCUTORES .....	77
5.5.3. ANEXO III: BASE DE DATOS DE 75 LOCUTORES.....	87
5.5.4. ANEXO IV: BASE DE DATOS DE 100 LOCUTORES.....	101

**CAPÍTULO 6:****CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS**


---

6. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS.....	121
6.1. CONCLUSIONES .....	121
6.1.1. MODELO INDIVIDUAL MFCC O DTW.....	121
6.1.2. DIMENSIÓN DE LA BASE DE DATOS .....	122
6.1.3. MODELO DIAGNÓSTICO EN SERIE O EN PARALELO .....	122
6.1.4. RESUMEN DE LAS CONCLUSIONES.....	123
6.2. LÍNEAS FUTURAS.....	124

**CAPÍTULO 7:****BIBLIOGRAFÍA**


---

7. BIBLIOGRAFÍA.....	125
----------------------	-----

## CAPÍTULO 1: RESUMEN

---

## CAPÍTULO 1: RESUMEN

El presente sistema es capaz de realizar tareas de verificación automática de locutores para lo cual se basa en el modelado mediante los procedimientos DTW (Dynamic Time Warping) y MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients).

Se ha evaluado el sistema de forma tanto a nivel de pruebas individuales, DTW y MFCC por separado, como múltiples, combinación de ambas en serie y en paralelo, para grabaciones obtenidas de la base de datos AHUMADA de la Guardia Civil.

Todos los resultados han de ser vistos teniendo en cuenta la significación estadística de los mismos, derivada de la realización de un determinado número finito de pruebas.

Se han obtenido resultados estadísticos de dicho sistema para diferentes tamaños de las bases de datos utilizadas, lo que nos permite concluir la influencia de estos en el método.

Como conclusión a los mismos, podemos identificar cuál es el mejor sistema, compuesto por el tipo de modelo y el tamaño de la muestra, que debemos utilizar en un estudio forense en función de la finalidad perseguida.

## **CAPÍTULO 2: INTRODUCCIÓN**

---

## CAPÍTULO 2: INTRODUCCIÓN

### 2.1 LOS ANÁLISIS CIENTÍFICOS COMO MEDIO DE PRUEBA.

En la gran mayoría de los casos, el experto forense es llamado a declarar en una vista oral para explicar en detalle las conclusiones y procedimientos relacionados con su estudio pericial. Y es, principalmente en este acto, donde sus análisis de laboratorio adquieren una trascendencia real de cara a la Justicia.

Desde la perspectiva del científico forense se observa con cierta extrañeza la notoriedad que los órganos jurisdiccionales conceden a la declaración testifical del experto. Nuestro ordenamiento jurídico -Constitución, Ley Orgánica del Poder Judicial, Ley de Enjuiciamiento Criminal- establece y ensalza, por encima del propio valor de prueba que en sí mismos representan los informes de expertos, la importancia del testimonio oral de los peritos. La forma en que estos expresan verbalmente sus conclusiones para una mejor apreciación por parte del tribunal o jurado, se presenta como algo determinante.

A primera vista puede parecer evidente la pertinencia de este proceder, pues los dominios técnicos en los que discurren muchos medios probatorios documentales son inaccesibles al entendimiento de aquellos no relacionados con tales entornos. Resulta muy complicado para un juez o miembro de un jurado llegar a conformar un grado de convicción respecto de unos resultados de análisis, cuando éstos vienen expresados en una nomenclatura o unos términos deductivos que les son total o parcialmente desconocidos. Desgraciadamente, las personas en las que descansa la responsabilidad de impartir Justicia no pueden dominar todos los campos del conocimiento científico vinculados a la amplia gama de elementos evidenciaros que ponen a su disposición los instrumentos de investigación forense. Por esta razón, y asumiendo de antemano que la labor testifical del experto ha de argumentarse en la necesidad de trasladar al román paladino los aspectos técnicos recogidos en sus informes, tampoco ha de ignorarse la componente negativa que este acto puede originar cuando deriva en una incorrecta lectura por parte de la Autoridad Judicial.

El planteamiento pretende ser claro. Para un científico, la aportación al procedimiento judicial de unas conclusiones o resultados a través del correspondiente informe técnico, ya constituye en sí mismo un elemento de valoración. O dicho con mayor precisión: “el” elemento de valoración. Es cierto, que en la conciencia del perito

forense siempre ha de residir un permanente ánimo de interpretación que posibilite la mejor comprensión de aquellos matices específicos propios de su especialidad. No obstante, el hecho de apartarse de lo estrictamente técnico también puede generar malas consecuencias.

Por una parte, pudiéramos correr el riesgo de adentrarnos en un terreno que es competencia de las autoridades judiciales. El hecho de “interpretar” resultados ha de entenderse como “traducir” a un lenguaje entendible, y no como “deducir” conclusiones, ajenas a lo que es el entorno puramente científico. Por otro lado -en algunas ocasiones ocurre- se propicia el éxito de quienes se expresan más elocuentemente en la vista oral, a veces, en detrimento de aquellos otros que por una u otra razón carecen de tal habilidad; todo ello, con independencia de la disposición o no un criterio de experto fundamentado en el sólido conocimiento de su área de experiencia. Es decir, pudiera acontecer –de hecho acontece- que durante su testimonio oral, un excelente científico por timidez u otro motivo no supiese trasladar al tribunal o jurado, en una forma suficientemente entendible, los resultados de su estudio. Y de la misma manera, que como consecuencia de su locuacidad, un mal perito obtuviese una inmerecida credibilidad.

Ante supuestos de estas características, ¿hasta qué punto podría demandarse la correspondiente responsabilidad de nuestras instituciones de justicia?.

Carecería de sentido, exigir de los profesionales que integran la administración de justicia, un suficiente nivel de conocimiento sobre el conjunto de disciplinas y técnicas utilizadas por los distintos expertos en sus tareas de apoyo a la investigación judicial. Pero además, la coyuntura aquí planteada se prolonga más allá de lo que es la mera interpretación de los estudios periciales. Existen otra serie de interrogantes que encuentran perfecta cabida dentro del mismo escenario:

¿Ante qué presupuestos de análisis resultan fiables las técnicas utilizadas?

¿Qué cualificación y experiencia profesional poseen los expertos que las practican?

¿Las bases científicas que sustentan dichas técnicas están convenientemente validadas?

Desde la óptica de un científico, toda esta problemática cuando menos se manifiesta desconcertante. Es complicado comprender cómo la potestad de conferir la

calidad de perito experto en un área concreta del saber, puede residir en alguien que es completamente ajeno a tal ámbito de conocimiento. Tradicionalmente, las instituciones judiciales depositan su confianza en los especialistas policiales, que dicho sea de paso, tanto por el hecho de poseer una dilatada experiencia profesional, como por el carácter absolutamente aséptico, sistemático y cotidiano de sus evaluaciones, parecen contar, a priori, con una excelente carta de presentación. No debemos olvidar, que nos encontramos en un entorno donde cualquier actuación debe cimentarse en los pilares del rigor y la responsabilidad ya que, en ciertas ocasiones, los resultados de un estudio científico pueden llegar a constituir un elemento de prueba fundamental. Por este motivo, y porque en definitiva estamos hablando de los derechos fundamentales de las personas, los tribunales de justicia han de asegurarse de estar siempre asesorados por un equipo de científicos con una clara conciencia de cuáles son los límites y referentes que circunscriben sus técnicas.

## **2.2 LA IDENTIFICACIÓN DE LOCUTORES, INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN FORENSE.**

Hoy en día no puede plantearse si es, o no es posible, identificar a una persona a través de su voz. Sin necesidad de ser un experto, cualquiera de nosotros es capaz de reconocer la voz de un familiar o de una persona conocida, incluso a través del teléfono. Por otra parte, también es indiscutible que el habla, referencia biométrica de comportamiento sujeta a diferentes factores de variabilidad (producción articulatoria y fonatoria, componentes emocionales, expresivos, retóricos, etc) se revela como uno de los retos de investigación forense de mayor complejidad. A ello, no sólo contribuye el carácter multidisciplinar de las distintas perspectivas de análisis que se proyectan sobre nuestro objeto de estudio: ingeniería y física acústica, fonética, lingüística, patologías del habla, percepción, etc., sino también, las condiciones degradadas que habitualmente caracterizan las muestras de análisis utilizadas en nuestro entorno: grabaciones de transferencia telefónica con diferentes tipos de ruido, distorsión...

## **2.3 GENERALIDADES SOBRE EL RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES.**

Recientemente, la biometría ha emergido como una disciplina científica que tiene como objetivo capturar automáticamente las características identificativas de las

personas. La voz se usa mucho como técnica biométrica para el reconocimiento de personas al igual que el ADN o las huellas digitales, a pesar de verse afectada por muchas fuentes de variabilidad, como el ruido de fondo, el del canal de transmisión si se usan líneas telefónicas y la variabilidad en el comportamiento de la persona. La variabilidad en el comportamiento puede ser voluntaria, constituyendo un reto para los sistemas de reconocimiento pues se enfrentan a personas que tratan de imitar la voz de otro, y la involuntaria, que está dada por el estrés, enfermedades, el estado anímico o por el hecho de que las personas no pueden decir la misma frase dos veces precisamente de igual forma, incluso aunque lo deseen. Sin embargo, en ciertas circunstancias estos sistemas son considerados más seguros y personales que los convencionales (tarjetas magnéticas, password, etc.).

El reconocimiento de locutor se divide en dos áreas: La Identificación de Locutor (IL), y la Verificación de Locutor (VL). Un sistema de identificación de locutor asignará al usuario en cuestión la identidad del individuo registrado que mejor se aproxime a las características de la señal de voz. Por otra parte, un sistema de VL deberá decidir si la persona que declara una cierta identidad es o no quien dice ser (Doddington, 1985; Furui, 1994). La pronunciación emitida por un locutor cualquiera es comparada con el modelo del cliente cuya identidad fue declarada. De esta forma, si el modelo de locutor y la pronunciación coinciden dentro de los límites permitidos (umbral de decisión), la identidad será aceptada y en caso contrario será rechazada. Como se puede ver, en este tipo de sistemas sólo existen dos respuestas posibles: aceptar o rechazar al locutor. Esta lleva a cuatro casos posibles, dos correctos y dos errados:

- *Aceptar un locutor registrado.*
- *Rechazar un impostor.*
- *Aceptar un impostor.*
- *Rechazar un locutor registrado.*

Los dos primeros casos corresponden a respuestas correctas por parte del sistema de VL, mientras que las dos últimas opciones son erradas. Estos errores corresponden, respectivamente, a los tradicionalmente denominados error de falsa aceptación y error de falso rechazo.

Todos los sistemas de VL cuentan con una base de datos de usuarios registrados, denominados clientes. Esta base de datos está compuesta por modelos que representan las características del habla de cada uno de los clientes. Estos modelos se consiguen mediante el procesamiento de sesiones de entrenamiento en las cuales el usuario del sistema pronunciará varias frases. Existen diversos tipos de sistemas de VL, entre ellos se pueden distinguir los sistemas de texto dependiente y los de texto independiente. Los sistemas de texto dependiente requieren que el usuario pronuncie una palabra o frase determinada por el sistema. Los sistemas de texto independiente están preparados para realizar el proceso de VL cualquiera sea la palabra o frase pronunciada. Se pueden distinguir dentro de cada uno de estos tipos de sistema aquellos de pronunciación continua o los de palabra aislada. En estos últimos las palabras deberán estar separadas entre sí por pequeños instantes de silencio.

#### **2.4 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.**

Para desarrollar el presente trabajo se hará uso de la base de datos “Ahumada” de la Guardia Civil, la cual consiste en grabaciones de 103 locutores masculinos españoles, concebida para ser usada para el desarrollo de sistemas de verificación y reconocimiento de locutores.

Inicialmente se elegirá una población de 100 hablantes de la base de datos Ahumada. A cada uno de estos hablantes se les extraerá la pronunciación del dígito “uno” en 12 señales para obtener un total de 1236 locuciones.

Para el procesamiento de estas grabaciones se hará uso de los modelos DTW (Dynamic time warping) y MFCC (Mel-frequency cepstral coefficients).

Para el tratamiento de todos los datos generados por estos métodos utilizaremos el software MATLAB, que es un lenguaje de programación que permite la creación de programas o funciones de usuario (archivos .m) y que además contiene un módulo para el Procesamiento de Señales y otro para Análisis Estadístico.

Utilizando el módulo de Procesamiento de Señales que Matlab lleva implementado, se desarrollarán programas que permitan realizar los análisis correspondientes a fin de establecer los métodos de diagnóstico propuestos para la verificación de locutores.

Por último, y para catalogar estadísticamente si los métodos utilizados para la verificación de locutores son adecuados o no se hará uso del estudio de Pruebas Diagnósticas Múltiples en Paralelo mediante el software EPIDAT.

## 2.5 OBJETIVOS.

El objetivo general es desarrollar y validar un sistema de reconocimiento de locutores por la voz basado en dos Pruebas Diagnósticas Múltiples en Serie y en Paralelo.

Para alcanzar este objetivo general será necesario conseguir previamente dos objetivos específicos.

En primer lugar, desarrollar un método automático de verificación de locutores basado en DTW (Dynamic Time Warping) que es un método que permite a una computadora encontrar una coincidencia óptima entre dos secuencias dadas (por ejemplo, series de tiempo).

En segundo lugar, llevar a cabo un procedimiento automático de verificación de locutores basado en MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) que son coeficientes para la representación del habla basados en la percepción auditiva humana.

Por último, establecer un procedimiento de diagnóstico basado en las dos pruebas anteriores para decidir si la persona que declara una cierta identidad es o no quien dice ser.

## 2.6 JUSTIFICACIÓN.

De entre todos los métodos que se utilizan y se han utilizado para el reconocimiento de locutores hemos elegido como base para nuestras pruebas y para nuestro trabajo los llamados DTW (Dynamic Time Warping) y MFCC (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) en base a las justificaciones que indicamos.

Se ha escogido DTW pues es un método que se ha utilizado históricamente para el reconocimiento de voz [Silverman y Morgan, 1990], pero que ahora ha sido en cierto modo desplazado por enfoque basado en los modelos ocultos de Markov (HMM)

y las redes neuronales artificiales (ANN). Sin embargo, el uso del modelo DTW es ampliamente utilizado debido a la simplicidad de la implementación, que lo hace adecuado para muchos dispositivos móviles. Además, el procedimiento de formación de DTW es muy simple y rápido, en comparación con el HMM y ANN rivales.

## 2.7 ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO.

Este trabajo se encuentra organizado de la siguiente forma:

**Capítulo 1:** *Resumen.*

**Capítulo 2:** *Introducción.* En este capítulo se analizan las generalidades, se realiza el planteamiento del problema, se mencionan los objetivos del trabajo y las contribuciones esperadas por el mismo.

**Capítulo 3:** *Marco Teórico.* En este capítulo se mencionan y analizan los trabajos previos y la mecánica del reconocimiento de locutores y se explora su evolución.

**Capítulo 4:** *Modelo Propuesto.* En este capítulo se especifican los algoritmos que se proponen utilizar en este trabajo, se describe el conjunto de datos a utilizar y el objetivo del presente trabajo, el estudio estadístico de cada prueba como “diagnóstico simple” y la combinación de ambas en un estudio “diagnóstico múltiple en serie” así como otro estudio “diagnóstico múltiple en paralelo”, los detalles de los experimentos que se realizaron en este trabajo, desde la adquisición y el preprocesamiento de los datos, el proceso de extracción de características y los detalles de utilización de los modelos DTW y MFCC así como de las Pruebas Diagnósticas múltiples en serie y en paralelo.

**Capítulo 5:** *Resultado.* En este capítulo se analizan y se comparan los resultados obtenidos mediante los experimentos realizados descritos en el capítulo 4.

**Capítulo 6:** *Conclusiones y Líneas Futuras.* En este capítulo se contrastan los resultados obtenidos, se selecciona al mejor algoritmo para resolver el problema que nos ocupa y se presentan las opciones de trabajo futuras que pueden desarrollarse.

## **CAPÍTULO 3: MARCO TEÓRICO**

---

## CAPÍTULO 3: MARCO TEÓRICO

### 3.1 INTRODUCCIÓN.

El reconocimiento automático de una persona por su voz, o reconocimiento automático del locutor, es actualmente un área de investigación y de desarrollo de aplicaciones de gran importancia.

Las primeras aproximaciones documentadas del reconocimiento automático de locutores se producen a principios de los años setenta. Los ingenieros de la Bell <sup>1</sup>, Bishnu Atal <sup>2</sup> y Aaron Rosenberg y Sanbur (1975) <sup>3</sup> publican sus primeros estudios utilizando ya, como base de extracción de datos, coeficientes cepstrum y coeficientes de predicción lineal o LPC (por sus siglas en inglés). En esta misma época, son evaluados diversos parámetros acústicos del habla para su utilización en el diseño de sistemas de reconocimiento automático: en 1972, Wolf <sup>4</sup> analiza combinaciones de hasta veintisiete medidas extraídas de consonantes nasales, espectros de vocales y la frecuencia fundamental.

En 1973 Su y Fu <sup>5</sup> utilizan como informaciones eficientes los espectros de consonantes nasales. Li y Hughes en 1974 <sup>6</sup>, toman como referencia matrices de correlación referidas a fragmentos de habla continua. La mayoría de estos primeros intentos estaban estrechamente ligados a comparaciones dependientes de texto, aunque igualmente se reportan estudios forenses de reconocimiento automático independientes de texto <sup>7</sup>.

Esta rama, tan antigua en el establecimiento de sus principios teóricos como el reconocimiento automático del habla, ha tenido, sin embargo, poca atención y como consecuencia, un desarrollo menor. Ha sido en estos últimos años cuando, a la luz de los nuevos e importantes campos de aplicación surgidos como la biometría, su desarrollo ha sido mayor.

### 3.2. MÉTODOS BÁSICOS DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES.

Dentro del reconocimiento automático del locutor (RAL) podemos distinguir dos tareas diferenciadas:

- Verificación automática del locutor (VAL):** El objetivo es verificar la identidad reclamada por el locutor, o sea, tenemos un individuo que dice ser alguien y una muestra de su voz y la tarea a realizar es ver si ambas coinciden o no. La respuesta del sistema será, por lo tanto, binaria: identidad aceptada o rechazada. Hay diversas formas de medir la efectividad de este tipo de sistemas, una de las más utilizadas es la denominada tasa de EER: es el error del sistema cuando el umbral decisión es tal que el porcentaje de falsas aceptaciones es igual al de falsos rechazos (Fig. 1) entonces, si la salida del sistema es menor que el umbral de decisión la identidad reclamada por el cliente es rechazada, en caso contrario, será aceptada.
- Identificación automática del locutor (IAL):** Aquí el objetivo es, dada una muestra de voz, señalar, dentro de un grupo de personas, la identidad de su “propietario”. Hablamos de IAL de Grupo Cerrado si el locutor desconocido es con certeza uno de los del grupo, y de IAL de Grupo Abierto si existe la posibilidad de que el locutor pueda ser alguien ajeno a ese grupo de personas. En el primer caso la respuesta del sistema será siempre una identidad, mientras que en el segundo existe la posibilidad de que la respuesta sea locutor rechazado al no pertenecer al grupo de personas a identificar.

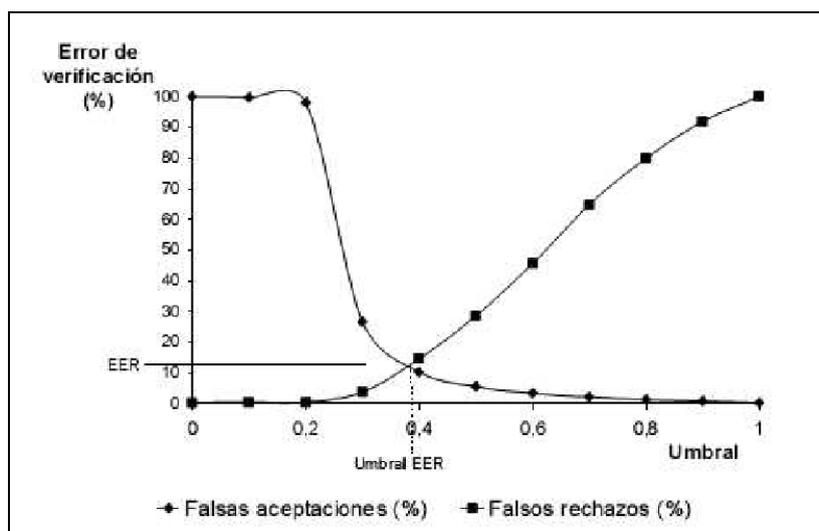


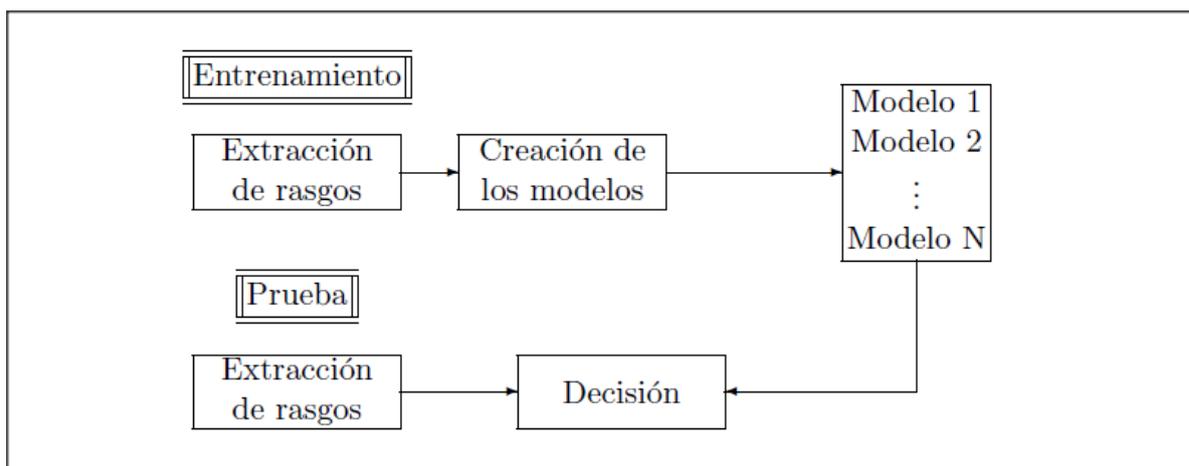
Fig. 1: Curvas de error. Falsas aceptaciones (FA) y falsos rechazos (FR)

Sadaoki Furui, ingeniero de NTT Human Interface Laboratories, Tokio, define estos conceptos de la siguiente manera:

- **Reconocimiento de locutores:** Todo proceso automático de reconocimiento de hablantes basado en la información individual incluida en la señal de habla. Dicho proceso se divide en Identificación y Verificación de hablantes.
- **Identificación de hablantes:** Proceso por el que se determina a quién pertenece la muestra anónima aportada, de entre un número de muestras registradas pertenecientes a distintos hablantes.
- **Verificación de hablantes:** Proceso de aceptación o rechazo de identidad a través de voz, solicitado por un hablante.

En relación con dichos conceptos, Furui en 1994 <sup>8</sup> puntualiza: “...la diferencia fundamental entre identificación y verificación es el número de decisiones alternativas. En identificación, el número de decisiones alternativas es igual al número de sujetos de la población que conforma la base de datos, mientras que en verificación sólo existen dos decisiones alternativas, aceptar o rechazar, con independencia de la talla de la población.”

Un sistema automático para la identificación del locutor presenta el siguiente esquema general <sup>9</sup>:



**Fig. 2:** Esquema para la identificación del locutor

En la etapa de entrenamiento <sup>9</sup> se obtienen los modelos y se establecen los umbrales correspondientes a cada locutor perteneciente a la base de datos previamente elaborada.

En la etapa de prueba se comparan los modelos de la base con las muestras de voz del sospechoso, lo que permitirá tomar decisiones acerca de la identidad del mismo.

En ambas etapas es necesario una adquisición adecuada de las muestras de voces, mejorar su calidad –sin afectar su inteligibilidad ni sus rasgos para el procesamiento posterior– y extraer de forma automática los rasgos acústicos.

La identidad de un locutor <sup>9</sup> puede llevarse a cabo desde información de bajo nivel, como los rasgos acústicos y fonéticos del habla del locutor, hasta información de alto nivel, como las peculiaridades psico-lingüísticas del mismo. Los humanos reconocen a los locutores fundamentalmente por el procesamiento en el cerebro de la información de alto nivel, mientras que los sistemas automáticos reconocen a los locutores a partir de la información de bajo nivel extraída en rasgos acústicos temporales y espectrales, de corto y largo término. Los rasgos acústicos de la voz para la identificación automática del locutor deben presentar las características ideales siguientes <sup>10</sup>:

- *que tengan alto poder discriminativo y sean fácilmente medibles,*
- *que ocurran naturalmente y frecuentemente,*
- *que varíen lo más posible entre locutores pero que sean consistentes en cada locutor,*
- *que no cambien en el tiempo o se afecten por la salud del locutor,*
- *que no sean modificables por un esfuerzo consciente del locutor de disfrazar su voz,*
- *que sean capaces de crear un modelo estadístico de manera fácil y con propiedades invariantes en un amplio rango de ambientes de locución.*

### 3.3 PRINCIPALES MÉTODOS DE EXTRACCIÓN DE RASGOS ACÚTICOS DEL HABLA

El proceso de extracción de rasgos consiste en una transformación de un espacio de alta dimensionalidad a otro de menor dimensionalidad. Es decir, es una correspondencia  $f: R^N \rightarrow R^d$  donde  $d \ll N$ . Esta es una operación necesaria por dos motivos fundamentales: en primer lugar, para reducir el volumen de cálculo, y en segundo lugar, para evitar el problema conocido como la maldición de la dimensionalidad <sup>10</sup>, que básicamente consiste en que el número de vectores de entrenamiento necesarios para una caracterización robusta del locutor crece exponencialmente con la dimensión del espacio. A continuación se analizan los principales métodos de extracción de rasgos.

#### 3.3.1. Bancos de filtros

La extracción de rasgos por procesado en sub-bandas, conocidos como bancos de filtros (*filterbanks* en inglés), es un término genérico que se refiere a los métodos que procesan una señal en múltiples bandas de frecuencia y fueron propuestos por Schafer <sup>11</sup>. Se diseña un banco de filtro en el dominio de tiempo por medio de ecuaciones recursivas, o en el dominio de la frecuencia multiplicando el espectro de la señal con la respuesta de magnitud de cada sub-banda del filtro. En el diseño en el dominio del tiempo <sup>12</sup>, la extracción de rasgos se hace para la señal en cada sub-banda usando el proceso de análisis trama a trama con las mismas técnicas que si fuese la señal en toda la banda, trayendo como consecuencia práctica que la resolución de cada sub-banda puede controlarse más fácilmente que en el proceso de toda la banda. En el diseño en el dominio de la frecuencia, son ejemplo los bancos de filtros distorsionados en frecuencias Mel y Bark, para simular la percepción del oído humano <sup>13</sup>.

Este método tiene la ventaja sobre otras representaciones espectrales, que los rasgos tienen una interpretación física directa, por ejemplo, conociendo a priori el poder discriminativo de cada sub-banda, se puede establecer un peso apropiado a cada una <sup>14,15</sup>, o si alguna de las sub-bandas está contaminada por ruido, pueden usarse las no contaminadas <sup>16</sup>.

Según Kinnunen y Ramachandran<sup>10,17</sup> existen dos formas de utilizar los bancos de filtros en el reconocimiento del locutor: realizando la fusión a nivel de rasgo (fusión de entrada), o la fusión a nivel del clasificador (fusión de salida). En la primera se combinan los rasgos obtenidos en cada sub-banda en un solo vector de rasgos M-dimensional y se entrena un solo modelo de locutor. En la segunda, los rasgos de cada sub-banda son considerados independientemente y para cada sub-banda, se crea un modelo separado.

Pueden considerarse ventajas de los bancos de filtros en el reconocimiento del locutor:

- *el sistema puede ser robusto en el caso de habla afectada por ruido en un limitado número de sub-bandas,*
- *podrían aplicarse diferentes técnicas del reconocimiento a diferentes sub-bandas,*
- *la aproximación de las sub-bandas puede aprovecharse de las arquitecturas paralelas,*
- *pueden localizarse cuáles son las sub-bandas más específicas a cada locutor. En general, las sub-bandas de baja frecuencia (por debajo de 600 Hz) y las sub-bandas de alta frecuencia (por encima de 3000 Hz) son más específicas al locutor que las sub-bandas de media-frecuencia<sup>16</sup>.*

Por último, la eficacia del método los bancos de filtros depende significativamente de varios factores:

- *la arquitectura del sistema: selección de las sub-bandas más críticas para el reconocimiento (incremento de peso en la decisión); la división óptima de la banda total de frecuencias (número y tamaño de sub-bandas),*
- *la recombinación de la salida de cada reconocedor por sub-banda: nivel de recombinación, estrategias de recombinación, fusión de decisiones múltiples,*
- *los rasgos a usar para el reconocimiento del locutor deben ser seleccionados. Los rasgos que se usan para el reconocimiento del habla, por lo general no son recomendables para el reconocimiento del locutor. De igual modo, algunos rasgos apropiados para el reconocimiento usando*

*todo el espectro, pueden ser ineficientes al aplicar un procesamiento multiespectral* <sup>18</sup>.

### 3.3.2. Coeficientes de predicción lineal

El tracto vocal puede considerarse como un tubo acústico conformado por cilindros de diferentes secciones transversales, sin pérdidas ni ramificaciones, con una onda plana de sonido propagándose y reflejándose en toda su extensión desde la glotis hasta los labios. Su efecto en la excitación global es provocarle una serie de resonancias, es decir, el tracto vocal puede modelarse como un filtro todo-polo, siendo una buena aproximación para muchos sonidos del habla en condiciones acústicas favorables.

El método conocido como de coeficientes de predicción lineal (LPC) o de modelación autorregresiva, propuesto por Atal y Schroeder <sup>19</sup> para la codificación de la voz y generalizado por Markel y Gray <sup>20</sup> para el análisis de la voz, ajusta los parámetros del filtro todo-polo al espectro del habla. Con un número suficiente de coeficientes, el método LPC puede considerarse una aproximación adecuada a la estructura espectral de muchos tipos de sonidos. Dicho método fue utilizado por Atal <sup>2</sup> para la obtención de rasgos acústicos en el reconocimiento del locutor, permitiendo separar en los sonidos sonoros, la información dependiente del locutor (forma, longitud del tracto y comportamiento de los formantes) de la excitación, brindando una información combinada sobre la frecuencia y ancho de banda de los formantes y el comportamiento de la onda global.

La idea del método LPC es que muestras adyacentes en la señal de la voz están altamente correlacionadas, y por tanto, el comportamiento de esta en un momento dado, puede predecirse de cierta cantidad de muestras anteriores.

No obstante, según Atal <sup>2</sup> y Rabiner <sup>21</sup>, el modelo del cual se obtienen los coeficientes LPC presenta las siguientes limitantes, que constituyen inconvenientes en su aplicación:

- *Los pulsos glotales no tienen una estructura espectral plana,*
- *El tracto vocal no está compuesto solo por cilindros,*
- *La cavidad nasal constituye un pasaje adicional,*

- *Algunos sonidos se generan cerca de los labios como los fricativos sordos.*

Además, los LPC presentan problemas ante la degradación del habla producto del ruido y ante cambios en el canal <sup>22</sup>, que los hacen poco útiles en ambientes reales. La Predicción Lineal Perceptual (PLP) propuesta por Hermansky <sup>23</sup>, combina los LPC con el método de bancos de filtros explotando principios de percepción psicoacústica, incluyendo el análisis en bandas Bark, el preénfasis de igual sonoridad y la relación de intensidad de sonoridad. La PLP y sus variantes han sido usados en aplicaciones de reconocimiento del locutor <sup>24,25,26</sup>. Según Vauren <sup>26</sup>, los coeficientes PLP sobrepasan a los LPC para todas las condiciones de canal y ruido evaluadas, e incluso superan a los coeficientes cepstrales derivados directamente del espectro.

### 3.3.3. Rasgos cepstrales obtenidos del espectro

La representación de la voz utilizando su espectro de potencia a corto término asume la cuasi-estacionariedad de la voz en segmentos de tiempo entre 20 y 30 ms, lo que permite obtener su comportamiento espectral en el segmento aplicando la transformada de Fourier. La obtención continua y solapada de los espectros a corto término de la voz da lugar al espectrograma, esta técnica fue utilizada por primera vez por Schroeder y Atal <sup>27</sup> y se ha generalizado dicha representación como herramienta de análisis de la voz. Los rasgos cepstrales pueden obtenerse también a partir del espectro de potencia a corto término de la señal del habla (Short-Time Fourier Transform, STFT).

Estos fueron propuestos Davis y Mermelstein <sup>28</sup> y constituyen el conjunto de rasgos de uso más común actualmente en reconocimiento del habla y del locutor. Dichos rasgos, representados en escala logarítmica y distorsionados en frecuencia con escala Mel, son conocidos por Coeficientes Cepstrales en escala Mel (MFCC) <sup>10,21,22,29</sup>.

La representación logarítmica del espectro de potencia tiene las siguientes ventajas:

- *Cuando la ganancia de la señal varía, la forma del espectro se preserva y solo se desplaza en amplitud.*

- *Un filtrado lineal causado por la acústica del local o por variaciones en la línea telefónica, tiene efectos convolucionales en la forma de onda y multiplicativos en el espectro de potencia, reflejándose como adiciones en el logaritmo del espectro de potencia.*
- *La señal sonora puede modelarse como la convolución de una excitación cuasi-periódica con un filtro variante en el tiempo que representa al tracto vocal, ambas componentes son fáciles de separar en el dominio de la potencia logarítmica, donde se suman.*
- *La distribución estadística del espectro en el dominio logarítmico tiene propiedades no presentes en el espectro de potencia lineal, que son convenientes en el reconocimiento del locutor y del habla.*

El cepstrum de la voz se define como la transformada de Fourier inversa del logaritmo del espectro de potencia a corto término, y se utiliza para caracterizar tanto sonidos sonoros como sordos, con buenos resultados en la práctica tanto en el reconocimiento del habla como del locutor <sup>30</sup>.

La cóclea del oído humano realiza un análisis espectral en una escala no lineal (escala Bark o Mel), que es lineal hasta 1000 Hz y aproximadamente logarítmica después de este valor de frecuencia <sup>28</sup>. Por tal motivo, al extraer los rasgos espectrales a corto término, es común efectuar una distorsión en frecuencia después del cálculo espectral, el espectro obtenido se procesa con un banco de filtros de M bandas de frecuencia, de acuerdo a la escala Mel.

Típicamente, se escogen 12 coeficientes cepstrales para el reconocimiento del locutor. Los coeficientes cepstrales más bajos representan los cambios lentos del espectro provenientes del tracto vocal y la inclinación espectral, mientras que los coeficientes más altos representan las componentes de rápida variación del espectro, como la vibración de las cuerdas vocales en sonidos sonoros <sup>10</sup>. Los rasgos PLP son más robustos que los MFCC en ambientes ruidosos y condiciones incompatibles del canal. Por otra parte, los MFCC tienen el beneficio de ser bien modelados por una combinación lineal de densidades gaussianas como las usadas en el modelo de mezclas gaussianas <sup>31</sup> y brindan buenos resultados en sistemas de reconocimiento del locutor y del habla.

### 3.3.4. Rasgos dinámicos

Los rasgos espectrales son una “fotografía” del espectro en un cierto instante de tiempo, asumiendo que representan una señal estacionaria a corto término, sin información sobre su comportamiento en el tiempo. Al hablar, los órganos articulatorios están cambiando su forma continuamente, este movimiento se refleja en el espectro en los cambios en las frecuencias y anchos de banda de los formantes, pudiendo constituir un elemento identificativo del locutor <sup>10</sup>.

### 3.3.5. Rasgos wavelet

En la última década el análisis wavelet ha demostrado ser efectivo para una variedad de problemas <sup>32</sup>. En particular, en esquemas de extracción de rasgos diseñados con el propósito del reconocimiento del habla, los wavelets han tenido dos salidas: la primera es el uso de la transformada wavelet como un decorrelador efectivo, en lugar de la DCT para la obtención de rasgos cepstrales <sup>33</sup>, y la segunda es la aplicación directa de la transformada wavelet a la señal de voz, tomando aquellos coeficientes wavelet de mayor energía como rasgos <sup>34</sup>, o utilizando las bandas de energía en lugar de las sub-bandas Mel <sup>35</sup>. En particular, en el área del reconocimiento del habla, la transformada wavelet packet (WPT), empleada para computar el espectro, fue propuesta por Erzin <sup>36</sup> y después fue usada por Sarikaya <sup>35,36</sup> y Farooq <sup>38</sup> para la construcción de los rasgos del habla, muy similares a la aproximación Mel. En el campo del reconocimiento del locutor, recientes avances se han observado con la utilización de la transformada wavelet para la obtención de rasgos del locutor. Los trabajos del laboratorio de la Universidad de Patras utilizando WPT para extracción de rasgos de la voz en sub-bandas <sup>32,39</sup>, han dado resultados alentadores evaluados en eventos NIST.

La teoría wavelet brinda una estructura muy flexible para obtener representaciones de señales con buenas resoluciones en ambos dominios: frecuencial y temporal <sup>40</sup>. Permite también lidiar con problemas de ruido bien localizado en las frecuencias. La descomposición de una señal en un árbol wavelet se basa en la aplicación repetida de un par de filtros, uno pasa-bajo y otro pasa-alto, dando la posibilidad de dividir el espectro de frecuencia en intervalos de varios anchos de banda.

### 3.3.6. Rasgos normalizados

La ecualización espectral es una técnica de normalización en el dominio de los rasgos que ha confirmado su efectividad en la reducción de los efectos lineales del canal y las variaciones espectrales a largo término <sup>2,41</sup>. El método de sustracción de la media cepstral (Cepstral Mean Subtraction, CMS) es efectivo para aplicaciones de reconocimiento del locutor que utilicen expresiones suficientemente largas. Los coeficientes cepstrales son promediados sobre la duración de una expresión completa y el valor promedio es sustraído de los coeficientes cepstrales en cada trama. La variación aditiva en el dominio del logaritmo del espectro puede compensarse bastante bien, sin embargo, como no puede evitarse que se remuevan algunos rasgos específicos del locutor, no es apropiada para aplicar en expresiones cortas <sup>22</sup>.

Otra técnica de adaptación al canal es el filtrado cepstral paso-alto, que provee un nivel de robustez a bajo costo computacional <sup>42,43</sup>. En el método RASTA propuesto por Hermansky <sup>42</sup>, se aplica un filtro paso-alto o paso-banda a la representación logarítmica espectral del habla, modelando el mecanismo de la escucha humana que es más sensible a ciertas frecuencias y menos sensible a otras<sup>46</sup>, las cuales son filtradas.

En el método de normalización CMN, el filtrado paso-alto se acompaña de la sustracción del promedio a corto término de los vectores de coeficientes cepstrales: ambos algoritmos compensan los efectos del filtrado lineal porque fuerzan los valores promedios de los coeficientes cepstrales a cero, tanto en las muestras para el entrenamiento como para la clasificación.

Con el objetivo de reducir la influencia de las variaciones en las condiciones acústicas entre la fase de **entrenamiento** y de prueba, se ha propuesto en la literatura un método robusto de normalización para la reducción del ruido y de variaciones producidas por el canal, la normalización cepstral de media y varianza (Cepstral Mean and Variance Normalization, CMVN <sup>47</sup>). Este método normaliza la distribución espectral de las expresiones y reduce la variabilidad espectral interlocutor de largo término.

Estos métodos han sido utilizados con regularidad en el reconocimiento del locutor <sup>25</sup>.

### 3.4. PRINCIPALES MÉTODOS DE SELECCIÓN DE RASGOS DEL HABLA

Una posible manera de elevar la efectividad de un sistema de reconocimiento de patrones es elevar la dimensionalidad de los rasgos. Sin embargo, esto causa más problemas que ventajas. El problema conocido como la maldición de la dimensionalidad (curse of dimensionality)<sup>48</sup> consiste en que la cantidad de datos que se requieren para lograr una representación adecuada del patrón, crece exponencialmente con la dimensión de los rasgos, lo que afecta la eficiencia del reconocedor, pues incrementa el costo computacional y los requerimientos de memoria al necesitar más datos para entrenar al reconocedor. Si no se cuenta con suficientes datos, el incremento de la dimensionalidad puede empeorar la efectividad del reconocedor en lugar de mejorarla<sup>49</sup>. Se ha demostrado que la efectividad de un reconocedor mejora para algunos tipos de rasgos al reducir la dimensionalidad de los mismos<sup>50</sup>. Para solucionar dicho problema, se requiere reducir adecuadamente la dimensionalidad del espacio de rasgos, obteniendo una compactación del mismo y elevando la eficiencia del reconocedor que trabajará con un conjunto menor de rasgos, menos redundantes, más relevantes y discriminativos. En el reconocimiento del locutor, se trata de seleccionar del conjunto de  $K$  rasgos acústicos extraídos, aquellos que sean más robustos ante la variabilidad del locutor y del canal, que maximicen la independencia entre ellos y que minimicen el error de clasificación, lo cual no es fácil de obtener de forma integral<sup>51</sup>. Es muy común utilizar para la clasificación en reconocimiento del habla y del locutor un vector de 12 coeficientes cepstrales, 12 rasgos delta y 12 rasgos delta-delta, con una dimensionalidad de  $K = 36$ <sup>52,53</sup>; sin embargo, se ha comprobado que hay rasgos redundantes y de baja relevancia<sup>54,55</sup>, que no aportan en igual medida al reconocimiento del locutor. Un método de selección de rasgos que minimiza el error de clasificación, consiste en escoger el mejor sub-grupo de  $k$  rasgos de todos los  $K$  rasgos que representan al patrón, que brinde mejor probabilidad de clasificación correcta. Existen diversos métodos de búsqueda para la selección de rasgos minimizando el error de clasificación<sup>51,56</sup>:

1. **Búsqueda exhaustiva (Exhaustive search)**: es el método más completo de búsqueda para selección de rasgos, se evalúa el error de clasificación con todas las posibles combinaciones de sub-grupos de  $k$  rasgos, requiere un enorme esfuerzo computacional, y no se utiliza en la práctica.

2. **Método de k mejores (K-best Method):** es el método más simple, el mejor subgrupo de rasgos está compuesto por los k mejores rasgos, considerados independientes. Sin embargo, un subgrupo de los k mejores rasgos individuales no necesariamente es el mejor subgrupo de rasgos. Se requiere evaluar el reconocedor con muchos subgrupos de rasgos.

3. **Selección hacia delante (Forward Selection):** Este método <sup>57</sup> comienza con el espacio de rasgos vacío y se van adicionando rasgos iterativamente, la prueba inicial se hace con cada rasgo individual, uno a uno, seleccionando los mejores k rasgos simples. Después se prueba con dos rasgos, incluyendo uno de los mejores seleccionados previamente y cada uno de los restantes  $K - k$  rasgos, el ciclo se repite hasta que se seleccionen los rasgos que se deseen.

4. **Selección hacia atrás (Backward Selection):** Este método es una técnica de búsqueda paso a paso, llamada estrategia de knock-out <sup>57,58</sup> y comienza con el espacio total de K rasgos, todos los K sub-grupos de  $K - 1$  rasgos se usan para calcular el comportamiento y determinar el mejor sub-grupo de  $K - 1$  rasgos, el rasgo no usado queda fuera. El proceso se repite con  $K - 1$  sub-grupos de  $K - 2$  rasgos hasta que se llegue al sub-grupo de k rasgos que se desean.

5. **Algoritmo l - r (l - r algorithm):** El algoritmo l - r <sup>59</sup> usa la selección hacia delante y hacia atrás par obtener el mejor comportamiento del procedimiento de selección. Para cada iteración el algoritmo usa el procedimiento hacia delante para agregar l rasgos al sub-grupo y usa el procedimiento hacia atrás para eliminar los peores r rasgos del sub-grupo, hasta lograr los k rasgos deseados. Existe una variante dinámica del algoritmo l - r conocida como Sequential Floating Forward Sequence (SFFS) <sup>60</sup>, que consiste en aplicar, después de cada paso hacia adelante, un número de pasos hacia atrás hasta que el sub-grupo resultante sea mejor que los anteriores, no habrá pasos hacia atrás si no se mejora el comportamiento.

6. **Programación dinámica (Dynamic Programming):** se utiliza para obtener el número óptimo de rasgos con mucho menos cálculos que la búsqueda exhaustiva, se trata de una técnica de optimización que cuando se aplica a la selección de rasgos en conjunto con una ecuación funcional, permite la selección de rasgos que tienen la máxima efectividad <sup>61</sup>.

Otros métodos de selección asignan a los rasgos una puntuación y seleccionan los rasgos mejor puntuados para hacer la clasificación, el resultado depende mucho del método de puntuación que se utilice <sup>49</sup>. La puntuación de los rasgos se obtiene por medio de una transformación lineal a los  $K$  rasgos originales, obteniendo otros  $k$  rasgos ( $k < K$ ) que preservan mucha de la información de los rasgos originales, logrando reducirse la dimensionalidad <sup>29</sup>.

En el caso del habla, los rasgos más usados, como los cepstrales en escala Mel (MFCC) y los pares de líneas espectrales (LSP), son bastante no-correlacionados<sup>10</sup>. No obstante, se aplican métodos de transformación a dichos rasgos u otros, para obtener un nuevo espacio de rasgos, más discriminativos y aún menos correlacionados. Estos métodos incluyen, entre otros, el análisis de discriminante lineal (Linear Discriminant Analysis, LDA) <sup>48,62</sup>, el análisis de componentes principales (Principal Component Analysis, PCA) o como también se le conoce, transformada de Karhunen-Loève (KLV) <sup>95</sup> y el análisis de componentes independientes (Independent Component Analysis, ICA) <sup>6</sup>.

### 3.4.1. Análisis de componentes principales

Este método de análisis estadístico multivariado <sup>62,64</sup> consiste en computar los vectores característicos de la matriz de covarianza, organizarlos de acuerdo a sus valores propios en orden descendente y, finalmente, construir la matriz de proyección  $A$  (Karhunen-Loève Transform, KLT) con los  $K$  mayores vectores característicos en relación con su varianza. La transformación KLT decorrelaciona los rasgos y brinda el más pequeño error de reconstrucción posible entre todas las transformaciones lineales, o sea, el menor error medio cuadrático (MSE, de sus siglas en inglés) entre los vectores de datos en el espacio original de  $D$  rasgos y los vectores de datos en el espacio proyectado de  $K$  rasgos. Desafortunadamente, PCA no minimiza el error de clasificación <sup>54</sup>, o sea, no es necesariamente óptimo para discriminar entre clases <sup>65</sup>. Como el reconocimiento del locutor es un problema discriminativo, generalmente se aplican otros métodos de transformación para reducir la dimensionalidad de los vectores de rasgos <sup>29</sup>.

### 3.4.2. Análisis discriminante lineal

Conocido también como Discriminante Lineal de Fisher, se propone hallar la matriz de transformación  $A$  que maximice el criterio de separabilidad entre clases <sup>48</sup>. LDA (de sus siglas en inglés) asume que las clases son linealmente separables, que todas poseen una distribución gaussiana simple y comparten una covarianza común intra-clase. Adicionalmente, como método de entrenamiento supervisado, requiere el etiquetado de las muestras con la identificación de cada clase. LDA es usualmente aplicado sin asumir un modelo específico para las clases, brindando un comportamiento razonable en muchas aplicaciones, dado por la estabilidad de las estadísticas entre-clases e intra-clases <sup>66</sup>. LDA ha sido utilizado en reconocimiento del locutor en ambientes ruidosos <sup>24,67,68,69,70</sup>, con buenos resultados.

### 3.4.3. Análisis de componentes independientes

Es una técnica moderna que intenta reducir la redundancia en el espacio de rasgos originales <sup>63</sup>. Mientras que PCA remueve las dependencias de segundo orden, ICA remueve también las de orden superior, minimizando aún más la información mutua entre rasgos, proyectándolos en la dirección de máxima independencia. Mientras PCA representa datos con distribuciones gaussianas, ICA puede descomponer datos con una naturaleza estadística esparcida, no gaussiana. De hecho, ICA fue diseñado originalmente para resolver el problema de la separación a ciegas de la fuente u origen (BSS, blind source separation). Las señales observadas son asumidas como una combinación lineal de varias señales de procedencia, no-gaussianas y estadísticamente independientes. La tarea de ICA es recuperar las señales de procedencia a partir de las señales observadas, o sea, buscar aquella dirección que sea mejor para separar las fuentes. Los rasgos extraídos del habla en ambientes reales presentan componentes con distribuciones desconocidas, incluso no gaussianas, producto del ruido ambiente, de un locutor no deseado o de música en el efecto cocktail party. La descomposición y recuperación de dichos componentes en los rasgos del habla para sistemas robustos de reconocimiento del locutor, se enfrentan con ICA en lugar de PCA por su mayor capacidad de seleccionar los rasgos más representativos. No obstante, presenta como inconveniente que requiere de una segunda fuente de voz para poder aplicar BSS <sup>71</sup>.

#### 3.4.4. Algoritmos genéticos

Los algoritmos genéticos fueron propuestos por Holland <sup>72</sup>. Son técnicas de búsqueda heurística basadas en estrategias de evolución biológica y se utilizan en varias disciplinas como un nuevo medio de optimización de sistemas complejos. La idea básica de los GA (por sus siglas en inglés) es la de selección natural el principio de que sobrevivan los más aptos aplicando tres operaciones básicas: selección de la función de aptitud fittest, cruce y mutación. Los GA son capaces de optimizar un sistema complejo sin necesidad de conocer sobre él, lo que posibilita una retroalimentación entre la salida de un sistema de reconocimiento y el extractor de rasgos a optimizar.

### 3.5. MÉTODOS DE CLASIFICACIÓN

A partir de los rasgos acústicos del habla de cada locutor, previamente extraídos y seleccionados, se requiere encontrar un modelo que clasifique efectivamente al mismo y sea lo suficientemente robusto ante la variabilidad del habla.

Los métodos de clasificación han evolucionado en el tiempo. En la décadas del 70 predominó la clasificación comparando plantillas de palabras, en los 80 se clasificó aplicando la distorsión dinámica en el tiempo (DTW, por sus siglas en inglés) y la cuantización vectorial (VQ). A partir de mediados de los 90 se desarrollan enfoques estadísticos de clasificación como los HMM y los modelos de mezclas gaussianas (GMM), lográndose los mejores resultados de clasificación hasta el momento.

En el 2000 comienzan a aplicarse diferentes formas de adaptar o combinar los modelos GMM de los locutores con los modelos universales de background (UBM, por sus siglas en inglés), predominando la adaptación máximo a posteriori (MAP), que ha sido clave en las mejoras de los clasificadores en esos años, alcanzando el estado del arte de dichos modelos durante la evaluación del National Institute for Standards and Technology (NIST, 2004).

En este momento se comienza a desarrollar un enfoque de clasificación discriminativa a partir de los modelos GMM, como los GMM Supervector Linear Kernel (GSL) que utilizan supervectores construidos de las medias de los modelos GMM adaptados MAP, para clasificar los locutores con máquinas de soportes vectoriales (SVM).

### 3.5.1. Métodos de clasificación de rasgos acústicos

- **Comparación de patrones:** ajuste dinámico en el tiempo DTW que alinea las secuencias de rasgos de entrenamiento y prueba para su comparación.
- **Vecino más cercano:** cuantificación vectorial VQ para cada vector de rasgos de la expresión de prueba, se mide su distancia a los vectores de entrenamiento más cercanos.
- **Redes neuronales:** como el perceptrón multicapa (MLP, por sus siglas en inglés), la función de base radial (RBF, por sus siglas en inglés) o las redes neuronales en árbol (NTN, por sus siglas en inglés), que son entrenadas para discriminar entre un locutor y algunos locutores alternativos.
- **Modelos de Markov:** como los HMM y los GMM, que reflejan de forma estadística cómo se expresa cada locutor.

### 3.5.2. Descripción de los métodos

#### 3.5.2.1. Distorsión dinámica en el tiempo

Una descripción del método de determinación de distancias entre dos series de tiempo para la comparación de plantillas de habla (DTW, Dynamic Time Warping), puede encontrarse en <sup>52</sup> y <sup>73</sup>. Esta técnica fue utilizada inicialmente en reconocimiento de palabras <sup>74</sup> y ha sido usada desde los años 80 en sistemas de reconocimiento del locutor dependiente del texto, comparando diferentes realizaciones temporales de las mismas expresiones. En este sentido, la mayor puntuación de similitud o menor distancia se obtiene para diferentes realizaciones de un mismo password de un mismo locutor.

El algoritmo DTW busca el mejor trayecto de alineamiento por medio de técnicas de programación dinámica entre la expresión de entrada y la referencia, realizando un mapeo lineal segmentado entre uno o ambos ejes de tiempo para alinear las dos señales; al concluir el mapeo, la distancia acumulada entre las dos expresiones es la base de la puntuación <sup>29</sup>. Si las expresiones son idénticas en el tiempo, el trayecto de alineamiento es una diagonal; si no son idénticas, las desviaciones de la diagonal representan las distancias requeridas a distorsionar.

El método puede aplicarse también para alinear las variaciones en el tiempo de rasgos correspondientes a la configuración dinámica de los articuladores y el tracto vocal, como la energía<sup>29</sup> y los coeficientes LPC y dinámicos<sup>8</sup>.

Hay dos factores que afectan al funcionamiento del DTW en sistemas dependientes del texto: la detección del punto final y el establecimiento de restricciones al trayecto de alineamiento local. Debido a la simplicidad del sistema es fácilmente aplicable en tareas como control de acceso con password. Sin embargo, no puede usarse en aplicaciones donde se induzca el password, porque se requeriría que el sistema tuviera las plantillas de referencia de todos los posibles passwords para cada locutor autorizado. Además el método es altamente dependiente de las expresiones de referencia, no permitiendo variabilidad en la señal de voz.

### 3.5.2.2. Métodos de cuantización vectorial

En la cuantización vectorial cada vector N-dimensional de entrada (un punto en el espacio N-dimensional) se representa por el más cercano codevector o centroide de un pequeño grupo de vectores o codebook altamente representativos de la distribución de vectores de entrada en el espacio N-dimensional. Este codebook se selecciona con los mejores representantes de los diferentes clusters o grupos en los que se hayan dividido los datos de entrada.

El reconocimiento del locutor basado en el modelado de múltiples plantillas para representar las expresiones de voz utiliza el método VQ<sup>8,29,75</sup>; los modelos del locutor se entrenan agrupando los vectores de rasgos de cada locutor en grupos no solapados. Cada grupo estaría representado por su centroide (o vector medio). El conjunto de centroides de cada locutor es el codebook que representa al locutor. El tamaño de cada codebook es significativamente menor que el conjunto de entrenamiento, pero sus centroides siguen la misma distribución que los vectores de entrenamiento, reduciendo el tamaño de los datos y preservando la información de la distribución original.

Existen dos criterios de diseño en la generación del codebook: el método empleado y su tamaño. La experiencia demuestra que el aumento del tamaño del codebook reduce los errores de reconocimiento<sup>75,10</sup>, sin embargo, si el codebook es muy grande se entrena a los vectores de entrada pero no a la distribución quedando

el modelo sobreajustado (overfitting). Según Kinnunen <sup>10</sup> la pretensión de que el mejor modelo del locutor es el mismo conjunto de datos en sí, no es verdadera en general.

En cuanto al método de creación del codebook, existen dos algoritmos de entrenamiento <sup>10</sup>, supervisados o no. En los no supervisados cada codebook de cada locutor se entrena independientemente, mientras que en el caso de los supervisados las relaciones entre los codebooks se tienen en cuenta para reducir los posibles solapamientos, usualmente se utilizan los métodos no supervisados porque no requieren control del entrenamiento.

El más popular y simple de los métodos de entrenamiento no supervisados es el conocido como Generalized Lloyd Algorithm (GLA) o algoritmo de Linde-Buzo-Gray (LBG), por sus inventores <sup>76</sup> que tiende a reducir los errores de cuantización.

Un método de entrenamiento discriminativo supervisado es el group vector quantization (GVQ) <sup>77</sup>, el cual entrena al codebook individualmente y después se realiza un ajuste fino al entrenamiento para enfatizar las diferencias inter-locutores.

Otro método de entrenamiento discriminativo, que tiende a minimizar la razón de error de clasificación es el conocido como learning vector quantization (LVQ), propuesto por Kohonen <sup>78</sup>.

Los elementos necesarios para un sistema de reconocimiento del locutor usando VQ son:

- *Datos del entrenamiento*: vectores de rasgos obtenidos de la parametrización de la base de locutores.
- *Algoritmo de agrupamiento*: permite dividir el espacio de datos del entrenamiento en clusters, los cuales serían representadas en el codebook con sus respectivos centroides. El entrenamiento del codebook se realiza por medio del algoritmo GLA, por medio de un divisor binario u otro. Según Kinnunen <sup>79</sup>, el algoritmo seleccionado no es vital en el comportamiento del reconocimiento.
- *Asignación de vectores*: determina el procedimiento de búsqueda del centroide más cercano para cada vector de rasgos de entrada de un locutor desconocido. Se realiza usualmente por medio de la búsqueda del

vecino más cercano o por medio de búsqueda en árboles<sup>80</sup> en el caso del divisor binario.

- *Medida de similaridad*: es la medida básica de distorsión que posibilita llevar a cabo las asignaciones de los vectores de rasgos de entrada a los diferentes grupos o clusters. La medida de similaridad más extendida es la distancia euclidiana o euclidiana cuadrada, que tiene un sentido geométrico en el espacio N-dimensional de vectores característicos (puede demostrarse que la distancia euclidiana entre dos vectores cepstrales mide la distancia entre los correspondientes espectros logarítmicos a corto término<sup>73</sup>).

Para la aplicación de VQ al reconocimiento de locutores, se construye un codebook por cada locutor de la base, en el caso de la identificación del locutor se computa la distorsión de los vectores de rasgos de entrada con respecto a cada codebook y la menor distorsión nos indicara el locutor identificado; en el caso de verificación del locutor, se computa la distorsión de los vectores de entrada con respecto al codebook del locutor que clama su identidad y se compara con un umbral, si la distorsión es menor que el umbral, se acepta como verificado el locutor. Gran cantidad de sistemas de reconocimiento del locutor utilizan este esquema general.

### 3.5.2.3. Métodos discriminativos: redes neuronales

Las redes neuronales (artificial neural networks, ANN) son modelos computacionales que emulan el comportamiento del cerebro por medio de topologías que reflejan la interconexión de las células nerviosas<sup>91</sup>. Una ANN consiste en un grupo de “neuronas” (nodos o celdas) que se distribuyen en capas y se interconectan por medio de caminos pesados. Cada neurona es un elemento procesador que entrega una salida simple a partir de múltiples entradas, dicha salida usualmente es controlada por una función de activación.

Una ANN “se entrena” ajustando los pesos de los caminos de las uniones entre neuronas. El entrenamiento es supervisado si se conocen los patrones a aplicar a la capa de entrada y las clases correspondientes a obtener en la capa de salida, las neuronas correspondientes a las capas ocultas se entrenan de forma tal que cuando se cargue el patrón a la entrada, la salida de la clase a la cual corresponde el mismo,

se active <sup>82</sup>. Estas redes también se conocen como máquinas de aprendizaje o “perceptrones”. El entrenamiento es no supervisado si no se conocen las clases de salida, existen también métodos de entrenamiento híbrido <sup>83</sup>.

Las ANN más usadas para clasificación en reconocimiento del locutor, y que han obtenido relativamente buenos resultados en tareas de moderada complejidad son <sup>84</sup>:

- **Multi-Layer Perceptron (MLP)** <sup>85,86</sup>: se trata de una red de varias capas, cuya función de activación de las neuronas es del tipo “sigmoide”, cada salida corresponde a una clase. El entrenamiento supervisado se lleva a cabo de acuerdo a una función de costo, la forma más usual de entrenamiento es por medio del algoritmo de retro propagación (back propagation). El MLP es robusto al ruido y permite tener en cuenta el contexto de la señal. En identificación, la voz de prueba se evalúa en todas las redes; en verificación, sólo se requiere evaluar una ANN.
- **Radial Basis Functions (RBF)** <sup>87,88</sup>: constituye una alternativa a MLP que reduce el tiempo de entrenamiento con las mismas propiedades discriminativas de MLP. Es una red de dos capas con funciones gaussianas en las neuronas de la primera capa y funciones lineales en la capa de salida, teniendo un comportamiento similar al modelo GMM. Las RBF poseen un método híbrido de entrenamiento, donde se forma una base para el espacio de entrada, en que la activación de uno de los nodos es una función de su proximidad al patrón de entrada en cada momento. Estas redes han demostrado poseer mejor poder discriminativo que las MLP y la VQ.
- **Learning Vector Quantization (LVQ)** <sup>89</sup>: la arquitectura LVQ utiliza varias celdas de salida para cada clase, es similar a la VQ y su entrenamiento supervisado se basa en el principio de clasificación del vecino más cercano. Sin embargo, los vectores de referencia no se escogen de los patrones de entrada sino que se entrenan de acuerdo al objetivo de la clasificación, permitiendo identificar las fronteras de las clases con más precisión que la VQ con muchas menos referencias. Una aplicación de

identificación utilizando LVQ dependiente del texto que brindó buenos resultados, fue hecha por Bennani, 1990 <sup>89</sup>.

Otras configuraciones alternativas de ANN, que han sido aplicadas al reconocimiento del locutor, son:

- **Task Decomposition Neural Network (TDNN):** este tipo de ANN es una alternativa a los MLP para la reducción de los tiempos de entrenamiento para largas poblaciones utilizando el concepto de la arquitectura modular y brindando soluciones al incremento de la complejidad de los modelos. Una primera aplicación fue la de Hamsphire en 1990, que propone una arquitectura para el reconocimiento del locutor a partir del reconocimiento de fonemas. Posteriormente, Bennani <sup>90</sup> presentó un TDNN constituido por un detector de topología y varios módulos expertos. Los rasgos de entrenamiento de toda la población se dividen en subgrupos por medio de una técnica de clasificación k-means y los locutores se etiquetan por el número de los subgrupos donde hayan caído más de sus rasgos, el detector de topología se entrena para clasificar a los locutores de acuerdo al etiquetado, cada modulo experto esta formado por una TDNN de tres capas y se dedica a discriminar entre locutores de la misma topología.
- **Task Decomposition Neural Network (TDNN) + Hidden Markov Models (HMM):** para facilitar la incorporación de nuevos locutores, propone un sistema modular híbrido, que combina módulos TDNN con un módulo final HMM, el método ha sido aplicado también por Bennani en 1992 y 1994, combinando las posibilidades discriminativas del TDNN junto a las capacidades de modelación del locutor del HMM. La adición de un nuevo locutor se alcanza agregando un HMM, sin necesidad de reentrenar el sistema de nuevo. Este método híbrido muestra una buena discriminación ante cada nuevo locutor, pero requiere cada vez más señal de habla para entrenar, a medida que se agregan locutores.
- **Recurrent Neural Networks (RNN)** <sup>91</sup>: conocidas también como redes neuronales dinámicas; se trata básicamente de una red MLP, en la que se introduce dentro de la red la naturaleza dinámica de la señal del habla, permitiéndose conexiones recurrentes de neuronas en la misma capa y

entre diferentes capas. Varias aplicaciones de RNN han sido las presentadas por Artieres y otros en 1993<sup>92</sup> y Hattori en 1992<sup>93</sup>.

- **Neural Tree Networks (NTN)**<sup>94</sup>: la red NTN combina las propiedades de los MLP y de los árboles de decisión. Los árboles de decisión son una colección de reglas organizadas en orden jerárquico, implementando una estructura de decisión, cada rama terminal representa una clase y cada rama no terminal representa una decisión, los nodos no terminales se implementan con perceptrones de una capa. El NTN crece recursivamente hasta que se entrene en todos los datos de entrada, los datos de prueba se aplican desde el tope de la red hasta que lleguen a una rama terminal donde se asignan a la clase de la rama. Una implementación con buenos resultados de esta ANN, es la realizada por Farell and Mammone<sup>95</sup>.
- **Probabilistic Neural networks (PNN)**<sup>48</sup>: la red PNN esta formulada como una red de cuatro capas que se entrena en un solo paso. Utiliza estimadores de función de densidad de probabilidad de Parzen que aproximan asintóticamente la densidad de los rasgos de entrada. Las PNN toman la decisión de clasificación de acuerdo con la estrategia de Bayes para las reglas de decisión. El procedimiento de entrenamiento requiere el ajuste del factor de suavizamiento, que es la desviación estándar de todas las funciones gaussianas, siendo bastante tolerante a la selección de dicho factor. El diseño no depende del entrenamiento, siendo muy rápidas de implementar, su reentrenamiento es sencillo, sólo cambiando la estadística cuando se presenten nuevos datos. Las PNN son paralelas, lo que las hace muy rápidas al clasificar. Presentan como limitantes que requieren almacenar todos los datos del entrenamiento durante la clasificación, demandando, en algunos casos, un volumen apreciable de memoria y de potencia de computo, además, al ser el factor de suavizamiento común a todas las funciones, se limita su capacidad de aprendizaje, requiriendo normalización del dato de entrada. Por último, tienen poca sensibilidad a la correlación entre entradas de datos consecutivas en el tiempo. Como solución a estas limitantes, se propone por Ganchev y otros<sup>96</sup> una ANN híbrida, introduciendo una RNN entre las capas de entrada y salida de la

PNN, con resultados satisfactorios comparables a los obtenidos con otros clasificadores establecidos <sup>32</sup>.

### 3.5.2.4. Modelos ocultos de Markov

Los sistemas basados en Modelos ocultos de Markov son redes de estados que intentan modelar el mecanismo de producción del habla. Están integrados por un conjunto de estados (asimilables a las distintas posiciones en las que puede configurarse el tracto vocal durante una locución) que desembocan en un conjunto de posibles salidas (asimilables a las posibles distintas realizaciones alofónicas).

Mientras que las aplicaciones de reconocimiento del habla presentan una topología clásica de modelado conocida como “de izquierda a derecha” (ver Fig.3). Los modelos utilizados por los sistemas HMM para caracterizar la identidad de un locutor independiente del texto, son los denominados ergódicos (ver Fig.4), en los que no existe una ordenación correlativa de las transiciones entre los distintos estados del modelo y, por lo tanto, resulta factible cualquier combinación de transición entre estados.

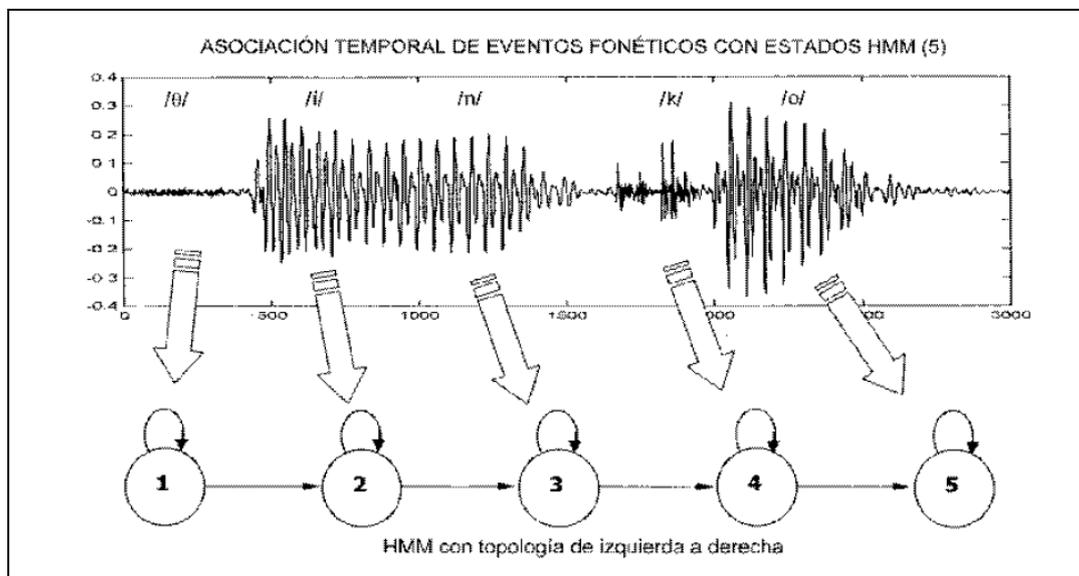


Fig. 3: Modelos ocultos de Markov. Topología clásica.

La principal ventaja de los sistemas de reconocimiento basados en HMM respecto a otros tipos ya referidos, la constituye su gran versatilidad, tanto en lo que se refiere a los procesos de entrenamiento como a ciertas características variables de la muestra: duración, contenido fonético o lingüístico, contexto, etc. A todo ello, hemos de añadir su gran adaptabilidad a la variación de las condiciones de registro o del canal de transmisión.

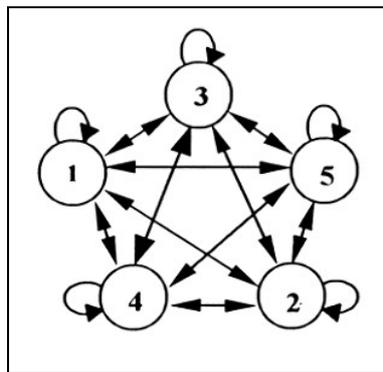


Fig. 4: Modelos ocultos de Markov (ergódicos)

### 3.5.2.5. Modelos de mezclas de gaussianas

Modelan los distintos vectores de parámetros de una locución dada, realizando una suma ponderada (mezcla) de funciones de densidad de probabilidad gaussianas.

Pueden entenderse como un sistema en el que se aglutinan las virtudes de aquellos otros basados en técnicas VQ y los denominados clasificadores gaussianos unimodales. También pudieran apreciarse como HMM de un sólo estado.

Sin embargo, utilizando GMM podemos representar, con un alto grado de fidelidad, un amplio margen de distribuciones muestrales, tales como los diferentes coeficientes cepstrales que puede generar una locución concreta.

A diferencia de los HMM ergódicos de varios estados, los GMM no precisarán, en la fase de entrenamiento, segmentar en estados ni entrenar la matriz de probabilidades de transiciones. Además, en la etapa de reconocimiento, no será necesario buscar la secuencia de estados de máxima verosimilitud (algoritmo de Viterbi), sino que bastará con acumular las probabilidades que asocia el modelo con cada uno de los vectores de entrada.

Además de las ventajas citadas, interesantes estudios comparativos sobre el rendimiento de diferentes técnicas de reconocimiento automático ante distintas circunstancias (procesos de entrenamiento, entrada de muestras, parametrización, factores de degradación, etc.), han contribuido en el uso del modelo basado en modelado GMM <sup>8,97,98,99,100</sup>.

### 3.5.2.6. Ventajas y desventajas

A continuación se resumen las principales ventajas y desventajas de los métodos de clasificación hasta aquí expuestos.

	<b>VENTAJAS</b>	<b>DESVENTAJAS</b>
Dynamic Time Warping (DTW)	Detectan y comparan tramos fonéticos de alta estabilidad (vocales abiertas, consonantes nasales) aplicando técnicas de correlación cruzada, coherencia, etc., para la medida de distancias. Los sistemas DTW han sido utilizados en algunas metodologías forenses como un complemento a otros análisis clásicos <sup>101,102</sup> .	Los principales inconvenientes de estos sistemas se relacionan con la enajenación de la información a nivel suprasegmental y la necesidad de supervisión en las tareas de segmentación.
Vector Quantization (VQ)	Reducción sensible de la capacidad de almacenamiento en el cálculo del análisis espectral y una reducción de la complejidad computacional en el cálculo de distancias (se puede usar cálculos tan simples como la distancia euclídeana o la de Mahalano- bis).	Sus inconvenientes más significativos están relacionados con la distorsión espectral por el error de cuantificación (al representar cada vector por un representante).
Artificial Neural Networks (ANN)	Las redes son robustas al ruido y permite tener en cuenta el contexto de la señal, pueden crearse redes que tengan un funcionamiento similar a las VQ, a las GMM, HMM y otros algoritmos en el reconocimiento del locutor.	Presentan como limitantes que la mayoría de las redes requieren almacenar todos los datos del entrenamiento durante la clasificación, requiriendo, en algunos casos, un volumen apreciable de memoria y poder de cálculo.

<p>Hidden Markov Models (HMM)</p>	<p>Su gran versatilidad, tanto en lo que se refiere a los procesos de entrenamiento como a ciertas características variables de la muestra: duración, contenido fonético o lingüístico, contexto, etc. A todo ello, hemos de añadir su gran adaptabilidad a la variación de las condiciones de voz o del canal de transmisión y, lógicamente, su funcionalidad en condiciones dependientes de texto.</p>	<p>Alto costo computacional, y sus mejores resultados se encuentran en el reconocimiento del locutor dependiente del texto.</p>
<p>Modelos de Mezclas de Gaussianas (GMM)</p>	<p>Las GMM pueden representar, con un alto grado de fidelidad, un amplio margen de distribuciones muestrales, como es el caso de los diferentes coeficientes cepstrales que puede generar una locución. Además de las ventajas citadas, interesantes estudios comparativos sobre el rendimiento de diferentes técnicas de reconocimiento automático, ante distintas circunstancias (procesos de entrenamiento, factores de degradación, etc.), han contribuido a tomar como mejor sistema básico a las GMM <sup>8,97,98,99,100</sup>.</p>	<p>Presentan un alto costo computacional implicando un tiempo considerable al crear los modelos.</p>

## 3.6 CLASIFICADORES ESTADÍSTICOS.

### 3.6.1 Conceptos previos

La clasificación de los individuos de una población se realiza basándose en una característica (o varias) de la misma, que se denomina clasificador.

Por clasificador o variable de predicción puede entenderse cualquier mecanismo que permite clasificar o discriminar entre los estados alternativos de los individuos de una población, a partir de la información proporcionada por ellos, e indicar sobre cuál de estos estados mutuamente excluyentes presenta cada individuo en ese momento.

En general, un clasificador tiene dos propósitos:

- Proporcionar información fiable sobre el estado o condición de un individuo.
- Influir en la acción apropiada para el estado pronosticado de un individuo.

Aunque puede haber más de dos estados alternativos para los individuos de la población, los problemas de mayor relevancia corresponden a estado extremos, es decir, clasificaciones dicotómicas. Es evidente que una buena prueba diagnóstica es la que ofrece resultados positivos en *presencia* y negativos en *ausencia*. Por lo tanto, las condiciones que deben ser exigidas a un test son:

- **Validez:** Es el grado en que un test mide lo que se supone que debe medir. ¿Con que frecuencia el resultado del test es confirmado por procedimientos diagnósticos más complejos y rigurosos? La sensibilidad y la especificidad de un test son medidas de su validez.
- **Reproductividad:** es la capacidad del test para ofrecer los mismos resultados cuando se repite su aplicación en circunstancias similares. La variabilidad biológica del hecho observado, la introducida por el propio observador y la derivada del propio test, determinan su reproductividad.
- **Seguridad:** La seguridad viene determinada por el valor predictivo de un resultado positivo o negativo. ¿Con que seguridad un test predecirá la presencia o ausencia de enfermedad? Ante un resultado positivo de un test ¿qué probabilidad existe de que este resultado indique presencia de la enfermedad? Veremos posteriormente que esta probabilidad está muy influenciada por la prevalencia de la patología.

A su vez, es conveniente que el test sea sencillo de aplicar y aceptado la población general.

### 3.6.2 La validez de una prueba diagnóstica: Sensibilidad y especificidad

El caso más sencillo que se nos puede plantear es el de una prueba dicotómica, que clasifica a cada individuo como negativo o positivo en función de presencia o ausencia de la condición de interés.

Cuando se estudia una muestra de población, los datos obtenidos permiten clasificar a los sujetos en cuatro grupos según una tabla 2x2 (*matriz de confusión*) como la que se muestra en la **Tabla 1**. En ella, se enfrenta el resultado de la prueba diagnóstica (en filas) con el estado real de los individuos (en columnas) o, en su defecto, el resultado de la prueba de referencia o “gold standard” que vayamos a utilizar. El resultado de la prueba puede ser correcto (verdadero positivo y verdadero negativo) o incorrecto (falso positivo y falso negativo). El análisis de su validez puede obtenerse calculando los valores de sensibilidad y especificidad.

### **Sensibilidad**

Es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo enfermo, es decir, la probabilidad de que para un sujeto enfermo se obtenga en la prueba un resultado positivo. La sensibilidad es, por lo tanto, la capacidad del test para detectar la enfermedad. Cuando los datos obtenidos a partir de una muestra de población se clasifican en una tabla como la que se muestra en la **Tabla 1**, es fácil estimar a partir de ella la sensibilidad como la proporción de pacientes enfermos que obtuvieron un resultado positivo en la prueba diagnóstica.

Tabla 1. Matriz de confusión.		
Resultado de la prueba	Predicción del Clasificador	
	Positivo	Negativo
Presencia	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)
Ausencia	Falsos Positivos (FP)	Verdaderos Negativos (VN)

Es decir:

De ahí que también la sensibilidad se conozca como “fracción de verdaderos positivos (FVP)”.

### **Especificidad**

Es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo sano, es decir, la probabilidad de que para un sujeto sano se obtenga un resultado negativo. En otras palabras, se puede definir la especificidad como la capacidad para detectar a los sanos. A partir de una tabla como la **Tabla 1**, la especificidad se estimaría como:

De ahí que también sea denominada “fracción de verdaderos negativos (FVN)”.

Resulta obvio que lo ideal sería trabajar con pruebas diagnósticas de alta sensibilidad y especificidad, pero esto no siempre es posible. En general, las pruebas de screening deben ser de alta sensibilidad para poder captar a todos los positivos. Una prueba muy sensible será especialmente adecuada en aquellos casos en los que el no diagnosticar la enfermedad puede resultar fatal para los enfermos, como ocurre con enfermedades peligrosas pero tratables, como los linfomas o la tuberculosis, o en enfermedades en las que un falso positivo no produzca serios trastornos psicológicos o económicos para el paciente (por ejemplo, la realización de mamografía en el cáncer de mama).

Por otra parte, la especificidad se refiere, como se señaló previamente, a la probabilidad de que un sujeto sano sea clasificado adecuadamente. En general, las pruebas confirmatorias del diagnóstico deben ser de alta especificidad, para evitar falsos positivos.

Los tests de alta especificidad son necesarios en enfermedades graves pero sin tratamiento disponible que las haga curables, cuando exista gran interés por conocer la ausencia de enfermedad o cuando diagnosticar a un paciente de un mal que realmente no padece pueda acarrear graves consecuencias, ya sean físicas, psicológicas o económicas (por ejemplo, en el caso del SIDA).

### **3.6.3 La seguridad de una prueba diagnóstica: Valores predictivos.**

Los conceptos de sensibilidad y especificidad permiten, por lo tanto, valorar la validez de una prueba diagnóstica. Sin embargo, carecen de utilidad en la práctica clínica. Tanto la sensibilidad como la especificidad proporcionan información acerca de la probabilidad de obtener un resultado concreto (positivo o negativo) en función de la verdadera condición del enfermo con respecto a la enfermedad. Sin embargo, cuando a un paciente se le realiza alguna prueba, el médico carece de información a priori acerca de su verdadero diagnóstico, y más bien la pregunta se plantea en sentido contrario: ante un resultado positivo (negativo) en la prueba, ¿cuál es la probabilidad de que el paciente esté realmente enfermo (sano)?.

Así pues, resulta obvio que hasta el momento sólo hemos abordado el problema en una dirección. Por medio de los valores predictivos completaremos esta información:

***Valor predictivo positivo:***

Es la probabilidad de presencia si se obtiene un resultado positivo en el test. El valor predictivo positivo puede estimarse, por tanto, a partir de la proporción de individuos con un resultado positivo en la prueba que finalmente demostraron presencia de la condición de interés.

***Valor predictivo negativo:***

Es la probabilidad de que un sujeto con un resultado negativo en la prueba demuestre ausencia de la condición de interés. Se estima dividiendo el número de verdaderos negativos entre el total de la muestra de la población con un resultado negativo en la prueba.

**3.6.4 La influencia de la prevalencia.**

Hemos visto cómo los valores de sensibilidad y especificidad, a pesar de definir completamente la validez de la prueba diagnóstica, presentan la desventaja de que no proporcionan información relevante a la hora de tomar una decisión clínica ante un determinado resultado de la prueba.

Sin embargo, tienen la ventaja adicional de que son propiedades intrínsecas a la prueba diagnóstica, y definen su validez independientemente de cuál sea la prevalencia de la enfermedad en la población a la cual se aplica.

Por el contrario, el concepto de valores predictivos, a pesar de ser de enorme utilidad a la hora de tomar decisiones clínicas y transmitir a los pacientes información sobre su diagnóstico, presenta la limitación de que dependen en gran medida de lo frecuente que sea la enfermedad a diagnosticar en la población objeto de estudio.

Cuando la prevalencia de la enfermedad es baja, un resultado negativo permitirá descartar la enfermedad con mayor seguridad, siendo así el valor predictivo negativo mayor.

Por el contrario, un resultado positivo no permitirá confirmar el diagnóstico, resultando en un bajo valor predictivo positivo.

### 3.6.5 Relación entre sensibilidad y especificidad y los valores predictivos

Los valores predictivos se pueden expresar en función de la sensibilidad ( $s$ ), especificidad ( $e$ ) y la prevalencia ( $p$ ):

$$VPP = \frac{ps}{ps + (1-p)(1-e)}$$

$$VPN = \frac{(1-p)e}{p(1-s) + (1-p)e}$$

- Si  $p \rightarrow 1 \rightarrow VPP \rightarrow 1$  y  $VPN \rightarrow 0$
- Si  $p \rightarrow 0 \rightarrow VPP \rightarrow 0$  y  $VPN \rightarrow 1$
- Si  $s \rightarrow 1 \rightarrow VPN \rightarrow 1$
- Si  $e \rightarrow 1 \rightarrow VPP \rightarrow 1$

### 3.6.6 Razones de probabilidad

Queda claro pues cómo la prevalencia es un factor determinante en los valores predictivos de un test. Por lo tanto, éstos, no pueden ser utilizados como índices a la hora de comparar dos métodos diagnósticos diferentes, ni tampoco a la hora de extrapolar los resultados de otros estudios a datos propios. Por ello, resulta necesario determinar otros índices de valoración que sean a la vez clínicamente útiles y no dependan de la prevalencia de la enfermedad en la población a estudiar. Así, además de los conceptos de sensibilidad, especificidad y valores predictivos, se suele hablar del concepto de razón de verosimilitudes, razón de probabilidad, o cociente de probabilidades. Estos miden cuánto más probable es un resultado concreto (positivo o negativo) según la presencia o ausencia de la condición de estudio:

- **Razón de verosimilitudes positiva o cociente de probabilidades positivo:** se calcula dividiendo la probabilidad de un resultado positivo en presencia de la condición entre la probabilidad de un resultado positivo

entre ausencia de la condición. Es, en definitiva, el cociente entre la fracción de verdaderos positivos (sensibilidad) y la fracción de falsos positivos (1-especificidad):

- **Razón de verosimilitudes negativa o cociente de probabilidades negativo:** se calcula dividiendo la probabilidad de un resultado negativo en presencia de la condición entre la probabilidad de un resultado negativo en ausencia de la misma. Se calcula por lo tanto, como el cociente entre la fracción de falsos negativos (1-sensibilidad) y la fracción de verdaderos negativos (especificidad):

La razón de probabilidades ofrece la ventaja de que relaciona la sensibilidad y la especificidad de una prueba en un solo índice. Además, pueden obtenerse razones de probabilidad según varios niveles de una nueva medida y no es necesario expresar la información de forma dicotómica, como resultado de normal o anormal o bien positivo y negativo.

Por último, al igual que sucede con la sensibilidad y la especificidad, no varía con la prevalencia. Esto permite utilizarlo como índice de comparación entre diferentes pruebas para un mismo diagnóstico.

Hemos abordado el caso de una prueba con un resultado dicotómico (positivo o negativo), pero en definitiva, es sumamente importante el saber valorar la validez y seguridad de las diferentes pruebas diagnósticas con el fin de seleccionar la más adecuada en cada momento. La sensibilidad, la especificidad y los valores predictivos son los criterios tradicionalmente utilizados para valorar la capacidad predictiva de un test. Los estudios de evaluación de tests diagnósticos son el instrumento adecuado para obtener esta información.

No obstante, no debemos olvidar que existen determinados aspectos en el diseño de este tipo de investigaciones que pueden afectar a la precisión y a la validez de las estimaciones realizadas. Una vez más, el cálculo de intervalos de confianza puede ayudarnos a conocer la precisión de los índices calculados. La población de estudio, la estrategia de muestreo, la selección del criterio de referencia y la forma de aplicación de las pruebas diagnósticas serán algunos de los elementos a cuidar para evitar la presencia de sesgos.

### 3.7. PRUEBAS DIAGNÓSTICAS

En muchos estudios científicos se gasta gran parte del tiempo en el proceso de determinar diagnósticos. A este juicio se llega después de la aplicación de test diagnósticos. Existen varios principios básicos que deben ser considerados para la apropiada selección e interpretación de las diferentes (cada día más numerosas y costosas) pruebas diagnósticas.

#### 3.7.1. El patrón de oro (o criterio de referencia)

El establecimiento de la precisión de un test se lleva a cabo con base en el conocimiento inequívoco de si determinada cualidad está o no presente. A este indicador de la “verdad” se le denomina patrón de oro (en inglés gold standard), el cual, con frecuencia, es elusivo. En algunas situaciones, el estándar de exactitud es en sí mismo una prueba sencilla y relativamente económica; sin embargo, esto no sucede en la mayoría de los casos.

De hecho, la mayoría de estos patrones suelen ser pruebas muy elaboradas, casi siempre costosas o con riesgos implícitos, como podría ser el caso en lo referente a las biopsias o exploración quirúrgica, o de poco valor práctico, cuando se está al lado de la cama de un paciente, como serían los estudios post mórtem. Para enfermedades no autolimitadas, de larga evolución, el resultado del seguimiento prolongado por años puede convertirse en su patrón de oro.

Por las anteriores consideraciones, la mayoría de las veces se prefieren test más simples y menos engorrosos que el estricto patrón de oro.

#### 3.7.2. Consecuencias de los estándares imperfectos

Por dificultades de diferentes tipos, en muchas ocasiones no es posible encontrar suficiente información sobre qué tan buenos son los test usados cuando se comparan con un estándar universalmente aceptado. En estas circunstancias, como estándar de validación, se deben elegir test que, se sabe, son imperfectos, pero son considerados lo mejor disponible.

Esto origina una de las mayores paradojas dentro del capítulo de las pruebas diagnósticas: como en teoría nada puede ser mejor que el patrón de referencia, una prueba que sea mejor que el estándar no va a ser considerada como tal, e incluso

puede ser tomada como peor que la prueba de referencia. Por ejemplo, si un nuevo test es más sensible que el test estándar, las selecciones adicionales identificadas por el nuevo test serán considerados resultados falsos positivos en relación con el viejo test.

Similarmente, si el nuevo test es más específico que el test estándar (es decir, es negativo en quienes no tienen la cualidad), estos resultados negativos, al compararlos con el patrón de referencia, serán considerados falsos negativos. Por lo tanto, la comparación de validez contra un estándar imperfecto puede mostrar que un nuevo test no es mejor que el tradicional, e incluso puede resultar como “peor”, sin que esto refleje la verdad. En estos casos, la historia natural de la cualidad servirá como patrón de oro y permitirá reevaluar las verdaderas características operativas de la prueba.

### 3.7.3. Características operativas de las pruebas diagnósticas

La sensibilidad y la especificidad de una prueba son características propias de ésta, pero los valores predictivos sí varían, y mucho, dependiendo de la prevalencia de la cualidad que se esté estudiando. En resumen, podemos decir que cuando la cualidad es muy frecuente, es más probable que el test sea positivo, y cuando la cualidad es muy rara, es más probable que el test sea negativo.

El cálculo de los valores predictivos tiene importantes implicaciones. Indican que la probabilidad de que la cualidad esté presente o ausente después de obtener los resultados de una prueba depende de la mejor estimación posible de la probabilidad de la cualidad antes de realizar la prueba o, lo que hemos denominado, probabilidad pretest.

Una orientación de índole práctica sobre valores predictivos es emplear las siguientes aproximaciones de probabilidad pretest, y ver qué tanto varían éstos de acuerdo con la prevalencia, considerando para el test diagnóstico las mismas sensibilidades y especificidades:

- *1% equivale a la probabilidad pretest de los que están expuestos a los factores de riesgo de una enfermedad común, pero son asintomáticos.*

- *10% equivale a la probabilidad pretest cuando la cualidad es improbable, aunque posible y se desea descartar.*
- *50% equivale a la probabilidad pretest cuando la incertidumbre es considerable, pero la presentación es compatible con la cualidad.*
- *90% equivale a la probabilidad pretest cuando la cualidad es muy probable, pero se desea confirmar con una prueba diagnóstica.*

Aplicando estos sencillos pero valiosos criterios, se puede hacer una aproximación más racional al uso de las pruebas diagnóstica.

### ***¿Cuándo usar pruebas sensibles?***

Una prueba sensible (la que usualmente es positiva en presencia de la cualidad) debe ser escogida cuando el precio que se paga por dejar escapar un caso es muy alto. También son de gran ayuda cuando se desea reducir las posibilidades que inicialmente se han considerado, es decir, cuando se quiere iniciar un proceso de descarte, estableciendo que ciertas cualidades son improbables. En resumen, un test sensible es de más ayuda cuando se espera que su resultado sea negativo.

### ***¿Cuándo usar pruebas específicas?***

Los test específicos son valiosos para la confirmación de una determinada cualidad; esto, gracias a que los test específicos raramente son positivos en ausencia de la cualidad, es decir, su tasa de falsos positivos es muy baja. Estos test son especialmente necesarios cuando los resultados de un test falso positivo son lesivos.

En resumen, los test específicos son de mayor utilidad cuando su resultado es positivo.

#### **3.7.4. Pruebas múltiples**

Como en la vida real, nunca se tienen a la mano pruebas con el 100% de sensibilidad ni con el 100% de especificidad, se usan razones de probabilidad intermedias.

Cuando se realizan exámenes múltiples, la negatividad o positividad de todos da una muy fuerte evidencia en contra o a favor de la cualidad. El problema surge cuando algunos son positivos y otros son negativos. Aquí toca analizar la estrategia empleada para la ejecución de las pruebas, que en esencia son dos básicas: pruebas en paralelo y pruebas en serie, cada una con fortalezas y debilidades.

### **Pruebas en paralelo**

Las pruebas en paralelo se ordenan cuando se requiere una aproximación diagnóstica rápida, como en los servicios de urgencias, pacientes hospitalizados y pacientes de consulta externa, donde se estima un difícil seguimiento.

<b>Los test A o B o C son positivos</b>	
A → +	
B → +	Alta sensibilidad y VP- y baja especificidad
C → +	

Los múltiples test en paralelo incrementan la sensibilidad y, por ende, el valor negativo predictivo para una prevalencia de una cualidad dada. Por otro lado, la especificidad y el valor predictivo positivo disminuyen. En términos prácticos, esto significa que la probabilidad de clasificar mal la cualidad disminuye, pero se incrementa el riesgo de los diagnósticos falsos positivos (es decir, hay propensión al sobrediagnóstico).

El grado de incremento de la sensibilidad y del VP- depende de las características operativas de cada prueba empleada. Por ejemplo, si se usan dos pruebas, una con sensibilidad del 60% y otra del 80%, la sensibilidad del test en paralelo será del 80%, es decir, el mejor test 'debe' identificar los casos no detectados por el test menos sensible.

La estrategia de las pruebas en paralelo es muy útil cuando se necesita ser muy "sensible" a la detección de la cualidad, pero sólo se tiene a disposición dos o

más pruebas relativamente “insensibles”. Usando las pruebas de esta forma se logra incrementar su capacidad de adecuada clasificación.

### **Pruebas en serie**

Las pruebas en serie son de mayor aplicación en situaciones donde no existe la urgencia de establecer el diagnóstico en forma más o menos inmediata. Esta estrategia está plenamente justificada cuando las pruebas son riesgosas o implican una importante demanda económica. Por lo tanto, estas pruebas sólo deben realizarse después de que pruebas más sencillas, seguras y económicas han sugerido la presencia de la cualidad.

**Los test A y B y C son positivos**

$A \rightarrow + B \rightarrow + C \rightarrow +$  Baja sensibilidad y alta especificidad y VP+

La función de las pruebas en serie es maximizar la especificidad y el VP+, pero hay disminución de la sensibilidad y el VP-. En términos reales, se está seguro de que la prueba positiva es realmente debida a la presencia de cualidad, pero se corre el riesgo de subdiagnosticar o hacer mala clasificación como precio a la baja de la sensibilidad. Esta estrategia es de especial utilidad cuando ninguna de las pruebas disponibles es altamente específica.

En la práctica, se recomienda empezar por la prueba que ha demostrado mayor especificidad, esto disminuye el número de individuos que requerirán pruebas adicionales. Sin embargo, si este test más específico implica asumir de entrada riesgos o costos elevados, debe iniciarse por el que no implique estas circunstancias.

### **3.8 ALINEAMIENTO TEMPORAL DINÁMICO O DYNAMIC TIME WARPING (DTW).**

El alineamiento temporal dinámico, es un método que permite alinear temporalmente, las características de la palabra que se quiere reconocer con las características de la palabra de referencia, mediante programación dinámica. Esto se

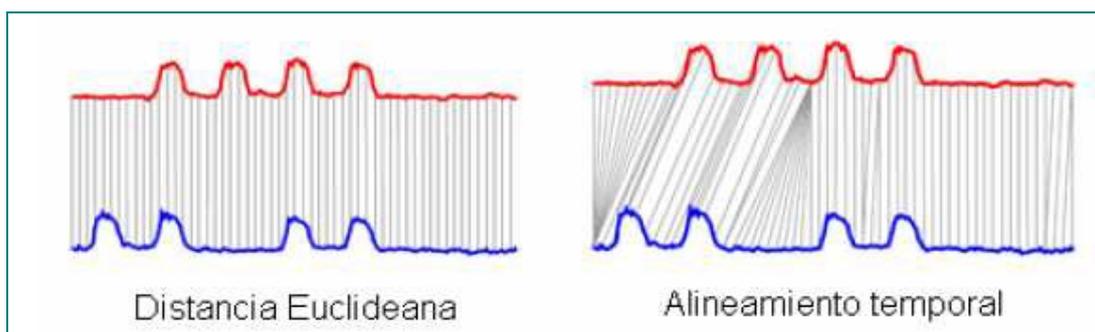
debe a que la duración temporal de la pronunciación de una palabra, no siempre es la misma. Por este motivo, antes de realizar la comparación, se debe alinear previamente las características de la palabra de prueba, con los modelos de palabras obtenidos en la fase de entrenamiento.

Para aplicar DTW, se debe dividir a cada palabra de referencia en tramas, y aplicar a éstas un análisis como por ejemplo LPC (Lineal Predictive Coding), de esta manera podemos modelar cada palabra como una secuencia de vectores de características.

Igual procedimiento se debe aplicar a la palabra de prueba, en las mismas condiciones que se realizaron para las palabras de referencia. Luego se hace coincidir la secuencia de vectores de características, de la palabra de prueba con la palabra de referencia, de modo que éstas queden alineadas en tiempo lo mejor que se pueda lograr.

### 3.8.1 Descripción del Alineamiento Temporal Dinámico.

Una medida de la distancia entre dos vectores de características, permite determinar la similitud o diferencia entre los dos vectores. La distancia euclideana, es una medida que se puede utilizar para este efecto.



**Fig. 5:** Comparación entre la distancia euclideana y el alineamiento temporal

La limitación de utilizar la distancia Euclideana, es por ejemplo, en el caso de tener dos vectores de características idénticas, pero uno desplazado ligeramente en el eje del tiempo del otro, la distancia Euclideana, establecería que un

vector es diferente del otro, esto se debe a que la comparación se realiza punto por punto.

El alineamiento temporal permite vencer la limitación de la distancia euclídeana. En la figura 1.6, se puede apreciar la comparación entre la distancia Euclídeana y el alineamiento temporal.

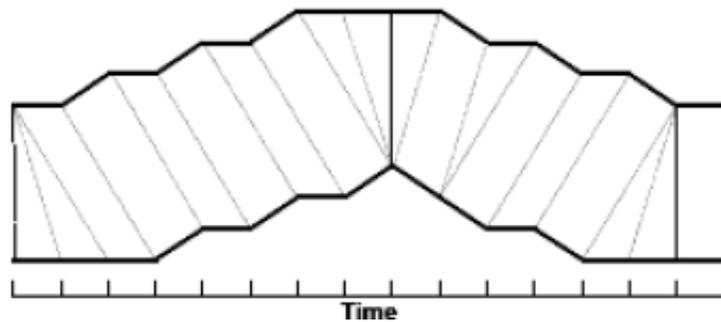


Fig. 6: Alineamiento temporal entre dos series temporales

Supongamos que tenemos dos vectores de características  $X$  y  $Y$  (donde un vector corresponde a las características de la palabra de prueba y el otro vector a las características de la palabra de referencia) cada una de longitud  $m$  y  $n$  respectivamente, en donde:

$$X = x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_m \quad Y = y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_n$$

Para alinear las dos secuencias usando el alineamiento temporal dinámico, debemos construir una matriz de dimensiones  $n$  por  $m$ , donde el  $(i,j)$  elemento de la matriz contiene la distancia  $d(x_i, y_j)$  entre los puntos  $x_i$  e  $y_j$  (puede ser la distancia euclídeana).

Cada elemento de la matriz  $(i,j)$  corresponde a la alineación entre el punto  $x_i$  e  $y_j$ . Esto se puede apreciar en la figura 7.

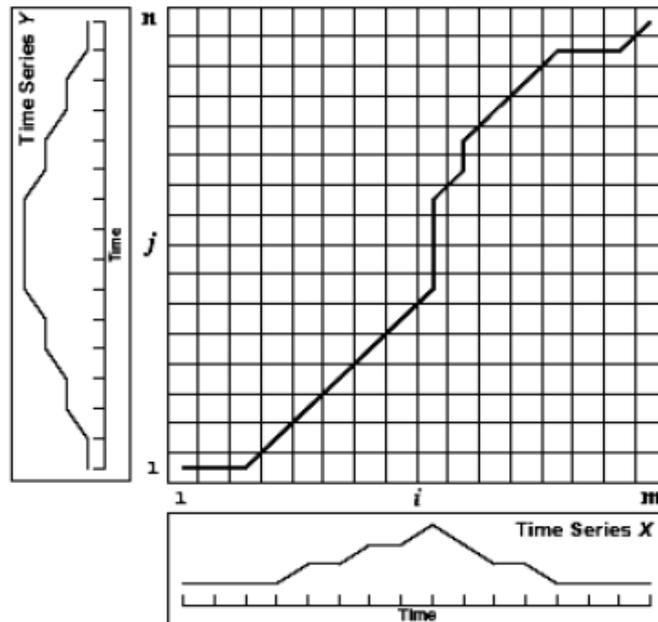


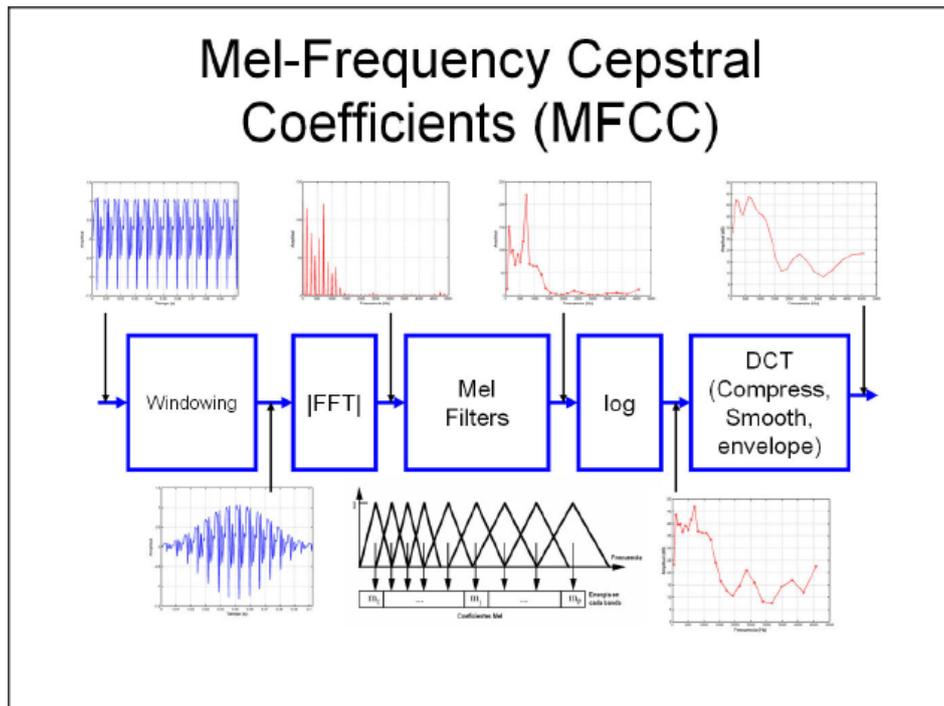
Fig. 7: Matriz de costo y distancia mínima para el camino de alineación.

### 3.9 COEFICIENTES CEPSTRALES EN LA ESCALA MEL (MFCC).

Los Mel Frequency Cepstral Coefficients (coeficientes cepstrales en escala de frecuencias Mel) son coeficientes para la representación del habla basados en la percepción auditiva humana, por lo tanto inspirados en un modelo biológico. Es una escala basada en cómo oímos, y se ha construido a través de experimentos fisiológicos.

Se derivan de la Transformada de Fourier (FT) y de la Transformada discreta del coseno (DCT). La diferencia básica entre FT y MFCC es que en MFCC las bandas de frecuencia están espaciadas logarítmicamente (según la escala Mel) para modelar la respuesta auditiva humana más apropiadamente que las bandas espaciadas linealmente de la FT.

Esto permite un procesamiento de datos más eficiente, por ejemplo, en compresión de audio. La imagen siguiente representa el procesamiento de la señal que se realiza en un sistema típico para computar los coeficientes MFCC.



**Fig. 8:** Coeficientes Cepstrales en Escala Mel

## **CAPÍTULO 4: MODELO PROPUESTO**

---

## CAPÍTULO 4: MODELO PROPUESTO

En este capítulo vamos a abordar la descripción del procedimiento empleado para desarrollar el método utilizado en la Verificación de Locutores aplicando Pruebas Diagnósticas Múltiples en Paralelo.

El conjunto de datos que se utilizará está conformado por muestras de voces de la base de datos Ahumada de la Guardia Civil.

Las muestras de cada locutor son procesadas mediante el software “Praat” para extraer la palabra “UNO”. En total 12 señales por individuo, que para los 100 individuos de la base de datos hacen un total de **1200 señales**.

Los bancos de datos resultantes serán unidos en los siguientes conjuntos:

- **de entrenamiento**, 8 señales indubitadas por locutor, para las que se utilizará un código como **I01-0\*-UNO**, en el que “I01” significa “locutor 01” y “0\*” el número de señal que varía entre 1 y 8 (800 registros indubitados). Crearemos 4 bases de datos: la primera con los 25 primeros locutores, la segunda con los 50 primeros, la tercera con los 75 primeros y la cuarta con el total de locutores
- **de prueba**, 4 señales dubitadas por locutor, para las que se utilizará un código como **I01-0\*-UNO**, en el que “I01” significa “locutor 01” y “0\*” el número de señal que varía entre 9 y 12, sobre las cuales serán ejecutados los algoritmos a estudiar (400 registros dubitados).

Tras extraer las señales para los 100 locutores se ha hecho uso del software MATLAB, que es un lenguaje de programación que permite la creación de programas o funciones de usuario (**archivos .m**) y que además contiene un módulo para el Procesamiento de Señales.

Utilizando el módulo de Procesamiento de Señales que Matlab lleva implementado, se han desarrollado 2 programas independientes que permiten realizar el tratamiento de los datos necesarios (extracción de características de cada locutor, comparación y decisión) para el análisis estadístico de las pruebas diagnósticas y su posterior estudio de viabilidad.

Dentro del estudio de los algoritmos de reconocimiento de locutores, que podrían resolver este problema, consideramos dos cuya fiabilidad está sobradamente

comprobada: la utilización de **DTW** (Dynamic Time Warping), cuya eficiencia con patrones bien seleccionados es por lo general muy satisfactoria, y la de **MFCC** (Mel-Frequency Cepstral Coefficients) que son coeficientes para la representación del habla basados en la percepción auditiva humana.

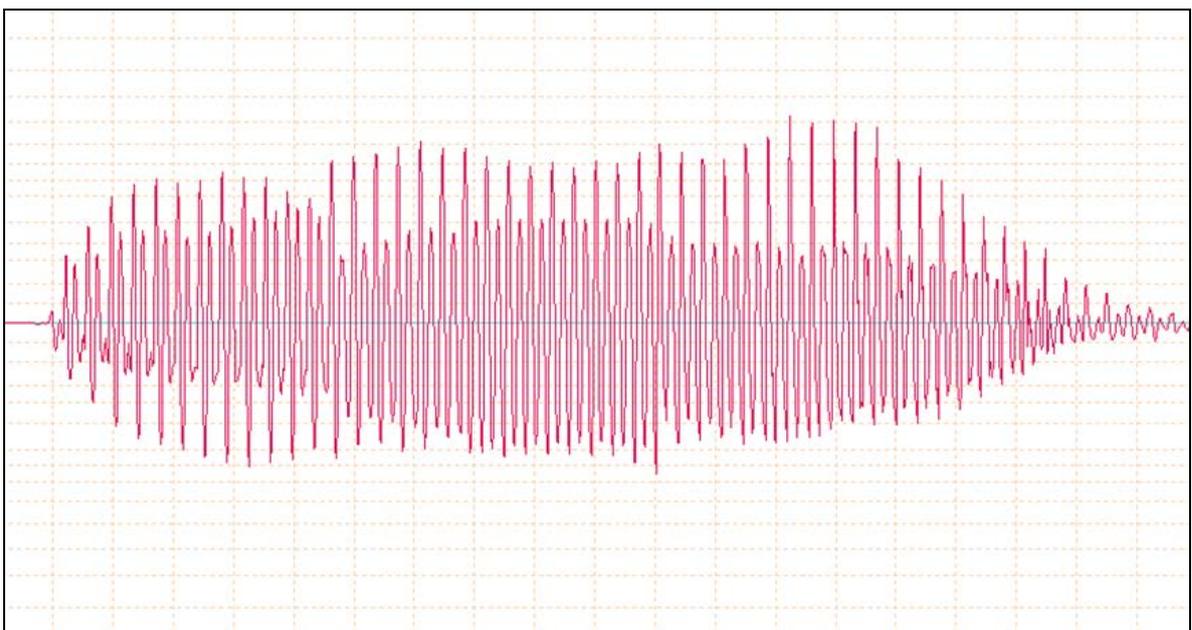
Los dos algoritmos incluidos en los programas de Matlab serán probados y analizados independientemente con nuestra base de datos íntegra a fin de valorar su fiabilidad por separado. Su ejecución es siempre en entorno Matlab.

Posteriormente, y como punto importante desarrollado dentro de este trabajo, está la combinación de dichas **pruebas diagnósticas múltiples en paralelo** para la validación estadística del método propuesto.

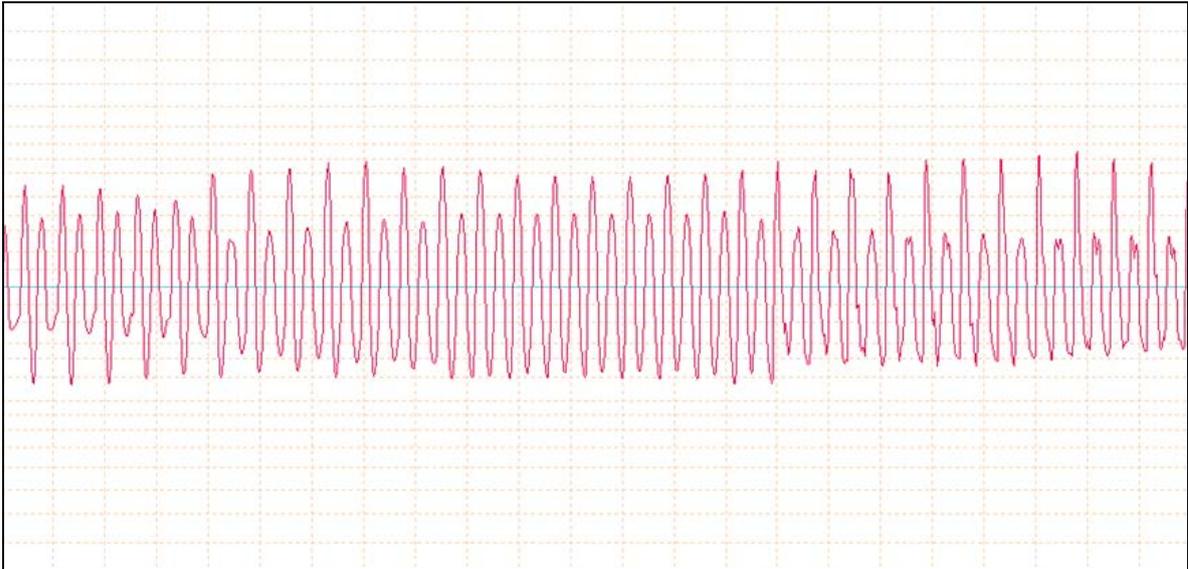
#### 4.1. ADQUISICIÓN Y PROCESAMIENTO DE DATOS.

Como ya se ha indicado con anterioridad, un primer paso para la adquisición de los datos ha sido contar con la inestimable colaboración de la Guardia Civil la cual nos ha suministrado su base de datos AHUMADA.

En lo que se refiere al procesamiento inicial de este banco de señales se ha utilizado el programa Praat que es un software gratuito para el análisis científico del habla procediendo con él tal y como se ha expuesto al inicio de este trabajo.



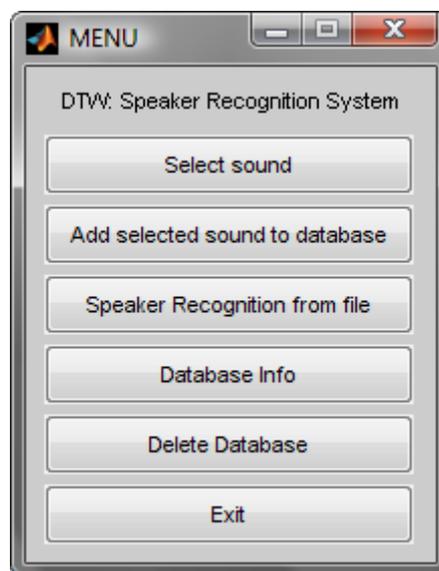
**Fig. 9:** Señal correspondiente a la grabación de un locutor cualquiera



**Fig. 10:** Extracción de la sílaba UNO del locutor anterior

#### 4.2. SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES BASADO EN DTW.

Al ejecutar nuestro software se nos despliega la siguiente ventana:



**Fig. 11:** Ventana de inicio del menú DTW

El procedimiento seguido comienza pinchando en “SELECT SOUND”, que nos dirigirá a la carpeta en la que tenemos archivadas todas nuestras señales indubitadas.

Dentro de esta carpeta y en primer lugar, seleccionaremos las 8 señales indubitadas correspondientes al locutor número 1, con lo que se nos devuelve al MENU principal en el cual habrá que pulsar la segunda opción, “ADD SELECT SOUND TO DATABASE”, desplegándose el aviso que se muestra a continuación y que nos requiere para que introduzcamos un ID, identificador, correspondiente a este locutor. En este caso se le asigna el “1” por estar la base de datos vacía.

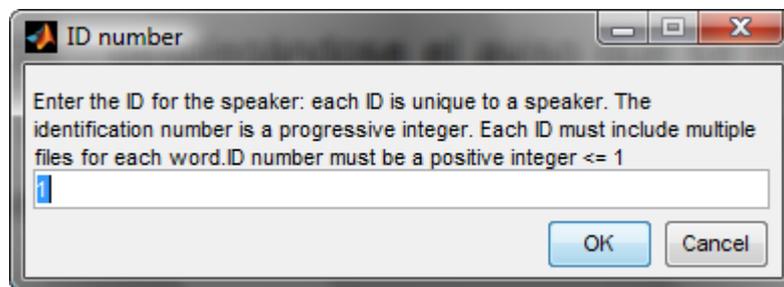


Fig. 12: Ventana de asignación de identificador en el menú DTW

Tras añadir nuestro primer locutor se nos indica que la base de datos ha sido creada correctamente por lo que podremos continuar el proceso.

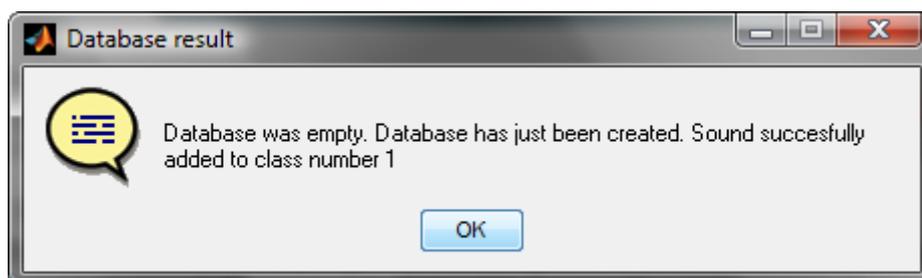


Fig. 13: Ventana de base de datos del menú DTW

Esto se repite primero para 24 locutores siguientes, asignando a cada uno de ellos su ID. De esta manera construimos nuestra base de datos para 25 individuos.

Siguiendo el mismo procedimiento, crearemos las bases de datos para 50, 75 y 100 locutores.

Una vez generadas nuestras bases de datos INDUBITADAS procedemos a realizar los reconocimientos del banco DUBITADO, 400 señales correspondientes a 100 individuos. Para ello habrá que seleccionar “SPEAKER RECOGNITION FROM FILE” lo que nos permitirá optar por la totalidad de dichos registros, lo que sucede en nuestro modelo, o aquellos que se consideren de interés.

Esto nos permitirá asignar cada señal dubitada con un **ID** correspondiente a la identificación que el sistema ha realizado de entre el conjunto de registros que comprende la base de datos indubitada, teniendo en cuenta la menor de las distancias existentes al haber aplicado el algoritmo DTW.

Puesto que el **ID** es propio de cada locutor, estaremos verificando con ello la identidad del individuo dubitado.

### 4.3. SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE LOCUTORES BASADO EN MFCC.

Al ejecutar el software correspondiente a este otro método aparece esta ventana:



Fig. 11: Ventana de inicio del menú MFCC

El procedimiento a desarrollar es idéntico al del método correspondiente a DTW: seleccionar las 8 señales indubitadas por locutor, asignándoles un ID, para crear la base de datos indubitadas y posteriormente realizar las verificaciones de los locutores dubitados en función de las menores distancias obtenidas al aplicar el algoritmo MFCC.

#### **4.4. ANÁLISIS ESTADÍSTICO COMPARATIVO DE LAS PRUEBAS DIAGNÓSTICAS SIMPLES Y MÚLTIPLES EN SERIE Y EN PARALELO.**

Tras la aplicación de los algoritmos descritos en los dos apartados anteriores, nuestro objetivo será analizar estadísticamente los resultados obtenidos mediante cada modelo descrito y su aplicación conjunta como método de prueba diagnóstica para la verificación de locutores mediante la voz.

Dicho estudio se llevará a cabo según los términos descritos en los epígrafes 3.6, sobre *Clasificadores Estadísticos*, y 3.7, sobre *Pruebas Diagnósticas*.

Para dicho análisis utilizaremos el software estadístico **EPIDAT**, que es un programa de libre distribución desarrollado por el Servicio de Epidemiología de la Dirección General de Innovación e Gestión de Salud Pública de la Consejería de Sanidad de la Xunta de Galicia, con el apoyo institucional de la Organización Panamericana de la Salud (OPS-OMS).

## **CAPÍTULO 5: RESULTADOS**

---

## CAPÍTULO 5: RESULTADOS

Tal y como se ha descrito en el apartado anterior, con cada una de las 400 señales dubitadas se realiza la verificación para cada base de datos: con 25, 50, 75 y 100 locutores respectivamente.

Para identificar los resultados utilizaremos la siguiente nomenclatura:

- El sufijo “**-25**” indica que estamos trabajando con la base de datos de 25 locutores, “**-50**” que la base de datos es de 50 locutores y así sucesivamente.
- El prefijo “**DTW**” o “**MFCC**” indica el Modelo de trabajo con el que se realiza el estudio.

Con la primera base de datos realizamos 2500 cotejos por Modelo. Con la segunda 10000, con la tercera 22500 y con la cuarta 40000.

Los epígrafes siguientes recogen tablas con los resultados obtenidos mediante cada base de datos y cada Modelo, así como un análisis comparativo para la combinación de las pruebas diagnósticas tanto en serie como en paralelo.

### 5.1. RESULTADOS: BASE DE DATOS DE 25 LOCUTORES.

#### 5.1.1 Modelo DTW-25.

##### Datos

ESTUDIO ESTADÍSTICO DEL MODELO DTW-25				
		Verdadero diagnóstico		Total
		Positivo	Negativo	
Resultado de la prueba	Identificaciones Positivas	95	5	100
	Identificaciones Negativas	5	2395	2400
	Total	100	2400	2500

## Resultados

La prueba diagnóstica evaluada presenta una sensibilidad de 95.0% y una especificidad de 99.8%.

En esta situación de prevalencia, un resultado positivo tiene una probabilidad de 95.0% de ser realmente un individuo enfermo, mientras que un resultado negativo tiene una probabilidad de 99.8% de ser realmente un individuo sano.

Además en la población estudiada se ha observado una prevalencia real del 4.0%, aunque la prueba diagnóstica evaluada muestra una prevalencia aparente del 4.0%.

<b>Sensibilidad :</b>	<b>95.0%</b> (90.7%, 99.3%)
<b>Especificidad :</b>	<b>99.8%</b> (99.6%, 100.0%)
Valor Predictivo Positivo :	95.0% (90.7%, 99.3%)
Valor Predictivo Negativo :	99.8% (99.6%, 100.0%)
Prevalencia real :	4.0% (3.2%, 4.8%)
Prevalencia aparente :	4.0% (3.2%, 4.8%)
Índice de Youden :	94.8% (90.5%, 99.1%)
Fiabilidad :	99.6% (99.4%, 99.8%)

### 5.1.2 Modelo MFCC-25.

#### Datos

ESTUDIO ESTADÍSTICO DEL MODELO MFCC-25				
		Verdadero diagnóstico		Total
		Positivo	Negativo	
Resultado de la prueba	Identificaciones Positivas	97	3	100
	Identificaciones Negativas	3	2397	2400
	Total	100	2400	2500

## Resultados

La prueba diagnóstica evaluada presenta una sensibilidad de 97.0% y una especificidad de 99.9%.

En esta situación de prevalencia, un resultado positivo tiene una probabilidad de 97.0% de ser realmente un individuo enfermo, mientras que un resultado negativo tiene una probabilidad de 99.9% de ser realmente un individuo sano.

Además en la población estudiada se han observado una prevalencia real y aparente del 4.0%.

<b>Sensibilidad :</b>	<b>97.0%</b>	(93.7%, 100.3%)
<b>Especificidad :</b>	<b>99.9%</b>	(99.7%, 100.0%)
Valor Predictivo Positivo :	97.0%	(93.7%, 100.3%)
Valor Predictivo Negativo :	99.9%	(99.7%, 100.0%)
Prevalencia real :	4.0%	(3.2%, 4.8%)
Prevalencia aparente :	4.0%	(3.2%, 4.8%)
Índice de Youden :	96.9%	(93.5%, 100.2%)
Fiabilidad :	99.8%	(99.6%, 100.0%)

### 5.1.3. Análisis estadístico conjunto de los modelos DTW-25 Y MFCC-25.

Una vez obtenidos los resultados para cada Modelo y realizado su análisis estadístico, pasamos a obtener los estudios en serie y en paralelo de ambos Modelos.

#### Datos

El objetivo es estimar las características de una combinación de los dos Modelos de diagnóstico utilizados:

MODELO :	MFCC	DTW
Sensibilidad :	97%	95%
Especificidad :	99.88%	99.79%

Prevalencia %:	4%
Tamaño de población :	2500

**Resultados**

Al combinar las dos Modelos en serie se obtiene una reducción de los falsos positivos, y por lo tanto aumenta la especificidad (100.0%), aunque a costa de disminuir la sensibilidad (92.2%).

Por el contrario cuando combinamos las dos Modelos en paralelo obtenemos una reducción de los falsos negativos, y por lo tanto aumenta la sensibilidad (99.9%), aunque disminuye la especificidad (99.7%).

	MFCC				DTW																									
Val. Pred. Positivo :	97.1%				95.0%																									
Val. Pred. Negativo :	99.9%				99.8%																									
Prev. aparente :	4.0%				4.0%																									
J de Youden :	96.9%				94.8%																									
Fiabilidad :	99.8%				99.6%																									
	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td rowspan="2">Cotejo</td> <td>I+</td> <td>97</td> <td>3</td> </tr> <tr> <td>I-</td> <td>3</td> <td>2397</td> </tr> </tbody> </table>						Pos	Neg	Cotejo	I+	97	3	I-	3	2397	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td rowspan="2">Cotejo</td> <td>I+</td> <td>95</td> <td>5</td> </tr> <tr> <td>I-</td> <td>5</td> <td>2395</td> </tr> </tbody> </table>						Pos	Neg	Cotejo	I+	95	5	I-	5	2395
		Pos	Neg																											
Cotejo	I+	97	3																											
	I-	3	2397																											
		Pos	Neg																											
Cotejo	I+	95	5																											
	I-	5	2395																											
	Serie				Paralelo																									
<b>Sensibilidad :</b>	<b>92.2%</b>				<b>99.9%</b>																									
<b>Especificidad :</b>	<b>100.0%</b>				<b>99.7%</b>																									
Val. Pred. Positivo :	100.0%				92.7%																									
Val. Pred. Negativo :	99.7%				100.0%																									
Prev. aparente :	3.7%				4.3%																									
Índice de Youden :	92.1%				99.5%																									
Fiabilidad :	99.7%				99.7%																									
	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td rowspan="2">Cotejo</td> <td>I+</td> <td>92</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>I-</td> <td>8</td> <td>2400</td> </tr> </tbody> </table>						Pos	Neg	Cotejo	I+	92	0	I-	8	2400	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td rowspan="2">Cotejo</td> <td>I+</td> <td>100</td> <td>8</td> </tr> <tr> <td>I-</td> <td>0</td> <td>2392</td> </tr> </tbody> </table>						Pos	Neg	Cotejo	I+	100	8	I-	0	2392
		Pos	Neg																											
Cotejo	I+	92	0																											
	I-	8	2400																											
		Pos	Neg																											
Cotejo	I+	100	8																											
	I-	0	2392																											

## 5.2. RESULTADOS: BASE DE DATOS DE 50 LOCUTORES.

### 5.2.1 Modelo DTW-50.

#### Datos

ESTUDIO ESTADÍSTICO DEL MODELO DTW-50				
		Verdadero diagnóstico		Total
		Positivo	Negativo	
Resultado de la prueba	Identificaciones Positivas	178	22	200
	Identificaciones Negativas	22	9778	9800
	Total	200	9800	10000

#### Resultados

La prueba diagnóstica evaluada presenta una sensibilidad de 89.0% y una especificidad de 99.8% .

En esta situación de prevalencia, un resultado positivo tiene una probabilidad de 89.0% de ser realmente un individuo enfermo, mientras que un resultado negativo tiene una probabilidad de 99.8% de ser realmente un individuo sano.

Además en la población estudiada se ha observado una prevalencia real y aparente del 2.0%.

<b>Sensibilidad :</b>	<b>89.0%</b> (84.7%, 93.3%)
<b>Especificidad :</b>	<b>99.8%</b> (99.7%, 99.9%)
Valor Predictivo Positivo :	89.0% (84.7%, 93.3%)
Valor Predictivo Negativo :	99.8% (99.7%, 99.9%)
Prevalencia real :	2.0% (1.7%, 2.3%)
Prevalencia aparente :	2.0% (1.7%, 2.3%)
Índice de Youden :	88.8% (84.4%, 93.1%)
Fiabilidad :	99.6% (99.4%, 99.7%)

### 5.2.2 Modelo MFCC-50.

#### Datos

ESTUDIO ESTADÍSTICO DEL MODELO MFCC-50				
		Verdadero diagnóstico		Total
		Positivo	Negativo	
Resultado de la prueba	Identificaciones Positivas	178	22	200
	Identificaciones Negativas	22	9778	9800
	Total	200	9800	10000

#### Resultados

La prueba diagnóstica evaluada presenta una sensibilidad de 89.0% y una especificidad de 99.8% .

En esta situación de prevalencia, un resultado positivo tiene una probabilidad de 89.0% de ser realmente un individuo enfermo, mientras que un resultado negativo tiene una probabilidad de 99.8% de ser realmente un individuo sano.

Además en la población estudiada se ha observado una prevalencia real y aparente del 2.0%.

<b>Sensibilidad :</b>	<b>89.0%</b> (84.7%, 93.3%)
<b>Especificidad :</b>	<b>99.8%</b> (99.7%, 99.9%)
Valor Predictivo Positivo :	89.0% (84.7%, 93.3%)
Valor Predictivo Negativo :	99.8% (99.7%, 99.9%)
Prevalencia real :	2.0% (1.7%, 2.3%)
Prevalencia aparente :	2.0% (1.7%, 2.3%)
Índice de Youden :	88.8% (84.4%, 93.1%)
Fiabilidad :	99.6% (99.4%, 99.7%)

### 5.2.3. Análisis estadístico conjunto de los modelos DTW-50 Y MFCC-50.

Una vez obtenidos los resultados para cada Modelo y realizado su análisis estadístico, pasamos a obtener los estudios en serie y en paralelo de ambos Modelos.

#### Datos

El objetivo es estimar las características de una combinación de los dos Modelos de diagnóstico utilizados:

MODELO :	MFCC	DTW
Sensibilidad :	89%	89%
Especificidad :	99.78%	99.78%
Prevalencia %:	2%	
Tamaño de población :	10000	

#### Resultados

Al combinar las dos Modelos en serie se obtiene una reducción de los falsos positivos, y por lo tanto aumenta la especificidad (100.0%), aunque a costa de disminuir la sensibilidad (79.2%).

Por el contrario cuando combinamos las dos Modelos en paralelo obtenemos una reducción de los falsos negativos, y por lo tanto aumenta la sensibilidad (98.8%), aunque disminuye la especificidad (99.6%).

	MFCC	DTW
Val. Pred. Positivo :	89.2%	89.2%
Val. Pred. Negativo :	99.8%	99.8%
Prev. aparente :	2.0%	2.0%
Índice de Youden :	88.8%	88.8%
Fiabilidad :	99.6%	99.6%

		Pos		Neg			
Cotejo	I+	178	22	Cotejo	I+	178	22
	I-	22	9778		I-	22	9778

	Serie	Paralelo
<b>Sensibilidad :</b>	<b>79.2%</b>	<b>98.8%</b>
<b>Especificidad :</b>	<b>100.0%</b>	<b>99.6%</b>
Val. Pred. Positivo :	100.0%	82.1%
Val. Pred. Negativo :	99.6%	100.0%
Prev. aparente :	1.6%	2.4%
Índice de Youden :	79.2%	98.4%
Fiabilidad :	99.6%	99.6%

		Pos	Neg			Pos	Neg
<b>Cotejo</b>	I+	158	0	<b>Cotejo</b>	I+	198	43
	I-	42	9800		I-	2	9757

### 5.3. RESULTADOS: BASE DE DATOS DE 75 LOCUTORES.

#### 5.3.1 Modelo DTW-75.

#### Datos

ESTUDIO ESTADÍSTICO DEL MODELO DTW-75				
		Verdadero diagnóstico		Total
		Positivo	Negativo	
Resultado de la prueba	Identificaciones Positivas	253	47	300
	Identificaciones Negativas	47	22153	22200
	Total	300	22200	22500

#### Resultados

La prueba diagnóstica evaluada presenta una sensibilidad de 84.3% y una especificidad de 99.8%.

En esta situación de prevalencia, un resultado positivo tiene una probabilidad de 84.3% de ser realmente un individuo enfermo, mientras que un resultado negativo tiene una probabilidad de 99.8% de ser realmente un individuo sano.

Además en la población estudiada se ha observado una prevalencia real del 1.3%, aunque la prueba diagnóstica evaluada muestra una prevalencia aparente del 1.3%.

<b>Sensibilidad :</b>	<b>84.3%</b> (80.2%, 88.4%)
<b>Especificidad :</b>	<b>99.8%</b> (99.7%, 99.8%)
Valor Predictivo Positivo :	84.3% (80.2%, 88.4%)
Valor Predictivo Negativo :	99.8% (99.7%, 99.8%)
Prevalencia real :	1.3% (1.2%, 1.5%)
Prevalencia aparente :	1.3% (1.2%, 1.5%)
Índice de Youden :	84.1% (80.0%, 88.2%)
Fiabilidad :	99.6% (99.5%, 99.7%)

### 5.3.2 Modelo MFCC-75.

#### Datos

ESTUDIO ESTADÍSTICO DEL MODELO MFCC-75				
		Verdadero diagnóstico		Total
		Positivo	Negativo	
Resultado de la prueba	Identificaciones Positivas	257	43	300
	Identificaciones Negativas	43	22157	22200
	Total	300	22200	22500

## Resultados

La prueba diagnóstica evaluada presenta una sensibilidad de 85.7% y una especificidad de 99.8% .

En esta situación de prevalencia, un resultado positivo tiene una probabilidad de 85.7% de ser realmente un individuo enfermo, mientras que un resultado negativo tiene una probabilidad de 99.8% de ser realmente un individuo sano.

Además en la población estudiada se ha observado una prevalencia real y aparente del 1.3%.

<b>Sensibilidad :</b>	<b>85.7%</b>	(81.7%, 89.6%)
<b>Especificidad :</b>	<b>99.8%</b>	(99.7%, 99.9%)
Valor Predictivo Positivo :	85.7%	(81.7%, 89.6%)
Valor Predictivo Negativo :	99.8%	(99.7%, 99.9%)
Prevalencia real :	1.3%	(1.2%, 1.5%)
Prevalencia aparente :	1.3%	(1.2%, 1.5%)
Índice de Youden :	85.5%	(81.5%, 89.4%)
Fiabilidad :	99.6%	(99.5%, 99.7%)

### 5.2.3. Análisis estadístico conjunto de los modelos DTW-75 Y MFCC-75.

Una vez obtenidos los resultados para cada Modelo y realizado su análisis estadístico, pasamos a obtener los estudios en serie y en paralelo de ambos Modelos.

## Datos

El objetivo es estimar las características de una combinación de los dos Modelos de diagnóstico utilizados:

MODELO :	MFCC	DTW
Sensibilidad :	85.67%	84.33%
Especificidad :	99.81%	99.79%
Prevalencia %:	1.33%	
Tamaño de población :	22500	

## Resultados

Al combinar las dos Modelos en serie se obtiene una reducción de los falsos positivos, y por lo tanto aumenta la especificidad (100.0%), aunque a costa de disminuir la sensibilidad (72.2%).

Por el contrario cuando combinamos las dos Modelos en paralelo obtenemos una reducción de los falsos negativos, y por lo tanto aumenta la sensibilidad (97.8%), aunque disminuye la especificidad (99.6%).

	MFCC	DTW																		
Val. Pred. Positivo :	85.9%	84.4%																		
Val. Pred. Negativo :	99.8%	99.8%																		
Prev. aparente :	1.3%	1.3%																		
Índice de Youden :	85.5%	84.1%																		
Fiabilidad :	99.6%	99.6%																		
	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td><b>Cotejo</b></td> <td>257</td> <td>43</td> </tr> <tr> <td></td> <td>43</td> <td>22157</td> </tr> </tbody> </table>		Pos	Neg	<b>Cotejo</b>	257	43		43	22157	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td><b>Cotejo</b></td> <td>253</td> <td>47</td> </tr> <tr> <td></td> <td>47</td> <td>22153</td> </tr> </tbody> </table>		Pos	Neg	<b>Cotejo</b>	253	47		47	22153
	Pos	Neg																		
<b>Cotejo</b>	257	43																		
	43	22157																		
	Pos	Neg																		
<b>Cotejo</b>	253	47																		
	47	22153																		
	<b>Serie</b>	<b>Paralelo</b>																		
<b>Sensibilidad :</b>	<b>72.2%</b>	<b>97.8%</b>																		
<b>Especificidad :</b>	<b>100.0%</b>	<b>99.6%</b>																		
Val. Pred. Positivo :	100.0%	76.7%																		
Val. Pred. Negativo :	99.6%	100.0%																		
Prev. aparente :	1.0%	1.7%																		
Índice de Youden :	72.2%	97.4%																		
Fiabilidad :	99.6%	99.6%																		

		Pos	Neg			Pos	Neg
<b>Cotejo</b>	I+	216	0	<b>Cotejo</b>	I+	293	89
	I-	83	22201		I-	7	22112

## 5.4. RESULTADOS: BASE DE DATOS DE 100 LOCUTORES.

### 5.4.1 Modelo DTW-100.

#### Datos

ESTUDIO ESTADÍSTICO DEL MODELO DTW-100				
		Verdadero diagnóstico		Total
		Positivo	Negativo	
Resultado de la prueba	Identificaciones Positivas	323	77	400
	Identificaciones Negativas	77	39523	39600
	Total	400	39600	40000

#### Resultados

La prueba diagnóstica evaluada presenta una sensibilidad de 80.8% y una especificidad de 99.8% .

En esta situación de prevalencia, un resultado positivo tiene una probabilidad de 80.8% de ser realmente un individuo enfermo, mientras que un resultado negativo tiene una probabilidad de 99.8% de ser realmente un individuo sano.

Además en la población estudiada se ha observado una prevalencia real del 1.0%, aunque la prueba diagnóstica evaluada muestra una prevalencia aparente del 1.0%.

<b>Sensibilidad :</b>	<b>80.8%</b> (76.9%, 84.6%)
<b>Especificidad :</b>	<b>99.8%</b> (99.8%, 99.8%)
Valor Predictivo Positivo :	80.8% (76.9%, 84.6%)
Valor Predictivo Negativo :	99.8% (99.8%, 99.8%)
Prevalencia real :	1.0% (0.9%, 1.1%)
Prevalencia aparente :	1.0% (0.9%, 1.1%)
Índice de Youden :	80.6% (76.7%, 84.4%)
Fiabilidad :	99.6% (99.6%, 99.7%)

### 5.4.2 Modelo MFCC-100.

#### Datos

ESTUDIO ESTADÍSTICO DEL MODELO MFCC-100				
		Verdadero diagnóstico		Total
		Positivo	Negativo	
Resultado de la prueba	Identificaciones Positivas	331	69	400
	Identificaciones Negativas	69	39531	39600
	Total	400	39600	40000

#### Resultados

La prueba diagnóstica evaluada presenta una sensibilidad de 82.8% y una especificidad de 99.8%.

En esta situación de prevalencia, un resultado positivo tiene una probabilidad de 82.8% de ser realmente un individuo enfermo, mientras que un resultado negativo tiene una probabilidad de 99.8% de ser realmente un individuo sano.

Además en la población estudiada se ha observado una prevalencia real del 1.0%, aunque la prueba diagnóstica evaluada muestra una prevalencia aparente del 1.0%.

<b>Sensibilidad :</b>	<b>82.8%</b>	(79.0%, 86.5%)
<b>Especificidad :</b>	<b>99.8%</b>	(99.8%, 99.9%)
Valor Predictivo Positivo :	82.8%	(79.0%, 86.5%)
Valor Predictivo Negativo :	99.8%	(99.8%, 99.9%)
Prevalencia real :	1.0%	(0.9%, 1.1%)
Prevalencia aparente :	1.0%	(0.9%, 1.1%)
Índice de Youden :	82.6%	(78.9%, 86.3%)
Fiabilidad :	99.7%	(99.6%, 99.7%)

#### 5.4.3. Análisis estadístico conjunto de los modelos DTW-100 Y MFCC-100.

Una vez obtenidos los resultados para cada Modelo y realizado su análisis estadístico, pasamos a obtener los estudios en serie y en paralelo de ambos Modelos.

#### Datos

El objetivo es estimar las características de una combinación de los dos Modelos de diagnóstico utilizados:

MODELO :	MFCC	DTW
Sensibilidad :	82.75%	80.75%
Especificidad :	99.83%	99.81%
Prevalencia %:	1%	
Tamaño de población :	40000	

### Resultados

Al combinar las dos Modelos en serie se obtiene una reducción de los falsos positivos, y por lo tanto aumenta la especificidad (100.0%), aunque a costa de disminuir la sensibilidad (66.8%).

Por el contrario cuando combinamos las dos Modelos en paralelo obtenemos una reducción de los falsos negativos, y por lo tanto aumenta la sensibilidad (96.7%), aunque disminuye la especificidad (99.6%).

	MFCC				DTW																									
Val. Pred. Positivo :	83.1%				81.1%																									
Val. Pred. Negativo :	99.8%				99.8%																									
Prev. aparente :	1.0%				1.0%																									
Índice de Youden :	82.6%				80.6%																									
Fiabilidad :	99.7%				99.6%																									
	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td rowspan="2">Cotejo</td> <td>I+</td> <td>331</td> <td>69</td> </tr> <tr> <td>I-</td> <td>69</td> <td>39531</td> </tr> </tbody> </table>						Pos	Neg	Cotejo	I+	331	69	I-	69	39531	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td rowspan="2">Cotejo</td> <td>I+</td> <td>323</td> <td>77</td> </tr> <tr> <td>I-</td> <td>77</td> <td>39523</td> </tr> </tbody> </table>						Pos	Neg	Cotejo	I+	323	77	I-	77	39523
		Pos	Neg																											
Cotejo	I+	331	69																											
	I-	69	39531																											
		Pos	Neg																											
Cotejo	I+	323	77																											
	I-	77	39523																											
	Serie				Paralelo																									
<b>Sensibilidad :</b>	<b>66.8%</b>				<b>96.7%</b>																									
<b>Especificidad :</b>	<b>100.0%</b>				<b>99.6%</b>																									
Val. Pred. Positivo :	100.0%				73.1%																									
Val. Pred. Negativo :	99.7%				100.0%																									
Prev. aparente :	0.7%				1.3%																									
Índice de Youden :	66.8%				96.3%																									
Fiabilidad :	99.7%				99.6%																									
	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td rowspan="2">Cotejo</td> <td>I+</td> <td>267</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>I-</td> <td>133</td> <td>39600</td> </tr> </tbody> </table>						Pos	Neg	Cotejo	I+	267	0	I-	133	39600	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th></th> <th>Pos</th> <th>Neg</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td rowspan="2">Cotejo</td> <td>I+</td> <td>387</td> <td>142</td> </tr> <tr> <td>I-</td> <td>13</td> <td>39458</td> </tr> </tbody> </table>						Pos	Neg	Cotejo	I+	387	142	I-	13	39458
		Pos	Neg																											
Cotejo	I+	267	0																											
	I-	133	39600																											
		Pos	Neg																											
Cotejo	I+	387	142																											
	I-	13	39458																											

## 5.5 ANEXOS: TABLAS DE RESULTADOS

### 5.5.1 ANEXO I. BASE DE DATOS DE 25 LOCUTORES.

#### AI.1 Modelo DTW-25.

RESULTADOS MODELO DTW-25				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I01-09-UNO	I01-04-UNO	1	3,886139225	CORRECTO
I01-10-UNO	I01-01-UNO	1	2,694754549	CORRECTO
I01-11-UNO	I01-07-UNO	1	2,71551102	CORRECTO
I01-12-UNO	I01-05-UNO	1	3,977643381	CORRECTO
I02-09-UNO	I02-07-UNO	2	4,280292502	CORRECTO
I02-10-UNO	I02-07-UNO	2	5,286976428	CORRECTO
I02-11-UNO	I02-07-UNO	2	4,445627891	CORRECTO
I02-12-UNO	I02-07-UNO	2	3,141259449	CORRECTO
I03-09-UNO	I03-06-UNO	3	3,614180479	CORRECTO
I03-10-UNO	I03-08-UNO	3	3,344785577	CORRECTO
I03-11-UNO	I03-06-UNO	3	5,092562658	CORRECTO
I03-12-UNO	I03-06-UNO	3	5,122335425	CORRECTO
I04-09-UNO	I04-03-UNO	4	3,623062691	CORRECTO
I04-10-UNO	I04-06-UNO	4	4,821717536	CORRECTO
I04-11-UNO	I04-07-UNO	4	4,155491303	CORRECTO
I04-12-UNO	I04-01-UNO	4	5,581559484	CORRECTO
I05-09-UNO	I05-08-UNO	5	3,674444165	CORRECTO
I05-10-UNO	I05-08-UNO	5	3,104937464	CORRECTO
I05-11-UNO	I05-08-UNO	5	3,043069665	CORRECTO
I05-12-UNO	I05-05-UNO	5	3,779064364	CORRECTO
I06-09-UNO	I06-08-UNO	6	3,664416109	CORRECTO
I06-10-UNO	I06-05-UNO	6	6,365057833	CORRECTO
I06-11-UNO	I06-06-UNO	6	4,032627723	CORRECTO
I06-12-UNO	I06-02-UNO	6	3,834474298	CORRECTO
I07-09-UNO	I07-08-UNO	7	3,029880351	CORRECTO
I07-10-UNO	I07-06-UNO	7	2,090116419	CORRECTO
I07-11-UNO	I07-07-UNO	7	1,923823414	CORRECTO
I07-12-UNO	I07-07-UNO	7	2,345762793	CORRECTO
I08-09-UNO	I16-04-UNO	16	4,510712433	INCORRECTO
I08-10-UNO	I08-07-UNO	8	3,839387716	CORRECTO
I08-11-UNO	I08-06-UNO	8	2,6510082	CORRECTO
I08-12-UNO	I08-03-UNO	8	3,995974194	CORRECTO
I09-09-UNO	I09-07-UNO	9	2,672287647	CORRECTO
I09-10-UNO	I09-07-UNO	9	2,192424616	CORRECTO
I09-11-UNO	I09-07-UNO	9	2,384052349	CORRECTO
I09-12-UNO	I09-05-UNO	9	2,58572683	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-25				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I10-09-UNO	I10-06-UNO	10	2,539156483	CORRECTO
I10-10-UNO	I10-08-UNO	10	4,972426548	CORRECTO
I10-11-UNO	I10-03-UNO	10	4,302945797	CORRECTO
I10-12-UNO	I10-07-UNO	10	3,386144416	CORRECTO
I11-09-UNO	I11-06-UNO	11	3,909783228	CORRECTO
I11-10-UNO	I11-08-UNO	11	3,589197843	CORRECTO
I11-11-UNO	I11-05-UNO	11	4,532173431	CORRECTO
I11-12-UNO	I11-08-UNO	11	1,648382613	CORRECTO
I12-09-UNO	I12-01-UNO	12	3,398232055	CORRECTO
I12-10-UNO	I12-02-UNO	12	4,8946902	CORRECTO
I12-11-UNO	I12-04-UNO	12	3,155683195	CORRECTO
I12-12-UNO	I12-02-UNO	12	3,02474111	CORRECTO
I13-09-UNO	I25-05-UNO	25	5,07457872	INCORRECTO
I13-10-UNO	I13-05-UNO	13	3,707322717	CORRECTO
I13-11-UNO	I13-07-UNO	13	2,820214712	CORRECTO
I13-12-UNO	I13-06-UNO	13	3,753926765	CORRECTO
I14-09-UNO	I14-08-UNO	14	3,728359072	CORRECTO
I14-10-UNO	I14-05-UNO	14	4,632979199	CORRECTO
I14-11-UNO	I14-08-UNO	14	4,603228732	CORRECTO
I14-12-UNO	I14-07-UNO	14	3,884797751	CORRECTO
I15-09-UNO	I15-06-UNO	15	4,644892595	CORRECTO
I15-10-UNO	I15-04-UNO	15	4,486795743	CORRECTO
I15-11-UNO	I15-03-UNO	15	4,184956443	CORRECTO
I15-12-UNO	I15-05-UNO	15	3,246880743	CORRECTO
I16-09-UNO	I16-08-UNO	16	2,861159931	CORRECTO
I16-10-UNO	I16-06-UNO	16	5,545783311	CORRECTO
I16-11-UNO	I16-08-UNO	16	2,471968763	CORRECTO
I16-12-UNO	I16-08-UNO	16	3,379568054	CORRECTO
I17-09-UNO	I17-08-UNO	17	3,9576084	CORRECTO
I17-10-UNO	I17-06-UNO	17	4,69323129	CORRECTO
I17-11-UNO	I08-05-UNO	8	5,864585287	INCORRECTO
I17-12-UNO	I17-03-UNO	17	5,184052884	CORRECTO
I18-09-UNO	I18-08-UNO	18	2,72829003	CORRECTO
I18-10-UNO	I18-08-UNO	18	2,53525328	CORRECTO
I18-11-UNO	I18-08-UNO	18	3,138110411	CORRECTO
I18-12-UNO	I18-08-UNO	18	6,940687025	CORRECTO
I19-09-UNO	I19-07-UNO	19	2,163283125	CORRECTO
I19-10-UNO	I19-07-UNO	19	3,93103765	CORRECTO
I19-11-UNO	I03-05-UNO	3	3,539352209	INCORRECTO
I19-12-UNO	I19-05-UNO	19	3,772228306	CORRECTO
I20-09-UNO	I20-01-UNO	20	4,33965934	CORRECTO
I20-10-UNO	I20-08-UNO	20	4,601727192	CORRECTO
I20-11-UNO	I20-01-UNO	20	3,767778445	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-25				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I20-12-UNO	I20-07-UNO	20	3,493498158	CORRECTO
I21-09-UNO	I21-05-UNO	21	3,072664819	CORRECTO
I21-10-UNO	I21-07-UNO	21	2,602454174	CORRECTO
I21-11-UNO	I21-06-UNO	21	3,820544572	CORRECTO
I21-12-UNO	I21-07-UNO	21	3,653201373	CORRECTO
I22-09-UNO	I22-06-UNO	22	4,238848248	CORRECTO
I22-10-UNO	I22-02-UNO	22	4,659145903	CORRECTO
I22-11-UNO	I22-03-UNO	22	5,045280981	CORRECTO
I22-12-UNO	I22-08-UNO	22	5,225842425	CORRECTO
I23-09-UNO	I23-05-UNO	23	3,111080925	CORRECTO
I23-10-UNO	I23-01-UNO	23	3,22871602	CORRECTO
I23-11-UNO	I23-03-UNO	23	3,048532245	CORRECTO
I23-12-UNO	I23-05-UNO	23	3,214663286	CORRECTO
I24-09-UNO	I24-05-UNO	24	4,365595265	CORRECTO
I24-10-UNO	I24-05-UNO	24	4,625236491	CORRECTO
I24-11-UNO	I24-05-UNO	24	5,947300344	CORRECTO
I24-12-UNO	I24-05-UNO	24	4,84739079	CORRECTO
I25-09-UNO	I25-08-UNO	25	3,178093745	CORRECTO
I25-10-UNO	I25-07-UNO	25	4,166483189	CORRECTO
I25-11-UNO	I25-07-UNO	25	5,143555622	CORRECTO
I25-12-UNO	I08-05-UNO	8	6,351878974	INCORRECTO

### AI.2 Modelo MFCC-25.

RESULTADOS MODELO MFCC-25				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I01-09-UNO	I01-06-UNO	1	6,9867	CORRECTO
I01-10-UNO	I01-05-UNO	1	6,1311	CORRECTO
I01-11-UNO	I01-01-UNO	1	5,7730	CORRECTO
I01-12-UNO	I01-05-UNO	1	6,5280	CORRECTO
I02-09-UNO	I02-07-UNO	2	6,8549	CORRECTO
I02-10-UNO	I02-07-UNO	2	7,6754	CORRECTO
I02-11-UNO	I02-07-UNO	2	6,6519	CORRECTO
I02-12-UNO	I02-07-UNO	2	6,6973	CORRECTO
I03-09-UNO	I03-08-UNO	3	7,1891	CORRECTO
I03-10-UNO	I03-08-UNO	3	6,1654	CORRECTO
I03-11-UNO	I03-06-UNO	3	8,1415	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-25				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I03-12-UNO	I13-08-UNO	13	6,3259	<b>INCORRECTO</b>
I04-09-UNO	I04-06-UNO	4	7,1431	CORRECTO
I04-10-UNO	I04-06-UNO	4	7,4877	CORRECTO
I04-11-UNO	I04-06-UNO	4	7,3939	CORRECTO
I04-12-UNO	I04-01-UNO	4	7,4660	CORRECTO
I05-09-UNO	I05-08-UNO	5	6,5949	CORRECTO
I05-10-UNO	I05-01-UNO	5	6,2167	CORRECTO
I05-11-UNO	I05-08-UNO	5	6,0856	CORRECTO
I05-12-UNO	I05-07-UNO	5	5,6891	CORRECTO
I06-09-UNO	I13-05-UNO	13	6,3401	<b>INCORRECTO</b>
I06-10-UNO	I06-05-UNO	6	6,7479	CORRECTO
I06-11-UNO	I06-03-UNO	6	5,8422	CORRECTO
I06-12-UNO	I06-02-UNO	6	5,9416	CORRECTO
I07-09-UNO	I07-06-UNO	7	6,8141	CORRECTO
I07-10-UNO	I07-06-UNO	7	6,5989	CORRECTO
I07-11-UNO	I07-06-UNO	7	6,1911	CORRECTO
I07-12-UNO	I07-06-UNO	7	6,5005	CORRECTO
I08-09-UNO	I08-04-UNO	8	5,7068	CORRECTO
I08-10-UNO	I08-08-UNO	8	5,3604	CORRECTO
I08-11-UNO	I08-08-UNO	8	5,3947	CORRECTO
I08-12-UNO	I08-03-UNO	8	6,1554	CORRECTO
I09-09-UNO	I09-07-UNO	9	6,1705	CORRECTO
I09-10-UNO	I09-07-UNO	9	6,4155	CORRECTO
I09-11-UNO	I09-07-UNO	9	6,3579	CORRECTO
I09-12-UNO	I09-03-UNO	9	6,2804	CORRECTO
I10-09-UNO	I10-05-UNO	10	7,1495	CORRECTO
I10-10-UNO	I10-08-UNO	10	6,6429	CORRECTO
I10-11-UNO	I10-03-UNO	10	7,2631	CORRECTO
I10-12-UNO	I10-07-UNO	10	6,9614	CORRECTO
I11-09-UNO	I11-06-UNO	11	6,5546	CORRECTO
I11-10-UNO	I11-08-UNO	11	6,7946	CORRECTO
I11-11-UNO	I11-05-UNO	11	7,2402	CORRECTO
I11-12-UNO	I11-08-UNO	11	5,9043	CORRECTO
I12-09-UNO	I12-01-UNO	12	6,1213	CORRECTO
I12-10-UNO	I12-02-UNO	12	6,9251	CORRECTO
I12-11-UNO	I12-03-UNO	12	5,6691	CORRECTO
I12-12-UNO	I12-02-UNO	12	6,0710	CORRECTO
I13-09-UNO	I13-01-UNO	13	6,2652	CORRECTO
I13-10-UNO	I13-05-UNO	13	5,9256	CORRECTO
I13-11-UNO	I13-07-UNO	13	6,0881	CORRECTO
I13-12-UNO	I13-06-UNO	13	6,2030	CORRECTO
I14-09-UNO	I14-05-UNO	14	4,7143	CORRECTO
I14-10-UNO	I14-08-UNO	14	5,8334	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-25				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I14-11-UNO	I14-08-UNO	14	5,6769	CORRECTO
I14-12-UNO	I14-07-UNO	14	6,0007	CORRECTO
I15-09-UNO	I15-06-UNO	15	7,4854	CORRECTO
I15-10-UNO	I15-04-UNO	15	6,8117	CORRECTO
I15-11-UNO	I15-06-UNO	15	6,4250	CORRECTO
I15-12-UNO	I15-05-UNO	15	5,6981	CORRECTO
I16-09-UNO	I16-05-UNO	16	5,8177	CORRECTO
I16-10-UNO	I21-03-UNO	21	6,3981	INCORRECTO
I16-11-UNO	I16-08-UNO	16	5,7298	CORRECTO
I16-12-UNO	I16-05-UNO	16	6,4202	CORRECTO
I17-09-UNO	I17-08-UNO	17	6,1396	CORRECTO
I17-10-UNO	I17-06-UNO	17	5,8465	CORRECTO
I17-11-UNO	I17-01-UNO	17	5,5714	CORRECTO
I17-12-UNO	I17-03-UNO	17	5,7568	CORRECTO
I18-09-UNO	I18-08-UNO	18	5,9536	CORRECTO
I18-10-UNO	I18-08-UNO	18	6,2222	CORRECTO
I18-11-UNO	I18-08-UNO	18	7,1021	CORRECTO
I18-12-UNO	I18-08-UNO	18	8,2309	CORRECTO
I19-09-UNO	I19-07-UNO	19	5,8302	CORRECTO
I19-10-UNO	I19-07-UNO	19	6,0162	CORRECTO
I19-11-UNO	I19-07-UNO	19	5,9415	CORRECTO
I19-12-UNO	I19-07-UNO	19	5,5585	CORRECTO
I20-09-UNO	I20-01-UNO	20	5,1857	CORRECTO
I20-10-UNO	I20-06-UNO	20	5,9394	CORRECTO
I20-11-UNO	I20-08-UNO	20	5,8997	CORRECTO
I20-12-UNO	I20-07-UNO	20	6,9220	CORRECTO
I21-09-UNO	I21-06-UNO	21	6,3209	CORRECTO
I21-10-UNO	I21-03-UNO	21	5,7565	CORRECTO
I21-11-UNO	I21-03-UNO	21	5,6138	CORRECTO
I21-12-UNO	I21-01-UNO	21	5,5828	CORRECTO
I22-09-UNO	I22-08-UNO	22	5,9725	CORRECTO
I22-10-UNO	I22-07-UNO	22	5,8425	CORRECTO
I22-11-UNO	I22-03-UNO	22	5,8060	CORRECTO
I22-12-UNO	I22-07-UNO	22	5,1775	CORRECTO
I23-09-UNO	I23-05-UNO	23	5,9281	CORRECTO
I23-10-UNO	I23-08-UNO	23	6,2917	CORRECTO
I23-11-UNO	I23-06-UNO	23	6,5013	CORRECTO
I23-12-UNO	I23-04-UNO	23	6,2527	CORRECTO
I24-09-UNO	I24-03-UNO	24	6,4917	CORRECTO
I24-10-UNO	I24-02-UNO	24	6,6611	CORRECTO
I24-11-UNO	I24-07-UNO	24	6,1276	CORRECTO
I24-12-UNO	I24-07-UNO	24	6,2693	CORRECTO
I25-09-UNO	I25-08-UNO	25	5,2701	CORRECTO

<b>RESULTADOS MODELO MFCC-25</b>				
<b>SEÑAL DUBITADA</b>	<b>SEÑAL INDUBITADA</b>	<b>ID</b>	<b>DISTANCIA</b>	<b>RESULTADO</b>
I25-10-UNO	I25-07-UNO	25	5,4931	CORRECTO
I25-11-UNO	I25-07-UNO	25	5,8811	CORRECTO
I25-12-UNO	I25-08-UNO	25	6,5177	CORRECTO

## 5.5.2 ANEXO II. BASE DE DATOS DE 50 LOCUTORES.

### All.1 Modelo DTW-50.

<b>RESULTADOS MODELO DTW-50</b>				
<b>SEÑAL DUBITADA</b>	<b>SEÑAL INDUBITADA</b>	<b>ID</b>	<b>DISTANCIA</b>	<b>RESULTADO</b>
I01-09-UNO	I01-04-UNO	1	3,8861	CORRECTO
I01-10-UNO	I01-01-UNO	1	2,6948	CORRECTO
I01-11-UNO	I01-07-UNO	1	2,7155	CORRECTO
I01-12-UNO	I01-05-UNO	1	3,9776	CORRECTO
I02-09-UNO	I02-07-UNO	2	4,2803	CORRECTO
I02-10-UNO	I02-07-UNO	2	5,2870	CORRECTO
I02-11-UNO	I02-07-UNO	2	4,4456	CORRECTO
I02-12-UNO	I02-07-UNO	2	3,1413	CORRECTO
I03-09-UNO	I03-06-UNO	3	3,6142	CORRECTO
I03-10-UNO	I03-08-UNO	3	3,3448	CORRECTO
I03-11-UNO	I03-06-UNO	3	5,0926	CORRECTO
I03-12-UNO	I03-06-UNO	3	5,1223	CORRECTO
I04-09-UNO	I04-03-UNO	4	3,6231	CORRECTO
I04-10-UNO	I04-06-UNO	4	4,8217	CORRECTO
I04-11-UNO	I04-07-UNO	4	4,1555	CORRECTO
I04-12-UNO	I04-01-UNO	4	5,5816	CORRECTO
I05-09-UNO	I05-08-UNO	5	3,6744	CORRECTO
I05-10-UNO	I05-08-UNO	5	3,1049	CORRECTO
I05-11-UNO	I05-08-UNO	5	3,0431	CORRECTO
I05-12-UNO	I05-05-UNO	5	3,7791	CORRECTO
I06-09-UNO	I06-08-UNO	6	3,6644	CORRECTO
I06-10-UNO	I06-05-UNO	6	6,3651	CORRECTO
I06-11-UNO	I06-06-UNO	6	4,0326	CORRECTO
I06-12-UNO	I06-02-UNO	6	3,8345	CORRECTO
I07-09-UNO	I07-08-UNO	7	3,0299	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I07-10-UNO	I07-06-UNO	7	2,0901	CORRECTO
I07-11-UNO	I07-07-UNO	7	1,9238	CORRECTO
I07-12-UNO	I07-07-UNO	7	2,3458	CORRECTO
I08-09-UNO	I16-04-UNO	16	4,5107	INCORRECTO
I08-10-UNO	I08-07-UNO	8	3,8394	CORRECTO
I08-11-UNO	I08-06-UNO	8	2,6510	CORRECTO
I08-12-UNO	I08-03-UNO	8	3,9960	CORRECTO
I09-09-UNO	I09-07-UNO	9	2,6723	CORRECTO
I09-10-UNO	I09-07-UNO	9	2,1924	CORRECTO
I09-11-UNO	I09-07-UNO	9	2,3841	CORRECTO
I09-12-UNO	I09-05-UNO	9	2,5857	CORRECTO
I10-09-UNO	I10-06-UNO	10	2,5392	CORRECTO
I10-10-UNO	I10-08-UNO	10	4,9724	CORRECTO
I10-11-UNO	I10-03-UNO	10	4,3029	CORRECTO
I10-12-UNO	I10-07-UNO	10	3,3861	CORRECTO
I11-09-UNO	I11-06-UNO	11	3,9098	CORRECTO
I11-10-UNO	I11-08-UNO	11	3,5892	CORRECTO
I11-11-UNO	I50-06-UNO	50	4,3981	INCORRECTO
I11-12-UNO	I11-08-UNO	11	1,6484	CORRECTO
I12-09-UNO	I12-01-UNO	12	3,3982	CORRECTO
I12-10-UNO	I12-02-UNO	12	4,8947	CORRECTO
I12-11-UNO	I12-04-UNO	12	3,1557	CORRECTO
I12-12-UNO	I12-02-UNO	12	3,0247	CORRECTO
I13-09-UNO	I25-05-UNO	25	5,0746	INCORRECTO
I13-10-UNO	I13-05-UNO	13	3,7073	CORRECTO
I13-11-UNO	I13-07-UNO	13	2,8202	CORRECTO
I13-12-UNO	I13-06-UNO	13	3,7539	CORRECTO
I14-09-UNO	I14-08-UNO	14	3,7284	CORRECTO
I14-10-UNO	I14-05-UNO	14	4,6330	CORRECTO
I14-11-UNO	I14-08-UNO	14	4,6032	CORRECTO
I14-12-UNO	I14-07-UNO	14	3,8848	CORRECTO
I15-09-UNO	I15-06-UNO	15	4,6449	CORRECTO
I15-10-UNO	I15-04-UNO	15	4,4868	CORRECTO
I15-11-UNO	I15-03-UNO	15	4,1850	CORRECTO
I15-12-UNO	I15-05-UNO	15	3,2469	CORRECTO
I16-09-UNO	I16-08-UNO	16	2,8612	CORRECTO
I16-10-UNO	I45-05-UNO	45	5,3596	INCORRECTO
I16-11-UNO	I16-08-UNO	16	2,4720	CORRECTO
I16-12-UNO	I16-08-UNO	16	3,3796	CORRECTO
I17-09-UNO	I17-08-UNO	17	3,9576	CORRECTO
I17-10-UNO	I17-06-UNO	17	4,6932	CORRECTO
I17-11-UNO	I33-07-UNO	33	5,7498	INCORRECTO
I17-12-UNO	I17-03-UNO	17	5,1841	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I18-09-UNO	I18-08-UNO	18	2,7283	CORRECTO
I18-10-UNO	I18-08-UNO	18	2,5353	CORRECTO
I18-11-UNO	I18-08-UNO	18	3,1381	CORRECTO
I18-12-UNO	I18-08-UNO	18	6,9407	CORRECTO
I19-09-UNO	I19-07-UNO	19	2,1633	CORRECTO
I19-10-UNO	I19-07-UNO	19	3,9310	CORRECTO
I19-11-UNO	I03-05-UNO	3	3,5394	INCORRECTO
I19-12-UNO	I19-05-UNO	19	3,7722	CORRECTO
I20-09-UNO	I20-01-UNO	20	4,3397	CORRECTO
I20-10-UNO	I20-08-UNO	20	4,6017	CORRECTO
I20-11-UNO	I20-01-UNO	20	3,7678	CORRECTO
I20-12-UNO	I20-07-UNO	20	3,4935	CORRECTO
I21-09-UNO	I21-05-UNO	21	3,0727	CORRECTO
I21-10-UNO	I21-07-UNO	21	2,6025	CORRECTO
I21-11-UNO	I21-06-UNO	21	3,8205	CORRECTO
I21-12-UNO	I21-07-UNO	21	3,6532	CORRECTO
I22-09-UNO	I22-06-UNO	22	4,2388	CORRECTO
I22-10-UNO	I22-02-UNO	22	4,6591	CORRECTO
I22-11-UNO	I22-03-UNO	22	5,0453	CORRECTO
I22-12-UNO	I22-08-UNO	22	5,2258	CORRECTO
I23-09-UNO	I23-05-UNO	23	3,1111	CORRECTO
I23-10-UNO	I23-01-UNO	23	3,2287	CORRECTO
I23-11-UNO	I23-03-UNO	23	3,0485	CORRECTO
I23-12-UNO	I23-05-UNO	23	3,2147	CORRECTO
I24-09-UNO	I24-05-UNO	24	4,3656	CORRECTO
I24-10-UNO	I24-05-UNO	24	4,6252	CORRECTO
I24-11-UNO	I24-05-UNO	24	5,9473	CORRECTO
I24-12-UNO	I24-05-UNO	24	4,8474	CORRECTO
I25-09-UNO	I25-08-UNO	25	3,1781	CORRECTO
I25-10-UNO	I25-07-UNO	25	4,1665	CORRECTO
I25-11-UNO	I25-07-UNO	25	5,1436	CORRECTO
I25-12-UNO	I08-05-UNO	8	6,3519	INCORRECTO
I26-09-UNO	I26-08-UNO	26	2,5502	CORRECTO
I26-10-UNO	I26-07-UNO	26	4,2777	CORRECTO
I26-11-UNO	I26-07-UNO	26	4,0644	CORRECTO
I26-12-UNO	I27-08-UNO	27	4,8680	INCORRECTO
I27-09-UNO	I27-08-UNO	27	3,9638	CORRECTO
I27-10-UNO	I27-05-UNO	27	4,1992	CORRECTO
I27-11-UNO	I27-08-UNO	27	3,3666	CORRECTO
I27-12-UNO	I27-08-UNO	27	3,6685	CORRECTO
I28-09-UNO	I28-05-UNO	28	3,6567	CORRECTO
I28-10-UNO	I28-08-UNO	28	1,8424	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I28-11-UNO	I28-08-UNO	28	2,8746	CORRECTO
I28-12-UNO	I35-06-UNO	35	7,2056	INCORRECTO
I29-09-UNO	I29-08-UNO	29	2,7880	CORRECTO
I29-10-UNO	I50-01-UNO	50	3,7639	INCORRECTO
I29-11-UNO	I29-07-UNO	29	3,2452	CORRECTO
I29-12-UNO	I45-07-UNO	45	3,1115	INCORRECTO
I30-09-UNO	I30-06-UNO	30	5,0582	CORRECTO
I30-10-UNO	I30-08-UNO	30	6,6039	CORRECTO
I30-11-UNO	I30-03-UNO	30	4,5268	CORRECTO
I30-12-UNO	I30-07-UNO	30	4,1842	CORRECTO
I31-09-UNO	I31-07-UNO	31	3,4608	CORRECTO
I31-10-UNO	I31-07-UNO	31	4,4116	CORRECTO
I31-11-UNO	I31-03-UNO	31	7,5179	CORRECTO
I31-12-UNO	I31-07-UNO	31	2,2024	CORRECTO
I32-09-UNO	I32-06-UNO	32	3,1304	CORRECTO
I32-10-UNO	I32-08-UNO	32	4,0889	CORRECTO
I32-11-UNO	I32-08-UNO	32	3,6424	CORRECTO
I32-12-UNO	I32-08-UNO	32	3,5659	CORRECTO
I33-09-UNO	I33-08-UNO	33	2,6952	CORRECTO
I33-10-UNO	I34-02-UNO	34	4,8369	INCORRECTO
I33-11-UNO	I33-01-UNO	33	4,2814	CORRECTO
I33-12-UNO	I33-07-UNO	33	3,7487	CORRECTO
I34-09-UNO	I46-07-UNO	46	4,3953	INCORRECTO
I34-10-UNO	I34-06-UNO	34	3,8722	CORRECTO
I34-11-UNO	I34-02-UNO	34	7,2971	CORRECTO
I34-12-UNO	I16-04-UNO	16	4,1953	INCORRECTO
I35-09-UNO	I35-05-UNO	35	4,0613	CORRECTO
I35-10-UNO	I35-07-UNO	35	3,2367	CORRECTO
I35-11-UNO	I35-07-UNO	35	3,8762	CORRECTO
I35-12-UNO	I35-05-UNO	35	3,6970	CORRECTO
I36-09-UNO	I36-05-UNO	36	4,2540	CORRECTO
I36-10-UNO	I36-08-UNO	36	2,9943	CORRECTO
I36-11-UNO	I36-08-UNO	36	4,9311	CORRECTO
I36-12-UNO	I36-05-UNO	36	4,4173	CORRECTO
I37-09-UNO	I37-03-UNO	37	4,3381	CORRECTO
I37-10-UNO	I37-08-UNO	37	3,0940	CORRECTO
I37-11-UNO	I37-03-UNO	37	2,6663	CORRECTO
I37-12-UNO	I37-03-UNO	37	3,0630	CORRECTO
I38-09-UNO	I38-06-UNO	38	6,2007	CORRECTO
I38-10-UNO	I38-01-UNO	38	3,9435	CORRECTO
I38-11-UNO	I38-01-UNO	38	4,0398	CORRECTO
I38-12-UNO	I38-01-UNO	38	3,6608	CORRECTO
I39-09-UNO	I39-03-UNO	39	4,1783	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I39-10-UNO	I39-03-UNO	39	3,0331	CORRECTO
I39-11-UNO	I39-05-UNO	39	3,9682	CORRECTO
I39-12-UNO	I39-06-UNO	39	2,7889	CORRECTO
I40-09-UNO	I40-08-UNO	40	4,0166	CORRECTO
I40-10-UNO	I40-01-UNO	40	4,3036	CORRECTO
I40-11-UNO	I40-08-UNO	40	3,2469	CORRECTO
I40-12-UNO	I40-03-UNO	40	4,1572	CORRECTO
I41-09-UNO	I41-07-UNO	41	3,5964	CORRECTO
I41-10-UNO	I41-06-UNO	41	3,6559	CORRECTO
I41-11-UNO	I22-06-UNO	22	7,5182	INCORRECTO
I41-12-UNO	I41-05-UNO	41	4,4230	CORRECTO
I42-09-UNO	I42-07-UNO	42	4,1087	CORRECTO
I42-10-UNO	I25-02-UNO	25	5,8351	INCORRECTO
I42-11-UNO	I42-07-UNO	42	4,0726	CORRECTO
I42-12-UNO	I42-07-UNO	42	2,8960	CORRECTO
I43-09-UNO	I29-07-UNO	29	4,7312	INCORRECTO
I43-10-UNO	I43-07-UNO	43	4,2369	CORRECTO
I43-11-UNO	I43-07-UNO	43	3,0426	CORRECTO
I43-12-UNO	I43-07-UNO	43	2,8905	CORRECTO
I44-09-UNO	I44-07-UNO	44	3,5381	CORRECTO
I44-10-UNO	I44-01-UNO	44	5,3088	CORRECTO
I44-11-UNO	I46-06-UNO	46	5,3826	INCORRECTO
I44-12-UNO	I46-08-UNO	46	3,6724	INCORRECTO
I45-09-UNO	I50-06-UNO	50	5,4914	INCORRECTO
I45-10-UNO	I45-08-UNO	45	3,8582	CORRECTO
I45-11-UNO	I45-08-UNO	45	4,4733	CORRECTO
I45-12-UNO	I45-08-UNO	45	3,6572	CORRECTO
I46-09-UNO	I41-02-UNO	41	6,2307	INCORRECTO
I46-10-UNO	I46-07-UNO	46	1,9122	CORRECTO
I46-11-UNO	I46-06-UNO	46	2,0563	CORRECTO
I46-12-UNO	I46-04-UNO	46	5,7389	CORRECTO
I47-09-UNO	I47-03-UNO	47	2,6196	CORRECTO
I47-10-UNO	I47-03-UNO	47	3,1655	CORRECTO
I47-11-UNO	I47-02-UNO	47	3,5174	CORRECTO
I47-12-UNO	I47-03-UNO	47	6,7178	CORRECTO
I48-09-UNO	I48-03-UNO	48	4,2016	CORRECTO
I48-10-UNO	I48-07-UNO	48	4,1295	CORRECTO
I48-11-UNO	I48-02-UNO	48	3,9951	CORRECTO
I48-12-UNO	I08-04-UNO	8	6,8825	INCORRECTO
I49-09-UNO	I49-04-UNO	49	4,5067	CORRECTO
I49-10-UNO	I49-04-UNO	49	6,7127	CORRECTO
I49-11-UNO	I49-04-UNO	49	3,0594	CORRECTO
I49-12-UNO	I49-08-UNO	49	3,2768	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I50-09-UNO	I50-04-UNO	50	2,5140	CORRECTO
I50-10-UNO	I50-01-UNO	50	2,1779	CORRECTO
I50-11-UNO	I50-05-UNO	50	1,5335	CORRECTO
I50-12-UNO	I50-08-UNO	50	2,6003	CORRECTO

### All.2 Modelo MFCC-50.

RESULTADOS MODELO MFCC-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I01-09-UNO	I01-06-UNO	1	6,9867	CORRECTO
I01-10-UNO	I01-05-UNO	1	6,1311	CORRECTO
I01-11-UNO	I01-01-UNO	1	5,7730	CORRECTO
I01-12-UNO	I01-05-UNO	1	6,5280	CORRECTO
I02-09-UNO	I02-07-UNO	2	6,8549	CORRECTO
I02-10-UNO	I02-07-UNO	2	7,6754	CORRECTO
I02-11-UNO	I02-07-UNO	2	6,6519	CORRECTO
I02-12-UNO	I02-07-UNO	2	6,6973	CORRECTO
I03-09-UNO	I03-08-UNO	3	7,1891	CORRECTO
I03-10-UNO	I03-08-UNO	3	6,1654	CORRECTO
I03-11-UNO	I03-06-UNO	3	8,1415	CORRECTO
I03-12-UNO	I13-08-UNO	13	6,3259	<b>INCORRECTO</b>
I04-09-UNO	I04-06-UNO	4	7,1431	CORRECTO
I04-10-UNO	I04-06-UNO	4	7,4877	CORRECTO
I04-11-UNO	I04-06-UNO	4	7,3939	CORRECTO
I04-12-UNO	I04-01-UNO	4	7,4660	CORRECTO
I05-09-UNO	I05-08-UNO	5	6,5949	CORRECTO
I05-10-UNO	I05-01-UNO	5	6,2167	CORRECTO
I05-11-UNO	I05-08-UNO	5	6,0856	CORRECTO
I05-12-UNO	I05-07-UNO	5	5,6891	CORRECTO
I06-09-UNO	I13-05-UNO	13	6,3401	<b>INCORRECTO</b>
I06-10-UNO	I06-05-UNO	6	6,7479	CORRECTO
I06-11-UNO	I06-03-UNO	6	5,8422	CORRECTO
I06-12-UNO	I06-02-UNO	6	5,9416	CORRECTO
I07-09-UNO	I07-06-UNO	7	6,8141	CORRECTO
I07-10-UNO	I07-06-UNO	7	6,5989	CORRECTO
I07-11-UNO	I07-06-UNO	7	6,1911	CORRECTO
I07-12-UNO	I07-06-UNO	7	6,5005	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I08-09-UNO	I08-04-UNO	8	5,7068	CORRECTO
I08-10-UNO	I08-08-UNO	8	5,3604	CORRECTO
I08-11-UNO	I08-08-UNO	8	5,3947	CORRECTO
I08-12-UNO	I08-03-UNO	8	6,1554	CORRECTO
I09-09-UNO	I09-07-UNO	9	6,1705	CORRECTO
I09-10-UNO	I09-07-UNO	9	6,4155	CORRECTO
I09-11-UNO	I09-07-UNO	9	6,3579	CORRECTO
I09-12-UNO	I09-03-UNO	9	6,2804	CORRECTO
I10-09-UNO	I10-05-UNO	10	7,1495	CORRECTO
I10-10-UNO	I10-08-UNO	10	6,6429	CORRECTO
I10-11-UNO	I10-03-UNO	10	7,2631	CORRECTO
I10-12-UNO	I10-07-UNO	10	6,9614	CORRECTO
I11-09-UNO	I11-06-UNO	11	6,5546	CORRECTO
I11-10-UNO	I11-08-UNO	11	6,7946	CORRECTO
I11-11-UNO	I11-05-UNO	11	7,2402	CORRECTO
I11-12-UNO	I11-08-UNO	11	5,9043	CORRECTO
I12-09-UNO	I12-01-UNO	12	6,1213	CORRECTO
I12-10-UNO	I12-02-UNO	12	6,9251	CORRECTO
I12-11-UNO	I12-03-UNO	12	5,6691	CORRECTO
I12-12-UNO	I12-02-UNO	12	6,0710	CORRECTO
I13-09-UNO	I13-01-UNO	13	6,2652	CORRECTO
I13-10-UNO	I13-05-UNO	13	5,9256	CORRECTO
I13-11-UNO	I13-07-UNO	13	6,0881	CORRECTO
I13-12-UNO	I13-06-UNO	13	6,2030	CORRECTO
I14-09-UNO	I14-05-UNO	14	4,7143	CORRECTO
I14-10-UNO	I14-08-UNO	14	5,8334	CORRECTO
I14-11-UNO	I14-08-UNO	14	5,6769	CORRECTO
I14-12-UNO	I14-07-UNO	14	6,0007	CORRECTO
I15-09-UNO	I15-06-UNO	15	7,4854	CORRECTO
I15-10-UNO	I15-04-UNO	15	6,8117	CORRECTO
I15-11-UNO	I15-06-UNO	15	6,4250	CORRECTO
I15-12-UNO	I15-05-UNO	15	5,6981	CORRECTO
I16-09-UNO	I16-05-UNO	16	5,8177	CORRECTO
I16-10-UNO	I36-03-UNO	36	6,2374	INCORRECTO
I16-11-UNO	I16-08-UNO	16	5,7298	CORRECTO
I16-12-UNO	I16-05-UNO	16	6,4202	CORRECTO
I17-09-UNO	I17-08-UNO	17	6,1396	CORRECTO
I17-10-UNO	I17-06-UNO	17	5,8465	CORRECTO
I17-11-UNO	I17-01-UNO	17	5,5714	CORRECTO
I17-12-UNO	I17-03-UNO	17	5,7568	CORRECTO
I18-09-UNO	I18-08-UNO	18	5,9536	CORRECTO
I18-10-UNO	I18-08-UNO	18	6,2222	CORRECTO
I18-11-UNO	I18-08-UNO	18	7,1021	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I18-12-UNO	I18-08-UNO	18	8,2309	CORRECTO
I19-09-UNO	I19-07-UNO	19	5,8302	CORRECTO
I19-10-UNO	I19-07-UNO	19	6,0162	CORRECTO
I19-11-UNO	I19-07-UNO	19	5,9415	CORRECTO
I19-12-UNO	I19-07-UNO	19	5,5585	CORRECTO
I20-09-UNO	I20-01-UNO	20	5,1857	CORRECTO
I20-10-UNO	I20-06-UNO	20	5,9394	CORRECTO
I20-11-UNO	I20-08-UNO	20	5,8997	CORRECTO
I20-12-UNO	I20-07-UNO	20	6,9220	CORRECTO
I21-09-UNO	I21-06-UNO	21	6,3209	CORRECTO
I21-10-UNO	I21-03-UNO	21	5,7565	CORRECTO
I21-11-UNO	I21-03-UNO	21	5,6138	CORRECTO
I21-12-UNO	I21-01-UNO	21	5,5828	CORRECTO
I22-09-UNO	I22-08-UNO	22	5,9725	CORRECTO
I22-10-UNO	I22-07-UNO	22	5,8425	CORRECTO
I22-11-UNO	I22-03-UNO	22	5,8060	CORRECTO
I22-12-UNO	I22-07-UNO	22	5,1775	CORRECTO
I23-09-UNO	I23-05-UNO	23	5,9281	CORRECTO
I23-10-UNO	I23-08-UNO	23	6,2917	CORRECTO
I23-11-UNO	I23-06-UNO	23	6,5013	CORRECTO
I23-12-UNO	I23-04-UNO	23	6,2527	CORRECTO
I24-09-UNO	I24-03-UNO	24	6,4917	CORRECTO
I24-10-UNO	I24-02-UNO	24	6,6611	CORRECTO
I24-11-UNO	I24-07-UNO	24	6,1276	CORRECTO
I24-12-UNO	I24-07-UNO	24	6,2693	CORRECTO
I25-09-UNO	I25-08-UNO	25	5,2701	CORRECTO
I25-10-UNO	I25-07-UNO	25	5,4931	CORRECTO
I25-11-UNO	I25-07-UNO	25	5,8811	CORRECTO
I25-12-UNO	I25-08-UNO	25	6,5177	CORRECTO
I26-09-UNO	I26-08-UNO	26	6,5513	CORRECTO
I26-10-UNO	I26-07-UNO	26	7,7892	CORRECTO
I26-11-UNO	I26-01-UNO	26	6,4701	CORRECTO
I26-12-UNO	I26-08-UNO	26	6,2545	CORRECTO
I27-09-UNO	I27-08-UNO	27	7,2857	CORRECTO
I27-10-UNO	I03-02-UNO	3	8,4738	INCORRECTO
I27-11-UNO	I27-07-UNO	27	6,6997	CORRECTO
I27-12-UNO	I27-07-UNO	27	7,0342	CORRECTO
I28-09-UNO	I28-06-UNO	28	5,9868	CORRECTO
I28-10-UNO	I28-07-UNO	28	5,7205	CORRECTO
I28-11-UNO	I28-08-UNO	28	6,5721	CORRECTO
I28-12-UNO	I35-03-UNO	35	7,7917	INCORRECTO
I29-09-UNO	I29-08-UNO	29	5,1232	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I29-10-UNO	I29-07-UNO	29	6,5658	CORRECTO
I29-11-UNO	I29-07-UNO	29	6,7344	CORRECTO
I29-12-UNO	I33-02-UNO	33	5,9173	INCORRECTO
I30-09-UNO	I30-06-UNO	30	6,7677	CORRECTO
I30-10-UNO	I41-06-UNO	41	6,4055	INCORRECTO
I30-11-UNO	I30-03-UNO	30	5,8300	CORRECTO
I30-12-UNO	I33-07-UNO	33	6,2245	INCORRECTO
I31-09-UNO	I31-07-UNO	31	5,7967	CORRECTO
I31-10-UNO	I31-02-UNO	31	6,5573	CORRECTO
I31-11-UNO	I31-04-UNO	31	6,9311	CORRECTO
I31-12-UNO	I31-06-UNO	31	6,5641	CORRECTO
I32-09-UNO	I32-08-UNO	32	6,8738	CORRECTO
I32-10-UNO	I32-08-UNO	32	7,5848	CORRECTO
I32-11-UNO	I32-08-UNO	32	7,2503	CORRECTO
I32-12-UNO	I32-08-UNO	32	7,5691	CORRECTO
I33-09-UNO	I33-08-UNO	33	4,8242	CORRECTO
I33-10-UNO	I11-01-UNO	11	7,1849	INCORRECTO
I33-11-UNO	I30-01-UNO	30	5,6892	INCORRECTO
I33-12-UNO	I33-08-UNO	33	5,9684	CORRECTO
I34-09-UNO	I34-02-UNO	34	5,8318	CORRECTO
I34-10-UNO	I34-06-UNO	34	5,3795	CORRECTO
I34-11-UNO	I34-07-UNO	34	6,8665	CORRECTO
I34-12-UNO	I41-04-UNO	41	6,1758	INCORRECTO
I35-09-UNO	I35-08-UNO	35	6,9663	CORRECTO
I35-10-UNO	I35-07-UNO	35	7,4936	CORRECTO
I35-11-UNO	I35-05-UNO	35	6,9451	CORRECTO
I35-12-UNO	I35-05-UNO	35	7,6453	CORRECTO
I36-09-UNO	I36-01-UNO	36	6,5279	CORRECTO
I36-10-UNO	I36-08-UNO	36	6,8073	CORRECTO
I36-11-UNO	I36-01-UNO	36	7,0632	CORRECTO
I36-12-UNO	I36-05-UNO	36	6,4427	CORRECTO
I37-09-UNO	I37-06-UNO	37	4,4027	CORRECTO
I37-10-UNO	I37-03-UNO	37	6,2473	CORRECTO
I37-11-UNO	I37-03-UNO	37	5,6371	CORRECTO
I37-12-UNO	I37-06-UNO	37	5,4186	CORRECTO
I38-09-UNO	I38-04-UNO	38	7,7386	CORRECTO
I38-10-UNO	I38-06-UNO	38	6,6423	CORRECTO
I38-11-UNO	I38-06-UNO	38	6,3151	CORRECTO
I38-12-UNO	I38-03-UNO	38	5,7299	CORRECTO
I39-09-UNO	I39-01-UNO	39	6,0750	CORRECTO
I39-10-UNO	I39-07-UNO	39	5,8726	CORRECTO
I39-11-UNO	I39-06-UNO	39	5,9806	CORRECTO
I39-12-UNO	I39-03-UNO	39	5,4874	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-50				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I40-09-UNO	I40-04-UNO	40	7,5183	CORRECTO
I40-10-UNO	I08-03-UNO	8	7,3842	INCORRECTO
I40-11-UNO	I40-04-UNO	40	7,6499	CORRECTO
I40-12-UNO	I08-05-UNO	8	6,9949	INCORRECTO
I41-09-UNO	I41-07-UNO	41	6,4753	CORRECTO
I41-10-UNO	I50-02-UNO	50	6,0391	INCORRECTO
I41-11-UNO	I17-01-UNO	17	6,0244	INCORRECTO
I41-12-UNO	I44-01-UNO	44	8,2308	INCORRECTO
I42-09-UNO	I42-08-UNO	42	6,8354	CORRECTO
I42-10-UNO	I16-04-UNO	16	7,0749	INCORRECTO
I42-11-UNO	I42-07-UNO	42	7,1511	CORRECTO
I42-12-UNO	I42-08-UNO	42	6,0037	CORRECTO
I43-09-UNO	I43-01-UNO	43	5,5329	CORRECTO
I43-10-UNO	I43-07-UNO	43	5,2215	CORRECTO
I43-11-UNO	I43-01-UNO	43	6,0512	CORRECTO
I43-12-UNO	I43-01-UNO	43	5,6938	CORRECTO
I44-09-UNO	I44-07-UNO	44	5,4947	CORRECTO
I44-10-UNO	I44-01-UNO	44	6,5786	CORRECTO
I44-11-UNO	I44-08-UNO	44	6,5004	CORRECTO
I44-12-UNO	I44-07-UNO	44	5,7674	CORRECTO
I45-09-UNO	I50-06-UNO	50	6,0923	INCORRECTO
I45-10-UNO	I45-05-UNO	45	6,4689	CORRECTO
I45-11-UNO	I45-08-UNO	45	6,1140	CORRECTO
I45-12-UNO	I45-01-UNO	45	6,2724	CORRECTO
I46-09-UNO	I46-02-UNO	46	5,3353	CORRECTO
I46-10-UNO	I46-07-UNO	46	6,9235	CORRECTO
I46-11-UNO	I46-06-UNO	46	6,0176	CORRECTO
I46-12-UNO	I46-04-UNO	46	5,8459	CORRECTO
I47-09-UNO	I50-02-UNO	50	6,0508	INCORRECTO
I47-10-UNO	I47-07-UNO	47	6,3683	CORRECTO
I47-11-UNO	I50-03-UNO	50	6,6449	INCORRECTO
I47-12-UNO	I14-04-UNO	14	7,1220	INCORRECTO
I48-09-UNO	I48-08-UNO	48	6,1783	CORRECTO
I48-10-UNO	I48-06-UNO	48	6,2841	CORRECTO
I48-11-UNO	I48-08-UNO	48	6,3041	CORRECTO
I48-12-UNO	I48-04-UNO	48	6,5735	CORRECTO
I49-09-UNO	I49-04-UNO	49	6,4046	CORRECTO
I49-10-UNO	I31-04-UNO	31	6,8301	INCORRECTO
I49-11-UNO	I49-04-UNO	49	6,3499	CORRECTO
I49-12-UNO	I49-06-UNO	49	6,4544	CORRECTO
I50-09-UNO	I50-04-UNO	50	5,7656	CORRECTO
I50-10-UNO	I50-07-UNO	50	4,9337	CORRECTO
I50-11-UNO	I50-05-UNO	50	4,5690	CORRECTO

<b>RESULTADOS MODELO MFCC-50</b>				
<b>SEÑAL DUBITADA</b>	<b>SEÑAL INDUBITADA</b>	<b>ID</b>	<b>DISTANCIA</b>	<b>RESULTADO</b>
I50-12-UNO	I50-08-UNO	50	6,0924	CORRECTO

### 5.5.3 ANEXO III. BASE DE DATOS DE 75 LOCUTORES.

#### AIII.1 Modelo DTW-75.

<b>RESULTADOS MODELO DTW-75</b>				
<b>SEÑAL DUBITADA</b>	<b>SEÑAL INDUBITADA</b>	<b>ID</b>	<b>DISTANCIA</b>	<b>RESULTADO</b>
I01-09-UNO	I01-04-UNO	1	3,8861	CORRECTO
I01-10-UNO	I01-01-UNO	1	2,6948	CORRECTO
I01-11-UNO	I01-07-UNO	1	2,7155	CORRECTO
I01-12-UNO	I01-05-UNO	1	3,9776	CORRECTO
I02-09-UNO	I02-07-UNO	2	4,2803	CORRECTO
I02-10-UNO	I02-07-UNO	2	5,2870	CORRECTO
I02-11-UNO	I02-07-UNO	2	4,4456	CORRECTO
I02-12-UNO	I02-07-UNO	2	3,1413	CORRECTO
I03-09-UNO	I03-06-UNO	3	3,6142	CORRECTO
I03-10-UNO	I03-08-UNO	3	3,3448	CORRECTO
I03-11-UNO	I03-06-UNO	3	5,0926	CORRECTO
I03-12-UNO	I03-06-UNO	3	5,1223	CORRECTO
I04-09-UNO	I04-03-UNO	4	3,6231	CORRECTO
I04-10-UNO	I04-06-UNO	4	4,8217	CORRECTO
I04-11-UNO	I04-07-UNO	4	4,1555	CORRECTO
I04-12-UNO	I04-01-UNO	4	5,5816	CORRECTO
I05-09-UNO	I05-08-UNO	5	3,6744	CORRECTO
I05-10-UNO	I05-08-UNO	5	3,1049	CORRECTO
I05-11-UNO	I05-08-UNO	5	3,0431	CORRECTO
I05-12-UNO	I05-05-UNO	5	3,7791	CORRECTO
I06-09-UNO	I06-08-UNO	6	3,6644	CORRECTO
I06-10-UNO	I06-05-UNO	6	6,3651	CORRECTO
I06-11-UNO	I06-06-UNO	6	4,0326	CORRECTO
I06-12-UNO	I06-02-UNO	6	3,8345	CORRECTO
I07-09-UNO	I07-08-UNO	7	3,0299	CORRECTO
I07-10-UNO	I07-06-UNO	7	2,0901	CORRECTO
I07-11-UNO	I07-07-UNO	7	1,9238	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I07-12-UNO	I07-07-UNO	7	2,3458	CORRECTO
I08-09-UNO	I16-04-UNO	16	4,5107	INCORRECTO
I08-10-UNO	I08-07-UNO	8	3,8394	CORRECTO
I08-11-UNO	I08-06-UNO	8	2,6510	CORRECTO
I08-12-UNO	I08-03-UNO	8	3,9960	CORRECTO
I09-09-UNO	I09-07-UNO	9	2,6723	CORRECTO
I09-10-UNO	I09-07-UNO	9	2,1924	CORRECTO
I09-11-UNO	I09-07-UNO	9	2,3841	CORRECTO
I09-12-UNO	I09-05-UNO	9	2,5857	CORRECTO
I10-09-UNO	I10-06-UNO	10	2,5392	CORRECTO
I10-10-UNO	I10-08-UNO	10	4,9724	CORRECTO
I10-11-UNO	I10-03-UNO	10	4,3029	CORRECTO
I10-12-UNO	I10-07-UNO	10	3,3861	CORRECTO
I11-09-UNO	I11-06-UNO	11	3,9098	CORRECTO
I11-10-UNO	I11-08-UNO	11	3,5892	CORRECTO
I11-11-UNO	I69-06-UNO	69	4,3338	INCORRECTO
I11-12-UNO	I11-08-UNO	11	1,6484	CORRECTO
I12-09-UNO	I12-01-UNO	12	3,3982	CORRECTO
I12-10-UNO	I12-02-UNO	12	4,8947	CORRECTO
I12-11-UNO	I12-04-UNO	12	3,1557	CORRECTO
I12-12-UNO	I12-02-UNO	12	3,0247	CORRECTO
I13-09-UNO	I25-05-UNO	25	5,0746	INCORRECTO
I13-10-UNO	I13-05-UNO	13	3,7073	CORRECTO
I13-11-UNO	I13-07-UNO	13	2,8202	CORRECTO
I13-12-UNO	I13-06-UNO	13	3,7539	CORRECTO
I14-09-UNO	I14-08-UNO	14	3,7284	CORRECTO
I14-10-UNO	I14-05-UNO	14	4,6330	CORRECTO
I14-11-UNO	I14-08-UNO	14	4,6032	CORRECTO
I14-12-UNO	I14-07-UNO	14	3,8848	CORRECTO
I15-09-UNO	I15-06-UNO	15	4,6449	CORRECTO
I15-10-UNO	I15-04-UNO	15	4,4868	CORRECTO
I15-11-UNO	I15-03-UNO	15	4,1850	CORRECTO
I15-12-UNO	I15-05-UNO	15	3,2469	CORRECTO
I16-09-UNO	I16-08-UNO	16	2,8612	CORRECTO
I16-10-UNO	I45-05-UNO	45	5,3596	INCORRECTO
I16-11-UNO	I16-08-UNO	16	2,4720	CORRECTO
I16-12-UNO	I16-08-UNO	16	3,3796	CORRECTO
I17-09-UNO	I17-08-UNO	17	3,9576	CORRECTO
I17-10-UNO	I17-06-UNO	17	4,6932	CORRECTO
I17-11-UNO	I33-07-UNO	33	5,7498	INCORRECTO
I17-12-UNO	I57-01-UNO	57	4,8449	INCORRECTO
I18-09-UNO	I18-08-UNO	18	2,7283	CORRECTO
I18-10-UNO	I18-08-UNO	18	2,5353	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I18-11-UNO	I18-08-UNO	18	3,1381	CORRECTO
I18-12-UNO	I75-05-UNO	75	5,9485	INCORRECTO
I19-09-UNO	I19-07-UNO	19	2,1633	CORRECTO
I19-10-UNO	I19-07-UNO	19	3,9310	CORRECTO
I19-11-UNO	I03-05-UNO	3	3,5394	INCORRECTO
I19-12-UNO	I19-05-UNO	19	3,7722	CORRECTO
I20-09-UNO	I20-01-UNO	20	4,3397	CORRECTO
I20-10-UNO	I20-08-UNO	20	4,6017	CORRECTO
I20-11-UNO	I20-01-UNO	20	3,7678	CORRECTO
I20-12-UNO	I20-07-UNO	20	3,4935	CORRECTO
I21-09-UNO	I21-05-UNO	21	3,0727	CORRECTO
I21-10-UNO	I21-07-UNO	21	2,6025	CORRECTO
I21-11-UNO	I21-06-UNO	21	3,8205	CORRECTO
I21-12-UNO	I21-07-UNO	21	3,6532	CORRECTO
I22-09-UNO	I22-06-UNO	22	4,2388	CORRECTO
I22-10-UNO	I22-02-UNO	22	4,6591	CORRECTO
I22-11-UNO	I22-03-UNO	22	5,0453	CORRECTO
I22-12-UNO	I22-08-UNO	22	5,2258	CORRECTO
I23-09-UNO	I23-05-UNO	23	3,1111	CORRECTO
I23-10-UNO	I23-01-UNO	23	3,2287	CORRECTO
I23-11-UNO	I23-03-UNO	23	3,0485	CORRECTO
I23-12-UNO	I23-05-UNO	23	3,2147	CORRECTO
I24-09-UNO	I24-05-UNO	24	4,3656	CORRECTO
I24-10-UNO	I24-05-UNO	24	4,6252	CORRECTO
I24-11-UNO	I24-05-UNO	24	5,9473	CORRECTO
I24-12-UNO	I24-05-UNO	24	4,8474	CORRECTO
I25-09-UNO	I25-08-UNO	25	3,1781	CORRECTO
I25-10-UNO	I25-07-UNO	25	4,1665	CORRECTO
I25-11-UNO	I25-07-UNO	25	5,1436	CORRECTO
I25-12-UNO	I08-05-UNO	8	6,3519	INCORRECTO
I26-09-UNO	I26-08-UNO	26	2,5502	CORRECTO
I26-10-UNO	I26-07-UNO	26	4,2777	CORRECTO
I26-11-UNO	I26-07-UNO	26	4,0644	CORRECTO
I26-12-UNO	I27-08-UNO	27	4,8680	INCORRECTO
I27-09-UNO	I27-08-UNO	27	3,9638	CORRECTO
I27-10-UNO	I27-05-UNO	27	4,1992	CORRECTO
I27-11-UNO	I27-08-UNO	27	3,3666	CORRECTO
I27-12-UNO	I27-08-UNO	27	3,6685	CORRECTO
I28-09-UNO	I28-05-UNO	28	3,6567	CORRECTO
I28-10-UNO	I28-08-UNO	28	1,8424	CORRECTO
I28-11-UNO	I28-08-UNO	28	2,8746	CORRECTO
I28-12-UNO	I35-06-UNO	35	7,2056	INCORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I29-09-UNO	I29-08-UNO	29	2,7880	CORRECTO
I29-10-UNO	I54-06-UNO	54	3,6058	INCORRECTO
I29-11-UNO	I54-06-UNO	54	3,1084	INCORRECTO
I29-12-UNO	I45-07-UNO	45	3,1115	INCORRECTO
I30-09-UNO	I30-06-UNO	30	5,0582	CORRECTO
I30-10-UNO	I70-05-UNO	70	6,5652	INCORRECTO
I30-11-UNO	I30-03-UNO	30	4,5268	CORRECTO
I30-12-UNO	I69-02-UNO	69	4,0384	INCORRECTO
I31-09-UNO	I31-07-UNO	31	3,4608	CORRECTO
I31-10-UNO	I31-07-UNO	31	4,4116	CORRECTO
I31-11-UNO	I31-03-UNO	31	7,5179	CORRECTO
I31-12-UNO	I31-07-UNO	31	2,2024	CORRECTO
I32-09-UNO	I32-06-UNO	32	3,1304	CORRECTO
I32-10-UNO	I32-08-UNO	32	4,0889	CORRECTO
I32-11-UNO	I32-08-UNO	32	3,6424	CORRECTO
I32-12-UNO	I32-08-UNO	32	3,5659	CORRECTO
I33-09-UNO	I33-08-UNO	33	2,6952	CORRECTO
I33-10-UNO	I34-02-UNO	34	4,8369	INCORRECTO
I33-11-UNO	I33-01-UNO	33	4,2814	CORRECTO
I33-12-UNO	I33-07-UNO	33	3,7487	CORRECTO
I34-09-UNO	I66-01-UNO	66	3,0120	INCORRECTO
I34-10-UNO	I34-06-UNO	34	3,8722	CORRECTO
I34-11-UNO	I74-06-UNO	74	6,7323	INCORRECTO
I34-12-UNO	I74-05-UNO	74	4,1877	INCORRECTO
I35-09-UNO	I35-05-UNO	35	4,0613	CORRECTO
I35-10-UNO	I35-07-UNO	35	3,2367	CORRECTO
I35-11-UNO	I35-07-UNO	35	3,8762	CORRECTO
I35-12-UNO	I35-05-UNO	35	3,6970	CORRECTO
I36-09-UNO	I36-05-UNO	36	4,2540	CORRECTO
I36-10-UNO	I36-08-UNO	36	2,9943	CORRECTO
I36-11-UNO	I36-08-UNO	36	4,9311	CORRECTO
I36-12-UNO	I36-05-UNO	36	4,4173	CORRECTO
I37-09-UNO	I37-03-UNO	37	4,3381	CORRECTO
I37-10-UNO	I37-08-UNO	37	3,0940	CORRECTO
I37-11-UNO	I37-03-UNO	37	2,6663	CORRECTO
I37-12-UNO	I37-03-UNO	37	3,0630	CORRECTO
I38-09-UNO	I38-06-UNO	38	6,2007	CORRECTO
I38-10-UNO	I38-01-UNO	38	3,9435	CORRECTO
I38-11-UNO	I38-01-UNO	38	4,0398	CORRECTO
I38-12-UNO	I38-01-UNO	38	3,6608	CORRECTO
I39-09-UNO	I39-03-UNO	39	4,1783	CORRECTO
I39-10-UNO	I39-03-UNO	39	3,0331	CORRECTO
I39-11-UNO	I39-05-UNO	39	3,9682	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I39-12-UNO	I39-06-UNO	39	2,7889	CORRECTO
I40-09-UNO	I40-08-UNO	40	4,0166	CORRECTO
I40-10-UNO	I40-01-UNO	40	4,3036	CORRECTO
I40-11-UNO	I40-08-UNO	40	3,2469	CORRECTO
I40-12-UNO	I40-03-UNO	40	4,1572	CORRECTO
I41-09-UNO	I41-07-UNO	41	3,5964	CORRECTO
I41-10-UNO	I41-06-UNO	41	3,6559	CORRECTO
I41-11-UNO	I22-06-UNO	22	7,5182	INCORRECTO
I41-12-UNO	I41-05-UNO	41	4,4230	CORRECTO
I42-09-UNO	I42-07-UNO	42	4,1087	CORRECTO
I42-10-UNO	I25-02-UNO	25	5,8351	INCORRECTO
I42-11-UNO	I42-07-UNO	42	4,0726	CORRECTO
I42-12-UNO	I42-07-UNO	42	2,8960	CORRECTO
I43-09-UNO	I29-07-UNO	29	4,7312	INCORRECTO
I43-10-UNO	I43-07-UNO	43	4,2369	CORRECTO
I43-11-UNO	I43-07-UNO	43	3,0426	CORRECTO
I43-12-UNO	I43-07-UNO	43	2,8905	CORRECTO
I44-09-UNO	I44-07-UNO	44	3,5381	CORRECTO
I44-10-UNO	I44-01-UNO	44	5,3088	CORRECTO
I44-11-UNO	I72-07-UNO	72	4,8511	INCORRECTO
I44-12-UNO	I72-07-UNO	72	3,4701	INCORRECTO
I45-09-UNO	I50-06-UNO	50	5,4914	INCORRECTO
I45-10-UNO	I45-08-UNO	45	3,8582	CORRECTO
I45-11-UNO	I45-08-UNO	45	4,4733	CORRECTO
I45-12-UNO	I45-08-UNO	45	3,6572	CORRECTO
I46-09-UNO	I67-08-UNO	67	5,1979	INCORRECTO
I46-10-UNO	I46-07-UNO	46	1,9122	CORRECTO
I46-11-UNO	I46-06-UNO	46	2,0563	CORRECTO
I46-12-UNO	I46-04-UNO	46	5,7389	CORRECTO
I47-09-UNO	I47-03-UNO	47	2,6196	CORRECTO
I47-10-UNO	I47-03-UNO	47	3,1655	CORRECTO
I47-11-UNO	I47-02-UNO	47	3,5174	CORRECTO
I47-12-UNO	I47-03-UNO	47	6,7178	CORRECTO
I48-09-UNO	I48-03-UNO	48	4,2016	CORRECTO
I48-10-UNO	I48-07-UNO	48	4,1295	CORRECTO
I48-11-UNO	I48-02-UNO	48	3,9951	CORRECTO
I48-12-UNO	I66-04-UNO	66	6,8819	INCORRECTO
I49-09-UNO	I49-04-UNO	49	4,5067	CORRECTO
I49-10-UNO	I49-04-UNO	49	6,7127	CORRECTO
I49-11-UNO	I49-04-UNO	49	3,0594	CORRECTO
I49-12-UNO	I49-08-UNO	49	3,2768	CORRECTO
I50-09-UNO	I50-04-UNO	50	2,5140	CORRECTO
I50-10-UNO	I50-01-UNO	50	2,1779	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I50-11-UNO	I50-05-UNO	50	1,5335	CORRECTO
I50-12-UNO	I50-08-UNO	50	2,6003	CORRECTO
I51-09-UNO	I51-06-UNO	51	4,0529	CORRECTO
I51-10-UNO	I51-03-UNO	51	3,0426	CORRECTO
I51-11-UNO	I08-08-UNO	8	4,1638	INCORRECTO
I51-12-UNO	I08-04-UNO	8	4,6033	INCORRECTO
I52-09-UNO	I72-08-UNO	72	5,0091	INCORRECTO
I52-10-UNO	I58-07-UNO	58	4,2569	INCORRECTO
I52-11-UNO	I52-08-UNO	52	2,6139	CORRECTO
I52-12-UNO	I52-07-UNO	52	2,5239	CORRECTO
I53-09-UNO	I53-06-UNO	53	4,6438	CORRECTO
I53-10-UNO	I53-06-UNO	53	3,4753	CORRECTO
I53-11-UNO	I53-06-UNO	53	1,8916	CORRECTO
I53-12-UNO	I65-08-UNO	65	3,6300	INCORRECTO
I54-09-UNO	I54-05-UNO	54	2,6033	CORRECTO
I54-10-UNO	I54-05-UNO	54	2,7106	CORRECTO
I54-11-UNO	I54-07-UNO	54	3,0140	CORRECTO
I54-12-UNO	I45-07-UNO	45	4,2226	INCORRECTO
I55-09-UNO	I55-6-UNO	55	3,2428	CORRECTO
I55-10-UNO	I55-6-UNO	55	3,8294	CORRECTO
I55-11-UNO	I55-08-UNO	55	3,0136	CORRECTO
I55-12-UNO	I55-08-UNO	55	4,1287	CORRECTO
I56-09-UNO	I56-03-UNO	56	3,1686	CORRECTO
I56-10-UNO	I56-03-UNO	56	2,5814	CORRECTO
I56-11-UNO	I56-06-UNO	56	2,9284	CORRECTO
I56-12-UNO	I56-03-UNO	56	3,7210	CORRECTO
I57-09-UNO	I57-03-UNO	57	4,2937	CORRECTO
I57-10-UNO	I57-06-UNO	57	4,3151	CORRECTO
I57-11-UNO	I54-05-UNO	54	3,0420	INCORRECTO
I57-12-UNO	I57-03-UNO	57	4,4334	CORRECTO
I58-09-UNO	I52-05-UNO	52	4,7272	INCORRECTO
I58-10-UNO	I58-03-UNO	58	4,2866	CORRECTO
I58-11-UNO	I58-04-UNO	58	4,2476	CORRECTO
I58-12-UNO	I58-03-UNO	58	3,2365	CORRECTO
I59-09-UNO	I59-06-UNO	59	3,4319	CORRECTO
I59-10-UNO	I59-06-UNO	59	4,0038	CORRECTO
I59-11-UNO	I59-06-UNO	59	4,6424	CORRECTO
I59-12-UNO	I64-01-UNO	64	4,2796	INCORRECTO
I60-09-UNO	I60-07-UNO	60	3,6228	CORRECTO
I60-10-UNO	I60-06-UNO	60	3,2280	CORRECTO
I60-11-UNO	I60-07-UNO	60	3,6650	CORRECTO
I60-12-UNO	I60-08-UNO	60	5,4595	CORRECTO
I61-09-UNO	I61-06-UNO	61	3,7601	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I61-10-UNO	I61-06-UNO	61	5,1411	CORRECTO
I61-11-UNO	I61-05-UNO	61	3,8533	CORRECTO
I61-12-UNO	I41-03-UNO	41	5,4673	INCORRECTO
I62-09-UNO	I62-07-UNO	62	4,5499	CORRECTO
I62-10-UNO	I62-07-UNO	62	3,8635	CORRECTO
I62-11-UNO	I62-07-UNO	62	3,3459	CORRECTO
I62-12-UNO	I62-04-UNO	62	4,3764	CORRECTO
I63-09-UNO	I63-07-UNO	63	4,9078	CORRECTO
I63-10-UNO	I63-01-UNO	63	4,4646	CORRECTO
I63-11-UNO	I39-04-UNO	39	6,1869	INCORRECTO
I63-12-UNO	I63-01-UNO	63	5,8324	CORRECTO
I64-09-UNO	I69-01-UNO	69	6,3173	INCORRECTO
I64-10-UNO	I19-06-UNO	19	3,8213	INCORRECTO
I64-11-UNO	I64-05-UNO	64	5,6899	CORRECTO
I64-12-UNO	I64-05-UNO	64	3,8221	CORRECTO
I65-09-UNO	I65-08-UNO	65	4,0299	CORRECTO
I65-10-UNO	I65-07-UNO	65	4,2147	CORRECTO
I65-11-UNO	I65-07-UNO	65	3,3976	CORRECTO
I65-12-UNO	I65-02-UNO	65	4,2796	CORRECTO
I66-09-UNO	I66-07-UNO	66	3,7833	CORRECTO
I66-10-UNO	I66-07-UNO	66	4,4530	CORRECTO
I66-11-UNO	I66-05-UNO	66	4,3698	CORRECTO
I66-12-UNO	I66-07-UNO	66	4,0683	CORRECTO
I67-09-UNO	I46-07-UNO	46	3,7131	INCORRECTO
I67-10-UNO	I41-03-UNO	41	5,8640	INCORRECTO
I67-11-UNO	I67-06-UNO	67	3,2071	CORRECTO
I67-12-UNO	I67-07-UNO	67	3,5530	CORRECTO
I68-09-UNO	I68-03-UNO	68	2,8783	CORRECTO
I68-10-UNO	I68-02-UNO	68	4,1939	CORRECTO
I68-11-UNO	I68-05-UNO	68	3,5133	CORRECTO
I68-12-UNO	I68-01-UNO	68	5,4215	CORRECTO
I69-09-UNO	I19-05-UNO	19	6,4066	INCORRECTO
I69-10-UNO	I69-08-UNO	69	2,7908	CORRECTO
I69-11-UNO	I50-08-UNO	50	5,7238	INCORRECTO
I69-12-UNO	I69-08-UNO	69	3,6292	CORRECTO
I70-09-UNO	I70-08-UNO	70	4,7324	CORRECTO
I70-10-UNO	I70-08-UNO	70	2,8586	CORRECTO
I70-11-UNO	I70-08-UNO	70	2,3219	CORRECTO
I70-12-UNO	I70-08-UNO	70	2,8114	CORRECTO
I71-09-UNO	I71-04-UNO	71	2,9575	CORRECTO
I71-10-UNO	I71-08-UNO	71	2,9779	CORRECTO
I71-11-UNO	I71-05-UNO	71	3,1161	CORRECTO
I71-12-UNO	I71-05-UNO	71	3,7968	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I72-09-UNO	I72-07-UNO	72	3,2008	CORRECTO
I72-10-UNO	I72-04-UNO	72	4,4233	CORRECTO
I72-11-UNO	I72-08-UNO	72	3,1286	CORRECTO
I72-12-UNO	I72-05-UNO	72	2,8350	CORRECTO
I73-09-UNO	I73-03-UNO	73	3,2074	CORRECTO
I73-10-UNO	I73-07-UNO	73	6,5892	CORRECTO
I73-11-UNO	I73-03-UNO	73	3,6534	CORRECTO
I73-12-UNO	I56-03-UNO	56	4,4442	INCORRECTO
I74-09-UNO	I74-06-UNO	74	4,2763	CORRECTO
I74-10-UNO	I74-06-UNO	74	3,2971	CORRECTO
I74-11-UNO	I61-08-UNO	61	3,8681	INCORRECTO
I74-12-UNO	I74-07-UNO	74	3,4902	CORRECTO
I75-09-UNO	I75-05-UNO	75	2,1633	CORRECTO
I75-10-UNO	I75-07-UNO	75	2,3759	CORRECTO
I75-11-UNO	I75-07-UNO	75	2,7910	CORRECTO
I75-12-UNO	I75-02-UNO	75	2,9748	CORRECTO

### AIII.2 Modelo MFCC-75.

RESULTADOS MODELO MFCC-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I01-09-UNO	I01-06-UNO	1	6,9867	CORRECTO
I01-10-UNO	I01-05-UNO	1	6,1311	CORRECTO
I01-11-UNO	I01-01-UNO	1	5,7730	CORRECTO
I01-12-UNO	I01-05-UNO	1	6,5280	CORRECTO
I02-09-UNO	I02-07-UNO	2	6,8549	CORRECTO
I02-10-UNO	I02-07-UNO	2	7,6754	CORRECTO
I02-11-UNO	I02-07-UNO	2	6,6519	CORRECTO
I02-12-UNO	I02-07-UNO	2	6,6973	CORRECTO
I03-09-UNO	I54-07-UNO	54	7,0408	INCORRECTO
I03-10-UNO	I03-08-UNO	3	6,1654	CORRECTO
I03-11-UNO	I03-06-UNO	3	8,1415	CORRECTO
I03-12-UNO	I13-08-UNO	13	6,3259	INCORRECTO
I04-09-UNO	I04-06-UNO	4	7,1431	CORRECTO
I04-10-UNO	I04-06-UNO	4	7,4877	CORRECTO
I04-11-UNO	I04-06-UNO	4	7,3939	CORRECTO
I04-12-UNO	I04-01-UNO	4	7,4660	CORRECTO
I05-09-UNO	I05-08-UNO	5	6,5949	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I05-10-UNO	I05-01-UNO	5	6,2167	CORRECTO
I05-11-UNO	I05-08-UNO	5	6,0856	CORRECTO
I05-12-UNO	I05-07-UNO	5	5,6891	CORRECTO
I06-09-UNO	I13-05-UNO	13	6,3401	INCORRECTO
I06-10-UNO	I06-05-UNO	6	6,7479	CORRECTO
I06-11-UNO	I06-03-UNO	6	5,8422	CORRECTO
I06-12-UNO	I06-02-UNO	6	5,9416	CORRECTO
I07-09-UNO	I07-06-UNO	7	6,8141	CORRECTO
I07-10-UNO	I07-06-UNO	7	6,5989	CORRECTO
I07-11-UNO	I07-06-UNO	7	6,1911	CORRECTO
I07-12-UNO	I07-06-UNO	7	6,5005	CORRECTO
I08-09-UNO	I08-04-UNO	8	5,7068	CORRECTO
I08-10-UNO	I08-08-UNO	8	5,3604	CORRECTO
I08-11-UNO	I08-08-UNO	8	5,3947	CORRECTO
I08-12-UNO	I08-03-UNO	8	6,1554	CORRECTO
I09-09-UNO	I09-07-UNO	9	6,1705	CORRECTO
I09-10-UNO	I09-07-UNO	9	6,4155	CORRECTO
I09-11-UNO	I09-07-UNO	9	6,3579	CORRECTO
I09-12-UNO	I09-03-UNO	9	6,2804	CORRECTO
I10-09-UNO	I10-05-UNO	10	7,1495	CORRECTO
I10-10-UNO	I10-08-UNO	10	6,6429	CORRECTO
I10-11-UNO	I10-03-UNO	10	7,2631	CORRECTO
I10-12-UNO	I10-07-UNO	10	6,9614	CORRECTO
I11-09-UNO	I11-06-UNO	11	6,5546	CORRECTO
I11-10-UNO	I11-08-UNO	11	6,7946	CORRECTO
I11-11-UNO	I11-05-UNO	11	7,2402	CORRECTO
I11-12-UNO	I11-08-UNO	11	5,9043	CORRECTO
I12-09-UNO	I12-01-UNO	12	6,1213	CORRECTO
I12-10-UNO	I12-02-UNO	12	6,9251	CORRECTO
I12-11-UNO	I12-03-UNO	12	5,6691	CORRECTO
I12-12-UNO	I12-02-UNO	12	6,0710	CORRECTO
I13-09-UNO	I13-01-UNO	13	6,2652	CORRECTO
I13-10-UNO	I13-05-UNO	13	5,9256	CORRECTO
I13-11-UNO	I13-07-UNO	13	6,0881	CORRECTO
I13-12-UNO	I13-06-UNO	13	6,2030	CORRECTO
I14-09-UNO	I14-05-UNO	14	4,7143	CORRECTO
I14-10-UNO	I14-08-UNO	14	5,8334	CORRECTO
I14-11-UNO	I14-08-UNO	14	5,6769	CORRECTO
I14-12-UNO	I14-07-UNO	14	6,0007	CORRECTO
I15-09-UNO	I15-06-UNO	15	7,4854	CORRECTO
I15-10-UNO	I15-04-UNO	15	6,8117	CORRECTO
I15-11-UNO	I15-06-UNO	15	6,4250	CORRECTO
I15-12-UNO	I15-05-UNO	15	5,6981	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I16-09-UNO	I16-05-UNO	16	5,8177	CORRECTO
I16-10-UNO	I36-03-UNO	36	6,2374	INCORRECTO
I16-11-UNO	I16-08-UNO	16	5,7298	CORRECTO
I16-12-UNO	I57-03-UNO	57	6,3879	INCORRECTO
I17-09-UNO	I56-03-UNO	56	5,8756	INCORRECTO
I17-10-UNO	I17-06-UNO	17	5,8465	CORRECTO
I17-11-UNO	I17-01-UNO	17	5,5714	CORRECTO
I17-12-UNO	I17-03-UNO	17	5,7568	CORRECTO
I18-09-UNO	I18-08-UNO	18	5,9536	CORRECTO
I18-10-UNO	I18-08-UNO	18	6,2222	CORRECTO
I18-11-UNO	I18-08-UNO	18	7,1021	CORRECTO
I18-12-UNO	I18-08-UNO	18	8,2309	CORRECTO
I19-09-UNO	I19-07-UNO	19	5,8302	CORRECTO
I19-10-UNO	I19-07-UNO	19	6,0162	CORRECTO
I19-11-UNO	I19-07-UNO	19	5,9415	CORRECTO
I19-12-UNO	I19-07-UNO	19	5,5585	CORRECTO
I20-09-UNO	I20-01-UNO	20	5,1857	CORRECTO
I20-10-UNO	I20-06-UNO	20	5,9394	CORRECTO
I20-11-UNO	I20-08-UNO	20	5,8997	CORRECTO
I20-12-UNO	I20-07-UNO	20	6,9220	CORRECTO
I21-09-UNO	I66-02-UNO	66	6,0642	INCORRECTO
I21-10-UNO	I21-03-UNO	21	5,7565	CORRECTO
I21-11-UNO	I21-03-UNO	21	5,6138	CORRECTO
I21-12-UNO	I21-01-UNO	21	5,5828	CORRECTO
I22-09-UNO	I22-08-UNO	22	5,9725	CORRECTO
I22-10-UNO	I22-07-UNO	22	5,8425	CORRECTO
I22-11-UNO	I22-03-UNO	22	5,8060	CORRECTO
I22-12-UNO	I22-07-UNO	22	5,1775	CORRECTO
I23-09-UNO	I23-05-UNO	23	5,9281	CORRECTO
I23-10-UNO	I23-08-UNO	23	6,2917	CORRECTO
I23-11-UNO	I23-06-UNO	23	6,5013	CORRECTO
I23-12-UNO	I23-04-UNO	23	6,2527	CORRECTO
I24-09-UNO	I24-03-UNO	24	6,4917	CORRECTO
I24-10-UNO	I24-02-UNO	24	6,6611	CORRECTO
I24-11-UNO	I24-07-UNO	24	6,1276	CORRECTO
I24-12-UNO	I24-07-UNO	24	6,2693	CORRECTO
I25-09-UNO	I25-08-UNO	25	5,2701	CORRECTO
I25-10-UNO	I25-07-UNO	25	5,4931	CORRECTO
I25-11-UNO	I25-07-UNO	25	5,8811	CORRECTO
I25-12-UNO	I25-08-UNO	25	6,5177	CORRECTO
I26-09-UNO	I26-08-UNO	26	6,5513	CORRECTO
I26-10-UNO	I26-07-UNO	26	7,7892	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I26-11-UNO	I26-01-UNO	26	6,4701	CORRECTO
I26-12-UNO	I26-08-UNO	26	6,2545	CORRECTO
I27-09-UNO	I27-08-UNO	27	7,2857	CORRECTO
I27-10-UNO	I72-03-UNO	72	8,2921	INCORRECTO
I27-11-UNO	I27-07-UNO	27	6,6997	CORRECTO
I27-12-UNO	I27-07-UNO	27	7,0342	CORRECTO
I28-09-UNO	I28-06-UNO	28	5,9868	CORRECTO
I28-10-UNO	I28-07-UNO	28	5,7205	CORRECTO
I28-11-UNO	I28-08-UNO	28	6,5721	CORRECTO
I28-12-UNO	I35-03-UNO	35	7,7917	INCORRECTO
I29-09-UNO	I29-08-UNO	29	5,1232	CORRECTO
I29-10-UNO	I29-07-UNO	29	6,5658	CORRECTO
I29-11-UNO	I29-07-UNO	29	6,7344	CORRECTO
I29-12-UNO	I33-02-UNO	33	5,9173	INCORRECTO
I30-09-UNO	I30-06-UNO	30	6,7677	CORRECTO
I30-10-UNO	I69-05-UNO	69	6,3796	INCORRECTO
I30-11-UNO	I30-03-UNO	30	5,8300	CORRECTO
I30-12-UNO	I33-07-UNO	33	6,2245	INCORRECTO
I31-09-UNO	I31-07-UNO	31	5,7967	CORRECTO
I31-10-UNO	I31-02-UNO	31	6,5573	CORRECTO
I31-11-UNO	I31-04-UNO	31	6,9311	CORRECTO
I31-12-UNO	I31-06-UNO	31	6,5641	CORRECTO
I32-09-UNO	I32-08-UNO	32	6,8738	CORRECTO
I32-10-UNO	I32-08-UNO	32	7,5848	CORRECTO
I32-11-UNO	I32-08-UNO	32	7,2503	CORRECTO
I32-12-UNO	I32-08-UNO	32	7,5691	CORRECTO
I33-09-UNO	I33-08-UNO	33	4,8242	CORRECTO
I33-10-UNO	I11-01-UNO	11	7,1849	INCORRECTO
I33-11-UNO	I30-01-UNO	30	5,6892	INCORRECTO
I33-12-UNO	I33-08-UNO	33	5,9684	CORRECTO
I34-09-UNO	I34-02-UNO	34	5,8318	CORRECTO
I34-10-UNO	I34-06-UNO	34	5,3795	CORRECTO
I34-11-UNO	I34-07-UNO	34	6,8665	CORRECTO
I34-12-UNO	I41-04-UNO	41	6,1758	INCORRECTO
I35-09-UNO	I35-08-UNO	35	6,9663	CORRECTO
I35-10-UNO	I35-07-UNO	35	7,4936	CORRECTO
I35-11-UNO	I35-05-UNO	35	6,9451	CORRECTO
I35-12-UNO	I35-05-UNO	35	7,6453	CORRECTO
I36-09-UNO	I36-01-UNO	36	6,5279	CORRECTO
I36-10-UNO	I36-08-UNO	36	6,8073	CORRECTO
I36-11-UNO	I36-01-UNO	36	7,0632	CORRECTO
I36-12-UNO	I36-05-UNO	36	6,4427	CORRECTO
I37-09-UNO	I37-06-UNO	37	4,4027	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I37-10-UNO	I37-03-UNO	37	6,2473	CORRECTO
I37-11-UNO	I37-03-UNO	37	5,6371	CORRECTO
I37-12-UNO	I37-06-UNO	37	5,4186	CORRECTO
I38-09-UNO	I38-04-UNO	38	7,7386	CORRECTO
I38-10-UNO	I38-06-UNO	38	6,6423	CORRECTO
I38-11-UNO	I38-06-UNO	38	6,3151	CORRECTO
I38-12-UNO	I38-03-UNO	38	5,7299	CORRECTO
I39-09-UNO	I39-01-UNO	39	6,0750	CORRECTO
I39-10-UNO	I39-07-UNO	39	5,8726	CORRECTO
I39-11-UNO	I39-06-UNO	39	5,9806	CORRECTO
I39-12-UNO	I39-03-UNO	39	5,4874	CORRECTO
I40-09-UNO	I40-04-UNO	40	7,5183	CORRECTO
I40-10-UNO	I08-03-UNO	8	7,3842	INCORRECTO
I40-11-UNO	I40-04-UNO	40	7,6499	CORRECTO
I40-12-UNO	I08-05-UNO	8	6,9949	INCORRECTO
I41-09-UNO	I41-07-UNO	41	6,4753	CORRECTO
I41-10-UNO	I50-02-UNO	50	6,0391	INCORRECTO
I41-11-UNO	I17-01-UNO	17	6,0244	INCORRECTO
I41-12-UNO	I44-01-UNO	44	8,2308	INCORRECTO
I42-09-UNO	I42-08-UNO	42	6,8354	CORRECTO
I42-10-UNO	I16-04-UNO	16	7,0749	INCORRECTO
I42-11-UNO	I42-07-UNO	42	7,1511	CORRECTO
I42-12-UNO	I42-08-UNO	42	6,0037	CORRECTO
I43-09-UNO	I43-01-UNO	43	5,5329	CORRECTO
I43-10-UNO	I43-07-UNO	43	5,2215	CORRECTO
I43-11-UNO	I43-01-UNO	43	6,0512	CORRECTO
I43-12-UNO	I43-01-UNO	43	5,6938	CORRECTO
I44-09-UNO	I44-07-UNO	44	5,4947	CORRECTO
I44-10-UNO	I44-01-UNO	44	6,5786	CORRECTO
I44-11-UNO	I44-08-UNO	44	6,5004	CORRECTO
I44-12-UNO	I44-07-UNO	44	5,7674	CORRECTO
I45-09-UNO	I50-06-UNO	50	6,0923	INCORRECTO
I45-10-UNO	I45-05-UNO	45	6,4689	CORRECTO
I45-11-UNO	I45-08-UNO	45	6,1140	CORRECTO
I45-12-UNO	I45-01-UNO	45	6,2724	CORRECTO
I46-09-UNO	I46-02-UNO	46	5,3353	CORRECTO
I46-10-UNO	I46-07-UNO	46	6,9235	CORRECTO
I46-11-UNO	I46-06-UNO	46	6,0176	CORRECTO
I46-12-UNO	I46-04-UNO	46	5,8459	CORRECTO
I47-09-UNO	I69-08-UNO	69	6,0482	INCORRECTO
I47-10-UNO	I47-07-UNO	47	6,3683	CORRECTO
I47-11-UNO	I50-03-UNO	50	6,6449	INCORRECTO
I47-12-UNO	I14-04-UNO	14	7,1220	INCORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I48-09-UNO	I48-08-UNO	48	6,1783	CORRECTO
I48-10-UNO	I48-06-UNO	48	6,2841	CORRECTO
I48-11-UNO	I48-08-UNO	48	6,3041	CORRECTO
I48-12-UNO	I48-04-UNO	48	6,5735	CORRECTO
I49-09-UNO	I49-04-UNO	49	6,4046	CORRECTO
I49-10-UNO	I31-04-UNO	31	6,8301	INCORRECTO
I49-11-UNO	I49-04-UNO	49	6,3499	CORRECTO
I49-12-UNO	I49-06-UNO	49	6,4544	CORRECTO
I50-09-UNO	I50-04-UNO	50	5,7656	CORRECTO
I50-10-UNO	I50-07-UNO	50	4,9337	CORRECTO
I50-11-UNO	I50-05-UNO	50	4,5690	CORRECTO
I50-12-UNO	I50-08-UNO	50	6,0924	CORRECTO
I51-09-UNO	I51-06-UNO	51	4,9037	CORRECTO
I51-10-UNO	I51-03-UNO	51	5,5487	CORRECTO
I51-11-UNO	I51-07-UNO	51	5,7945	CORRECTO
I51-12-UNO	I51-05-UNO	51	6,0735	CORRECTO
I52-09-UNO	I52-06-UNO	52	5,9901	CORRECTO
I52-10-UNO	I30-07-UNO	30	5,4402	INCORRECTO
I52-11-UNO	I52-08-UNO	52	4,9603	CORRECTO
I52-12-UNO	I52-07-UNO	52	4,7954	CORRECTO
I53-09-UNO	I53-07-UNO	53	7,8191	CORRECTO
I53-10-UNO	I59-06-UNO	59	5,8208	INCORRECTO
I53-11-UNO	I53-03-UNO	53	7,0325	CORRECTO
I53-12-UNO	I59-06-UNO	59	6,1650	INCORRECTO
I54-09-UNO	I54-05-UNO	54	5,3180	CORRECTO
I54-10-UNO	I54-05-UNO	54	5,6987	CORRECTO
I54-11-UNO	I54-07-UNO	54	5,9930	CORRECTO
I54-12-UNO	I54-01-UNO	54	6,2406	CORRECTO
I55-09-UNO	I55-03-UNO	55	6,5712	CORRECTO
I55-10-UNO	I55-6-UNO	55	7,0954	CORRECTO
I55-11-UNO	I55-02-UNO	55	6,2799	CORRECTO
I55-12-UNO	I55-03-UNO	55	7,2797	CORRECTO
I56-09-UNO	I56-03-UNO	56	5,5881	CORRECTO
I56-10-UNO	I56-03-UNO	56	5,9437	CORRECTO
I56-11-UNO	I56-05-UNO	56	6,0616	CORRECTO
I56-12-UNO	I56-01-UNO	56	5,8591	CORRECTO
I57-09-UNO	I57-03-UNO	57	6,1877	CORRECTO
I57-10-UNO	I57-03-UNO	57	6,1918	CORRECTO
I57-11-UNO	I57-07-UNO	57	6,2455	CORRECTO
I57-12-UNO	I57-05-UNO	57	5,9539	CORRECTO
I58-09-UNO	I52-01-UNO	52	6,0269	INCORRECTO
I58-10-UNO	I59-01-UNO	59	6,6247	INCORRECTO
I58-11-UNO	I58-04-UNO	58	7,3182	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I58-12-UNO	I58-03-UNO	58	6,4124	CORRECTO
I59-09-UNO	I59-03-UNO	59	6,2764	CORRECTO
I59-10-UNO	I59-06-UNO	59	5,6921	CORRECTO
I59-11-UNO	I59-06-UNO	59	6,6512	CORRECTO
I59-12-UNO	I59-06-UNO	59	6,7815	CORRECTO
I60-09-UNO	I60-07-UNO	60	6,4040	CORRECTO
I60-10-UNO	I60-06-UNO	60	6,1152	CORRECTO
I60-11-UNO	I60-07-UNO	60	7,5311	CORRECTO
I60-12-UNO	I34-01-UNO	34	8,1431	INCORRECTO
I61-09-UNO	I61-02-UNO	61	7,1372	CORRECTO
I61-10-UNO	I26-03-UNO	26	6,3583	INCORRECTO
I61-11-UNO	I08-08-UNO	8	6,4001	INCORRECTO
I61-12-UNO	I66-06-UNO	66	5,8215	INCORRECTO
I62-09-UNO	I62-03-UNO	62	6,4786	CORRECTO
I62-10-UNO	I62-08-UNO	62	7,2016	CORRECTO
I62-11-UNO	I62-08-UNO	62	6,5856	CORRECTO
I62-12-UNO	I62-03-UNO	62	7,1237	CORRECTO
I63-09-UNO	I63-06-UNO	63	5,9740	CORRECTO
I63-10-UNO	I36-08-UNO	36	6,6496	INCORRECTO
I63-11-UNO	I63-07-UNO	63	5,8635	CORRECTO
I63-12-UNO	I36-08-UNO	36	6,3725	INCORRECTO
I64-09-UNO	I64-07-UNO	64	9,0633	CORRECTO
I64-10-UNO	I64-06-UNO	64	7,0692	CORRECTO
I64-11-UNO	I64-05-UNO	64	6,2637	CORRECTO
I64-12-UNO	I64-05-UNO	64	5,6478	CORRECTO
I65-09-UNO	I65-08-UNO	65	6,2249	CORRECTO
I65-10-UNO	I65-04-UNO	65	5,8414	CORRECTO
I65-11-UNO	I65-07-UNO	65	5,0721	CORRECTO
I65-12-UNO	I65-07-UNO	65	4,9461	CORRECTO
I66-09-UNO	I66-07-UNO	66	6,0281	CORRECTO
I66-10-UNO	I66-07-UNO	66	5,8670	CORRECTO
I66-11-UNO	I66-06-UNO	66	5,6143	CORRECTO
I66-12-UNO	I66-04-UNO	66	5,3271	CORRECTO
I67-09-UNO	I51-07-UNO	51	6,2008	INCORRECTO
I67-10-UNO	I08-05-UNO	8	8,1908	INCORRECTO
I67-11-UNO	I67-07-UNO	67	6,6805	CORRECTO
I67-12-UNO	I67-06-UNO	67	6,5270	CORRECTO
I68-09-UNO	I68-03-UNO	68	4,2569	CORRECTO
I68-10-UNO	I68-03-UNO	68	5,3998	CORRECTO
I68-11-UNO	I68-07-UNO	68	4,8810	CORRECTO
I68-12-UNO	I68-03-UNO	68	4,9990	CORRECTO
I69-09-UNO	I47-08-UNO	47	6,8393	INCORRECTO
I69-10-UNO	I69-08-UNO	69	6,9881	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-75				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I69-11-UNO	I69-08-UNO	69	6,4487	CORRECTO
I69-12-UNO	I69-08-UNO	69	5,9400	CORRECTO
I70-09-UNO	I70-04-UNO	70	6,9704	CORRECTO
I70-10-UNO	I70-03-UNO	70	5,7238	CORRECTO
I70-11-UNO	I70-05-UNO	70	6,1622	CORRECTO
I70-12-UNO	I70-03-UNO	70	6,3478	CORRECTO
I71-09-UNO	I30-04-UNO	30	6,8759	INCORRECTO
I71-10-UNO	I71-06-UNO	71	4,7473	CORRECTO
I71-11-UNO	I71-07-UNO	71	5,8444	CORRECTO
I71-12-UNO	I71-04-UNO	71	6,5646	CORRECTO
I72-09-UNO	I72-05-UNO	72	5,6637	CORRECTO
I72-10-UNO	I27-06-UNO	27	7,1224	INCORRECTO
I72-11-UNO	I72-05-UNO	72	5,6819	CORRECTO
I72-12-UNO	I72-05-UNO	72	5,3854	CORRECTO
I73-09-UNO	I73-03-UNO	73	6,1391	CORRECTO
I73-10-UNO	I73-07-UNO	73	6,3207	CORRECTO
I73-11-UNO	I73-03-UNO	73	5,1478	CORRECTO
I73-12-UNO	I51-05-UNO	51	7,3312	INCORRECTO
I74-09-UNO	I74-06-UNO	74	5,8769	CORRECTO
I74-10-UNO	I74-08-UNO	74	4,8722	CORRECTO
I74-11-UNO	I74-03-UNO	74	7,0565	CORRECTO
I74-12-UNO	I74-07-UNO	74	5,7343	CORRECTO
I75-09-UNO	I75-05-UNO	75	6,7608	CORRECTO
I75-10-UNO	I75-01-UNO	75	5,7691	CORRECTO
I75-11-UNO	I75-01-UNO	75	5,8219	CORRECTO
I75-12-UNO	I75-02-UNO	75	6,6339	CORRECTO

#### 5.5.4 ANEXO IV. BASE DE DATOS DE 100 LOCUTORES.

##### AIV.1 Modelo DTW-100.

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I01-09-UNO	I01-04-UNO	1	3,8861	CORRECTO
I01-10-UNO	I01-01-UNO	1	2,6948	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I01-11-UNO	I01-07-UNO	1	2,7155	CORRECTO
I01-12-UNO	I01-05-UNO	1	3,9776	CORRECTO
I02-09-UNO	I02-07-UNO	2	4,2803	CORRECTO
I02-10-UNO	I02-07-UNO	2	5,2870	CORRECTO
I02-11-UNO	I02-07-UNO	2	4,4456	CORRECTO
I02-12-UNO	I02-07-UNO	2	3,1413	CORRECTO
I03-09-UNO	I03-06-UNO	3	3,6142	CORRECTO
I03-10-UNO	I03-08-UNO	3	3,3448	CORRECTO
I03-11-UNO	I03-06-UNO	3	5,0926	CORRECTO
I03-12-UNO	I03-06-UNO	3	5,1223	CORRECTO
I04-09-UNO	I04-03-UNO	4	3,6231	CORRECTO
I04-10-UNO	I04-06-UNO	4	4,8217	CORRECTO
I04-11-UNO	I04-07-UNO	4	4,1555	CORRECTO
I04-12-UNO	I04-01-UNO	4	5,5816	CORRECTO
I05-09-UNO	I05-08-UNO	5	3,6744	CORRECTO
I05-10-UNO	I05-08-UNO	5	3,1049	CORRECTO
I05-11-UNO	I05-08-UNO	5	3,0431	CORRECTO
I05-12-UNO	I05-05-UNO	5	3,7791	CORRECTO
I06-09-UNO	I06-08-UNO	6	3,6644	CORRECTO
I06-10-UNO	I06-05-UNO	6	6,3651	CORRECTO
I06-11-UNO	I06-06-UNO	6	4,0326	CORRECTO
I06-12-UNO	I06-02-UNO	6	3,8345	CORRECTO
I07-09-UNO	I07-08-UNO	7	3,0299	CORRECTO
I07-10-UNO	I07-06-UNO	7	2,0901	CORRECTO
I07-11-UNO	I07-07-UNO	7	1,9238	CORRECTO
I07-12-UNO	I07-07-UNO	7	2,3458	CORRECTO
I08-09-UNO	I16-04-UNO	16	4,5107	INCORRECTO
I08-10-UNO	I08-07-UNO	8	3,8394	CORRECTO
I08-11-UNO	I08-06-UNO	8	2,6510	CORRECTO
I08-12-UNO	I08-03-UNO	8	3,9960	CORRECTO
I09-09-UNO	I09-07-UNO	9	2,6723	CORRECTO
I09-10-UNO	I09-07-UNO	9	2,1924	CORRECTO
I09-11-UNO	I09-07-UNO	9	2,3841	CORRECTO
I09-12-UNO	I09-05-UNO	9	2,5857	CORRECTO
I10-09-UNO	I10-06-UNO	10	2,5392	CORRECTO
I10-10-UNO	I10-08-UNO	10	4,9724	CORRECTO
I10-11-UNO	I10-03-UNO	10	4,3029	CORRECTO
I10-12-UNO	I10-07-UNO	10	3,3861	CORRECTO
I11-09-UNO	I11-06-UNO	11	3,9098	CORRECTO
I11-10-UNO	I11-08-UNO	11	3,5892	CORRECTO
I11-11-UNO	I97-07-UNO	97	4,2153	INCORRECTO
I11-12-UNO	I11-08-UNO	11	1,6484	CORRECTO
I12-09-UNO	I12-01-UNO	12	3,3982	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I12-10-UNO	I12-02-UNO	12	4,8947	CORRECTO
I12-11-UNO	I12-04-UNO	12	3,1557	CORRECTO
I12-12-UNO	I12-02-UNO	12	3,0247	CORRECTO
I13-09-UNO	I25-05-UNO	25	5,0746	INCORRECTO
I13-10-UNO	I13-05-UNO	13	3,7073	CORRECTO
I13-11-UNO	I13-07-UNO	13	2,8202	CORRECTO
I13-12-UNO	I13-06-UNO	13	3,7539	CORRECTO
I14-09-UNO	I14-08-UNO	14	3,7284	CORRECTO
I14-10-UNO	I14-05-UNO	14	4,6330	CORRECTO
I14-11-UNO	I14-08-UNO	14	4,6032	CORRECTO
I14-12-UNO	I14-07-UNO	14	3,8848	CORRECTO
I15-09-UNO	I15-06-UNO	15	4,6449	CORRECTO
I15-10-UNO	I15-04-UNO	15	4,4868	CORRECTO
I15-11-UNO	I15-03-UNO	15	4,1850	CORRECTO
I15-12-UNO	I15-05-UNO	15	3,2469	CORRECTO
I16-09-UNO	I16-08-UNO	16	2,8612	CORRECTO
I16-10-UNO	I45-05-UNO	45	5,3596	INCORRECTO
I16-11-UNO	I16-08-UNO	16	2,4720	CORRECTO
I16-12-UNO	I16-08-UNO	16	3,3796	CORRECTO
I17-09-UNO	I17-08-UNO	17	3,9576	CORRECTO
I17-10-UNO	I17-06-UNO	17	4,6932	CORRECTO
I17-11-UNO	I33-07-UNO	33	5,7498	INCORRECTO
I17-12-UNO	I57-01-UNO	57	4,8449	INCORRECTO
I18-09-UNO	I18-08-UNO	18	2,7283	CORRECTO
I18-10-UNO	I18-08-UNO	18	2,5353	CORRECTO
I18-11-UNO	I18-08-UNO	18	3,1381	CORRECTO
I18-12-UNO	I75-05-UNO	75	5,9485	INCORRECTO
I19-09-UNO	I19-07-UNO	19	2,1633	CORRECTO
I19-10-UNO	I19-07-UNO	19	3,9310	CORRECTO
I19-11-UNO	I03-05-UNO	3	3,5394	INCORRECTO
I19-12-UNO	I19-05-UNO	19	3,7722	CORRECTO
I20-09-UNO	I20-01-UNO	20	4,3397	CORRECTO
I20-10-UNO	I20-08-UNO	20	4,6017	CORRECTO
I20-11-UNO	I20-01-UNO	20	3,7678	CORRECTO
I20-12-UNO	I20-07-UNO	20	3,4935	CORRECTO
I21-09-UNO	I21-05-UNO	21	3,0727	CORRECTO
I21-10-UNO	I21-07-UNO	21	2,6025	CORRECTO
I21-11-UNO	I21-06-UNO	21	3,8205	CORRECTO
I21-12-UNO	I21-07-UNO	21	3,6532	CORRECTO
I22-09-UNO	I22-06-UNO	22	4,2388	CORRECTO
I22-10-UNO	I93-02-UNO	93	4,3323	INCORRECTO
I22-11-UNO	I22-03-UNO	22	5,0453	CORRECTO
I22-12-UNO	I22-08-UNO	22	5,2258	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I23-09-UNO	I23-05-UNO	23	3,1111	CORRECTO
I23-10-UNO	I23-01-UNO	23	3,2287	CORRECTO
I23-11-UNO	I23-03-UNO	23	3,0485	CORRECTO
I23-12-UNO	I23-05-UNO	23	3,2147	CORRECTO
I24-09-UNO	I24-05-UNO	24	4,3656	CORRECTO
I24-10-UNO	I24-05-UNO	24	4,6252	CORRECTO
I24-11-UNO	I83-01-UNO	83	5,4469	INCORRECTO
I24-12-UNO	I24-05-UNO	24	4,8474	CORRECTO
I25-09-UNO	I25-08-UNO	25	3,1781	CORRECTO
I25-10-UNO	I25-07-UNO	25	4,1665	CORRECTO
I25-11-UNO	I25-07-UNO	25	5,1436	CORRECTO
I25-12-UNO	I08-05-UNO	8	6,3519	INCORRECTO
I26-09-UNO	I26-08-UNO	26	2,5502	CORRECTO
I26-10-UNO	I26-07-UNO	26	4,2777	CORRECTO
I26-11-UNO	I26-07-UNO	26	4,0644	CORRECTO
I26-12-UNO	I27-08-UNO	27	4,8680	INCORRECTO
I27-09-UNO	I27-08-UNO	27	3,9638	CORRECTO
I27-10-UNO	I27-05-UNO	27	4,1992	CORRECTO
I27-11-UNO	I27-08-UNO	27	3,3666	CORRECTO
I27-12-UNO	I27-08-UNO	27	3,6685	CORRECTO
I28-09-UNO	I28-05-UNO	28	3,6567	CORRECTO
I28-10-UNO	I28-08-UNO	28	1,8424	CORRECTO
I28-11-UNO	I28-08-UNO	28	2,8746	CORRECTO
I28-12-UNO	I35-06-UNO	35	7,2056	INCORRECTO
I29-09-UNO	I29-08-UNO	29	2,7880	CORRECTO
I29-10-UNO	I54-06-UNO	54	3,6058	INCORRECTO
I29-11-UNO	I54-06-UNO	54	3,1084	INCORRECTO
I29-12-UNO	I45-07-UNO	45	3,1115	INCORRECTO
I30-09-UNO	I30-06-UNO	30	5,0582	CORRECTO
I30-10-UNO	I70-05-UNO	70	6,5652	INCORRECTO
I30-11-UNO	I30-03-UNO	30	4,5268	CORRECTO
I30-12-UNO	I69-02-UNO	69	4,0384	INCORRECTO
I31-09-UNO	I31-07-UNO	31	3,4608	CORRECTO
I31-10-UNO	I100-06-UNO	100	4,2283	INCORRECTO
I31-11-UNO	I31-03-UNO	31	7,5179	CORRECTO
I31-12-UNO	I31-07-UNO	31	2,2024	CORRECTO
I32-09-UNO	I32-06-UNO	32	3,1304	CORRECTO
I32-10-UNO	I32-08-UNO	32	4,0889	CORRECTO
I32-11-UNO	I32-08-UNO	32	3,6424	CORRECTO
I32-12-UNO	I32-08-UNO	32	3,5659	CORRECTO
I33-09-UNO	I33-08-UNO	33	2,6952	CORRECTO
I33-10-UNO	I99-07-UNO	99	4,1226	INCORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I33-11-UNO	I91-01-UNO	91	3,7392	INCORRECTO
I33-12-UNO	I33-07-UNO	33	3,7487	CORRECTO
I34-09-UNO	I66-01-UNO	66	3,0120	INCORRECTO
I34-10-UNO	I34-06-UNO	34	3,8722	CORRECTO
I34-11-UNO	I74-06-UNO	74	6,7323	INCORRECTO
I34-12-UNO	I74-05-UNO	74	4,1877	INCORRECTO
I35-09-UNO	I35-05-UNO	35	4,0613	CORRECTO
I35-10-UNO	I35-07-UNO	35	3,2367	CORRECTO
I35-11-UNO	I35-07-UNO	35	3,8762	CORRECTO
I35-12-UNO	I35-05-UNO	35	3,6970	CORRECTO
I36-09-UNO	I36-05-UNO	36	4,2540	CORRECTO
I36-10-UNO	I36-08-UNO	36	2,9943	CORRECTO
I36-11-UNO	I36-08-UNO	36	4,9311	CORRECTO
I36-12-UNO	I36-05-UNO	36	4,4173	CORRECTO
I37-09-UNO	I37-03-UNO	37	4,3381	CORRECTO
I37-10-UNO	I37-08-UNO	37	3,0940	CORRECTO
I37-11-UNO	I37-03-UNO	37	2,6663	CORRECTO
I37-12-UNO	I37-03-UNO	37	3,0630	CORRECTO
I38-09-UNO	I100-06-UNO	100	6,1496	INCORRECTO
I38-10-UNO	I38-01-UNO	38	3,9435	CORRECTO
I38-11-UNO	I38-01-UNO	38	4,0398	CORRECTO
I38-12-UNO	I38-01-UNO	38	3,6608	CORRECTO
I39-09-UNO	I39-03-UNO	39	4,1783	CORRECTO
I39-10-UNO	I39-03-UNO	39	3,0331	CORRECTO
I39-11-UNO	I39-05-UNO	39	3,9682	CORRECTO
I39-12-UNO	I39-06-UNO	39	2,7889	CORRECTO
I40-09-UNO	I40-08-UNO	40	4,0166	CORRECTO
I40-10-UNO	I40-01-UNO	40	4,3036	CORRECTO
I40-11-UNO	I40-08-UNO	40	3,2469	CORRECTO
I40-12-UNO	I40-03-UNO	40	4,1572	CORRECTO
I41-09-UNO	I41-07-UNO	41	3,5964	CORRECTO
I41-10-UNO	I41-06-UNO	41	3,6559	CORRECTO
I41-11-UNO	I78-03-UNO	78	6,6504	INCORRECTO
I41-12-UNO	I41-05-UNO	41	4,4230	CORRECTO
I42-09-UNO	I42-07-UNO	42	4,1087	CORRECTO
I42-10-UNO	I25-02-UNO	25	5,8351	INCORRECTO
I42-11-UNO	I42-07-UNO	42	4,0726	CORRECTO
I42-12-UNO	I42-07-UNO	42	2,8960	CORRECTO
I43-09-UNO	I94-07-UNO	94	4,2579	INCORRECTO
I43-10-UNO	I43-07-UNO	43	4,2369	CORRECTO
I43-11-UNO	I43-07-UNO	43	3,0426	CORRECTO
I43-12-UNO	I43-07-UNO	43	2,8905	CORRECTO
I44-09-UNO	I44-07-UNO	44	3,5381	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I44-10-UNO	I44-01-UNO	44	5,3088	CORRECTO
I44-11-UNO	I72-07-UNO	72	4,8511	INCORRECTO
I44-12-UNO	I72-07-UNO	72	3,4701	INCORRECTO
I45-09-UNO	I97-07-UNO	97	4,5673	INCORRECTO
I45-10-UNO	I45-08-UNO	45	3,8582	CORRECTO
I45-11-UNO	I45-08-UNO	45	4,4733	CORRECTO
I45-12-UNO	I100-06-UNO	100	3,4634	INCORRECTO
I46-09-UNO	I67-08-UNO	67	5,1979	INCORRECTO
I46-10-UNO	I46-07-UNO	46	1,9122	CORRECTO
I46-11-UNO	I46-06-UNO	46	2,0563	CORRECTO
I46-12-UNO	I46-04-UNO	46	5,7389	CORRECTO
I47-09-UNO	I47-03-UNO	47	2,6196	CORRECTO
I47-10-UNO	I47-03-UNO	47	3,1655	CORRECTO
I47-11-UNO	I47-02-UNO	47	3,5174	CORRECTO
I47-12-UNO	I47-03-UNO	47	6,7178	CORRECTO
I48-09-UNO	I48-03-UNO	48	4,2016	CORRECTO
I48-10-UNO	I48-07-UNO	48	4,1295	CORRECTO
I48-11-UNO	I48-02-UNO	48	3,9951	CORRECTO
I48-12-UNO	I66-04-UNO	66	6,8819	INCORRECTO
I49-09-UNO	I49-04-UNO	49	4,5067	CORRECTO
I49-10-UNO	I49-04-UNO	49	6,7127	CORRECTO
I49-11-UNO	I49-04-UNO	49	3,0594	CORRECTO
I49-12-UNO	I49-08-UNO	49	3,2768	CORRECTO
I50-09-UNO	I50-04-UNO	50	2,5140	CORRECTO
I50-10-UNO	I50-01-UNO	50	2,1779	CORRECTO
I50-11-UNO	I50-05-UNO	50	1,5335	CORRECTO
I50-12-UNO	I50-08-UNO	50	2,6003	CORRECTO
I51-09-UNO	I51-06-UNO	51	4,0529	CORRECTO
I51-10-UNO	I51-03-UNO	51	3,0426	CORRECTO
I51-11-UNO	I08-08-UNO	8	4,1638	INCORRECTO
I51-12-UNO	I08-04-UNO	8	4,6033	INCORRECTO
I52-09-UNO	I93-03-UNO	93	3,8700	INCORRECTO
I52-10-UNO	I58-07-UNO	58	4,2569	INCORRECTO
I52-11-UNO	I52-08-UNO	52	2,6139	CORRECTO
I52-12-UNO	I52-07-UNO	52	2,5239	CORRECTO
I53-09-UNO	I53-06-UNO	53	4,6438	CORRECTO
I53-10-UNO	I53-06-UNO	53	3,4753	CORRECTO
I53-11-UNO	I53-06-UNO	53	1,8916	CORRECTO
I53-12-UNO	I65-08-UNO	65	3,6300	INCORRECTO
I54-09-UNO	I54-05-UNO	54	2,6033	CORRECTO
I54-10-UNO	I54-05-UNO	54	2,7106	CORRECTO
I54-11-UNO	I54-07-UNO	54	3,0140	CORRECTO
I54-12-UNO	I91-02-UNO	91	4,1779	INCORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I55-09-UNO	I55-6-UNO	55	3,2428	CORRECTO
I55-10-UNO	I55-6-UNO	55	3,8294	CORRECTO
I55-11-UNO	I55-08-UNO	55	3,0136	CORRECTO
I55-12-UNO	I55-08-UNO	55	4,1287	CORRECTO
I56-09-UNO	I56-03-UNO	56	3,1686	CORRECTO
I56-10-UNO	I56-03-UNO	56	2,5814	CORRECTO
I56-11-UNO	I56-06-UNO	56	2,9284	CORRECTO
I56-12-UNO	I56-03-UNO	56	3,7210	CORRECTO
I57-09-UNO	I57-03-UNO	57	4,2937	CORRECTO
I57-10-UNO	I57-06-UNO	57	4,3151	CORRECTO
I57-11-UNO	I54-05-UNO	54	3,0420	INCORRECTO
I57-12-UNO	I57-03-UNO	57	4,4334	CORRECTO
I58-09-UNO	I52-05-UNO	52	4,7272	INCORRECTO
I58-10-UNO	I58-03-UNO	58	4,2866	CORRECTO
I58-11-UNO	I58-04-UNO	58	4,2476	CORRECTO
I58-12-UNO	I58-03-UNO	58	3,2365	CORRECTO
I59-09-UNO	I59-06-UNO	59	3,4319	CORRECTO
I59-10-UNO	I59-06-UNO	59	4,0038	CORRECTO
I59-11-UNO	I96-07-UNO	96	3,9007	INCORRECTO
I59-12-UNO	I64-01-UNO	64	4,2796	INCORRECTO
I60-09-UNO	I94-02-UNO	94	3,5467	INCORRECTO
I60-10-UNO	I60-06-UNO	60	3,2280	CORRECTO
I60-11-UNO	I60-07-UNO	60	3,6650	CORRECTO
I60-12-UNO	I60-08-UNO	60	5,4595	CORRECTO
I61-09-UNO	I61-06-UNO	61	3,7601	CORRECTO
I61-10-UNO	I61-06-UNO	61	5,1411	CORRECTO
I61-11-UNO	I61-05-UNO	61	3,8533	CORRECTO
I61-12-UNO	I41-03-UNO	41	5,4673	INCORRECTO
I62-09-UNO	I62-07-UNO	62	4,5499	CORRECTO
I62-10-UNO	I62-07-UNO	62	3,8635	CORRECTO
I62-11-UNO	I62-07-UNO	62	3,3459	CORRECTO
I62-12-UNO	I62-04-UNO	62	4,3764	CORRECTO
I63-09-UNO	I82-05-UNO	82	4,4196	INCORRECTO
I63-10-UNO	I63-01-UNO	63	4,4646	CORRECTO
I63-11-UNO	I39-04-UNO	39	6,1869	INCORRECTO
I63-12-UNO	I63-01-UNO	63	5,8324	CORRECTO
I64-09-UNO	I69-01-UNO	69	6,3173	INCORRECTO
I64-10-UNO	I19-06-UNO	19	3,8213	INCORRECTO
I64-11-UNO	I64-05-UNO	64	5,6899	CORRECTO
I64-12-UNO	I64-05-UNO	64	3,8221	CORRECTO
I65-09-UNO	I65-08-UNO	65	4,0299	CORRECTO
I65-10-UNO	I65-07-UNO	65	4,2147	CORRECTO
I65-11-UNO	I65-07-UNO	65	3,3976	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I65-12-UNO	I99-05-UNO	99	4,0398	INCORRECTO
I66-09-UNO	I66-07-UNO	66	3,7833	CORRECTO
I66-10-UNO	I97-03-UNO	97	4,2588	INCORRECTO
I66-11-UNO	I66-05-UNO	66	4,3698	CORRECTO
I66-12-UNO	I66-07-UNO	66	4,0683	CORRECTO
I67-09-UNO	I46-07-UNO	46	3,7131	INCORRECTO
I67-10-UNO	I41-03-UNO	41	5,8640	INCORRECTO
I67-11-UNO	I67-06-UNO	67	3,2071	CORRECTO
I67-12-UNO	I67-07-UNO	67	3,5530	CORRECTO
I68-09-UNO	I68-03-UNO	68	2,8783	CORRECTO
I68-10-UNO	I68-02-UNO	68	4,1939	CORRECTO
I68-11-UNO	I68-05-UNO	68	3,5133	CORRECTO
I68-12-UNO	I68-01-UNO	68	5,4215	CORRECTO
I69-09-UNO	I19-05-UNO	19	6,4066	INCORRECTO
I69-10-UNO	I69-08-UNO	69	2,7908	CORRECTO
I69-11-UNO	I50-08-UNO	50	5,7238	INCORRECTO
I69-12-UNO	I69-08-UNO	69	3,6292	CORRECTO
I70-09-UNO	I70-08-UNO	70	4,7324	CORRECTO
I70-10-UNO	I70-08-UNO	70	2,8586	CORRECTO
I70-11-UNO	I70-08-UNO	70	2,3219	CORRECTO
I70-12-UNO	I70-08-UNO	70	2,8114	CORRECTO
I71-09-UNO	I71-04-UNO	71	2,9575	CORRECTO
I71-10-UNO	I71-08-UNO	71	2,9779	CORRECTO
I71-11-UNO	I71-05-UNO	71	3,1161	CORRECTO
I71-12-UNO	I71-05-UNO	71	3,7968	CORRECTO
I72-09-UNO	I72-07-UNO	72	3,2008	CORRECTO
I72-10-UNO	I72-04-UNO	72	4,4233	CORRECTO
I72-11-UNO	I72-08-UNO	72	3,1286	CORRECTO
I72-12-UNO	I72-05-UNO	72	2,8350	CORRECTO
I73-09-UNO	I73-03-UNO	73	3,2074	CORRECTO
I73-10-UNO	I73-07-UNO	73	6,5892	CORRECTO
I73-11-UNO	I73-03-UNO	73	3,6534	CORRECTO
I73-12-UNO	I56-03-UNO	56	4,4442	INCORRECTO
I74-09-UNO	I74-06-UNO	74	4,2763	CORRECTO
I74-10-UNO	I74-06-UNO	74	3,2971	CORRECTO
I74-11-UNO	I61-08-UNO	61	3,8681	INCORRECTO
I74-12-UNO	I74-07-UNO	74	3,4902	CORRECTO
I75-09-UNO	I75-05-UNO	75	2,1633	CORRECTO
I75-10-UNO	I75-07-UNO	75	2,3759	CORRECTO
I75-11-UNO	I75-07-UNO	75	2,7910	CORRECTO
I75-12-UNO	I75-02-UNO	75	2,9748	CORRECTO
I76-09-UNO	I76-07-UNO	76	2,6939	CORRECTO
I76-10-UNO	I76-07-UNO	76	2,3539	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I76-11-UNO	I76-06-UNO	76	2,9822	CORRECTO
I76-12-UNO	I76-06-UNO	76	3,3830	CORRECTO
I77-09-UNO	I77-03-UNO	77	2,6072	CORRECTO
I77-10-UNO	I77-03-UNO	77	3,2418	CORRECTO
I77-11-UNO	I77-06-UNO	77	3,4660	CORRECTO
I77-12-UNO	I77-04-UNO	77	3,2687	CORRECTO
I78-09-UNO	I93-06-UNO	93	4,5662	INCORRECTO
I78-10-UNO	I78-06-UNO	78	4,1732	CORRECTO
I78-11-UNO	I78-03-UNO	78	5,0317	CORRECTO
I78-12-UNO	I78-06-UNO	78	3,6938	CORRECTO
I79-09-UNO	I79-01-UNO	79	3,6221	CORRECTO
I79-10-UNO	I79-02-UNO	79	5,1633	CORRECTO
I79-11-UNO	I79-03-UNO	79	3,5562	CORRECTO
I79-12-UNO	I87-03-UNO	87	4,0374	INCORRECTO
I80-09-UNO	I80-01-UNO	80	3,6828	CORRECTO
I80-10-UNO	I80-05-UNO	80	2,3609	CORRECTO
I80-11-UNO	I80-01-UNO	80	4,5651	CORRECTO
I80-12-UNO	I80-01-UNO	80	4,4708	CORRECTO
I81-09-UNO	I81-02-UNO	81	4,5456	CORRECTO
I81-10-UNO	I81-05-UNO	81	2,6029	CORRECTO
I81-11-UNO	I81-06-UNO	81	4,2065	CORRECTO
I81-12-UNO	I81-02-UNO	81	4,6902	CORRECTO
I82-09-UNO	I82-01-UNO	82	3,3552	CORRECTO
I82-10-UNO	I82-05-UNO	82	4,0227	CORRECTO
I82-11-UNO	I82-06-UNO	82	2,8632	CORRECTO
I82-12-UNO	I82-01-UNO	82	3,9005	CORRECTO
I83-09-UNO	I83-03-UNO	83	3,8023	CORRECTO
I83-10-UNO	I83-03-UNO	83	3,6511	CORRECTO
I83-11-UNO	I83-03-UNO	83	2,3908	CORRECTO
I83-12-UNO	I83-03-UNO	83	3,4830	CORRECTO
I84-09-UNO	I84-03-UNO	84	3,9996	CORRECTO
I84-10-UNO	I84-02-UNO	84	4,2943	CORRECTO
I84-11-UNO	I84-06-UNO	84	4,2367	CORRECTO
I84-12-UNO	I84-08-UNO	84	4,3061	CORRECTO
I85-09-UNO	I85-08-UNO	85	5,5889	CORRECTO
I85-10-UNO	I85-08-UNO	85	2,6698	CORRECTO
I85-11-UNO	I97-07-UNO	97	4,4937	INCORRECTO
I85-12-UNO	I85-07-UNO	85	5,9014	CORRECTO
I86-09-UNO	I28-08-UNO	28	3,6697	INCORRECTO
I86-10-UNO	I86-02-UNO	86	6,1659	CORRECTO
I86-11-UNO	I15-03-UNO	15	3,4447	INCORRECTO
I86-12-UNO	I86-02-UNO	86	3,7488	CORRECTO
I87-09-UNO	I87-05-UNO	87	3,7834	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I87-10-UNO	I46-08-UNO	46	3,8257	INCORRECTO
I87-11-UNO	I46-08-UNO	46	4,4208	INCORRECTO
I87-12-UNO	I87-07-UNO	87	3,5923	CORRECTO
I88-09-UNO	I88-06-UNO	88	3,7595	CORRECTO
I88-10-UNO	I88-04-UNO	88	4,6048	CORRECTO
I88-11-UNO	I88-08-UNO	88	3,4368	CORRECTO
I88-12-UNO	I88-01-UNO	88	3,2829	CORRECTO
I89-09-UNO	I89-08-UNO	89	3,9906	CORRECTO
I89-10-UNO	I72-02-UNO	72	5,1839	INCORRECTO
I89-11-UNO	I28-08-UNO	28	3,5566	INCORRECTO
I89-12-UNO	I89-01-UNO	89	4,7736	CORRECTO
I90-09-UNO	I90-02-UNO	90	3,6243	CORRECTO
I90-10-UNO	I90-07-UNO	90	3,4041	CORRECTO
I90-11-UNO	I52-05-UNO	52	4,8907	INCORRECTO
I90-12-UNO	I90-02-UNO	90	3,1526	CORRECTO
I91-09-UNO	I91-03-UNO	91	3,3885	CORRECTO
I91-10-UNO	I72-08-UNO	72	4,2571	INCORRECTO
I91-11-UNO	I27-06-UNO	27	4,3128	INCORRECTO
I91-12-UNO	I91-08-UNO	91	2,8574	CORRECTO
I92-09-UNO	I92-08-UNO	92	3,7720	CORRECTO
I92-10-UNO	I92-08-UNO	92	3,3251	CORRECTO
I92-11-UNO	I92-03-UNO	92	3,3240	CORRECTO
I92-12-UNO	I92-08-UNO	92	3,3680	CORRECTO
I93-09-UNO	I93-06-UNO	93	3,9410	CORRECTO
I93-10-UNO	I93-03-UNO	93	5,3553	CORRECTO
I93-11-UNO	I93-08-UNO	93	4,0069	CORRECTO
I93-12-UNO	I93-08-UNO	93	2,8710	CORRECTO
I94-09-UNO	I94-03-UNO	94	1,6242	CORRECTO
I94-10-UNO	I94-05-UNO	94	2,4592	CORRECTO
I94-11-UNO	I94-03-UNO	94	2,2678	CORRECTO
I94-12-UNO	I94-08-UNO	94	2,0299	CORRECTO
I95-09-UNO	I67-08-UNO	67	4,0652	INCORRECTO
I95-10-UNO	I67-08-UNO	67	3,0545	INCORRECTO
I95-11-UNO	I67-07-UNO	67	3,8421	INCORRECTO
I95-12-UNO	I95-02-UNO	95	3,5899	CORRECTO
I96-09-UNO	I42-03-UNO	42	2,8499	INCORRECTO
I96-10-UNO	I96-07-UNO	96	2,3599	CORRECTO
I96-11-UNO	I96-05-UNO	96	2,3553	CORRECTO
I96-12-UNO	I96-05-UNO	96	2,8488	CORRECTO
I97-09-UNO	I97-07-UNO	97	2,6379	CORRECTO
I97-10-UNO	I97-03-UNO	97	3,2475	CORRECTO
I97-11-UNO	I94-04-UNO	94	3,0188	INCORRECTO
I97-12-UNO	I97-07-UNO	97	2,9640	CORRECTO

RESULTADOS MODELO DTW-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I98-09-UNO	I98-08-UNO	98	5,3726	CORRECTO
I98-10-UNO	I98-05-UNO	98	4,5477	CORRECTO
I98-11-UNO	I98-07-UNO	98	4,4557	CORRECTO
I98-12-UNO	I51-04-UNO	51	6,6646	<b>INCORRECTO</b>
I99-09-UNO	I99-08-UNO	99	4,3316	CORRECTO
I99-10-UNO	I99-08-UNO	99	5,0381	CORRECTO
I99-11-UNO	I18-08-UNO	18	3,2316	<b>INCORRECTO</b>
I99-12-UNO	I99-03-UNO	99	2,9214	CORRECTO
I100-09-UNO	I100-05-UNO	100	2,7574	CORRECTO
I100-10-UNO	I100-06-UNO	100	3,7976	CORRECTO
I100-11-UNO	I100-03-UNO	100	3,3626	CORRECTO
I100-12-UNO	I100-05-UNO	100	2,3789	CORRECTO

#### AIV.2 Modelo MFCC-100.

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I01-09-UNO	I01-06-UNO	1	6,9867	CORRECTO
I01-10-UNO	I01-05-UNO	1	6,1311	CORRECTO
I01-11-UNO	I01-01-UNO	1	5,7730	CORRECTO
I01-12-UNO	I01-05-UNO	1	6,5280	CORRECTO
I02-09-UNO	I02-07-UNO	2	6,8549	CORRECTO
I02-10-UNO	I02-07-UNO	2	7,6754	CORRECTO
I02-11-UNO	I02-07-UNO	2	6,6519	CORRECTO
I02-12-UNO	I02-07-UNO	2	6,6973	CORRECTO
I03-09-UNO	I54-07-UNO	54	7,0408	<b>INCORRECTO</b>
I03-10-UNO	I03-08-UNO	3	6,1654	CORRECTO
I03-11-UNO	I03-06-UNO	3	8,1415	CORRECTO
I03-12-UNO	I13-08-UNO	13	6,3259	<b>INCORRECTO</b>
I04-09-UNO	I04-06-UNO	4	7,1431	CORRECTO
I04-10-UNO	I04-06-UNO	4	7,4877	CORRECTO
I04-11-UNO	I04-06-UNO	4	7,3939	CORRECTO
I04-12-UNO	I04-01-UNO	4	7,4660	CORRECTO
I05-09-UNO	I05-08-UNO	5	6,5949	CORRECTO
I05-10-UNO	I05-01-UNO	5	6,2167	CORRECTO
I05-11-UNO	I05-08-UNO	5	6,0856	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I05-12-UNO	I05-07-UNO	5	5,6891	CORRECTO
I06-09-UNO	I13-05-UNO	13	6,3401	INCORRECTO
I06-10-UNO	I06-05-UNO	6	6,7479	CORRECTO
I06-11-UNO	I06-03-UNO	6	5,8422	CORRECTO
I06-12-UNO	I06-02-UNO	6	5,9416	CORRECTO
I07-09-UNO	I07-06-UNO	7	6,8141	CORRECTO
I07-10-UNO	I07-06-UNO	7	6,5989	CORRECTO
I07-11-UNO	I07-06-UNO	7	6,1911	CORRECTO
I07-12-UNO	I07-06-UNO	7	6,5005	CORRECTO
I08-09-UNO	I08-04-UNO	8	5,7068	CORRECTO
I08-10-UNO	I08-08-UNO	8	5,3604	CORRECTO
I08-11-UNO	I08-08-UNO	8	5,3947	CORRECTO
I08-12-UNO	I08-03-UNO	8	6,1554	CORRECTO
I09-09-UNO	I09-07-UNO	9	6,1705	CORRECTO
I09-10-UNO	I09-07-UNO	9	6,4155	CORRECTO
I09-11-UNO	I09-07-UNO	9	6,3579	CORRECTO
I09-12-UNO	I09-03-UNO	9	6,2804	CORRECTO
I10-09-UNO	I10-05-UNO	10	7,1495	CORRECTO
I10-10-UNO	I10-08-UNO	10	6,6429	CORRECTO
I10-11-UNO	I10-03-UNO	10	7,2631	CORRECTO
I10-12-UNO	I10-07-UNO	10	6,9614	CORRECTO
I11-09-UNO	I11-06-UNO	11	6,5546	CORRECTO
I11-10-UNO	I11-08-UNO	11	6,7946	CORRECTO
I11-11-UNO	I11-05-UNO	11	7,2402	CORRECTO
I11-12-UNO	I11-08-UNO	11	5,9043	CORRECTO
I12-09-UNO	I12-01-UNO	12	6,1213	CORRECTO
I12-10-UNO	I12-02-UNO	12	6,9251	CORRECTO
I12-11-UNO	I12-03-UNO	12	5,6691	CORRECTO
I12-12-UNO	I12-02-UNO	12	6,0710	CORRECTO
I13-09-UNO	I13-01-UNO	13	6,2652	CORRECTO
I13-10-UNO	I13-05-UNO	13	5,9256	CORRECTO
I13-11-UNO	I13-07-UNO	13	6,0881	CORRECTO
I13-12-UNO	I13-06-UNO	13	6,2030	CORRECTO
I14-09-UNO	I14-05-UNO	14	4,7143	CORRECTO
I14-10-UNO	I14-08-UNO	14	5,8334	CORRECTO
I14-11-UNO	I14-08-UNO	14	5,6769	CORRECTO
I14-12-UNO	I14-07-UNO	14	6,0007	CORRECTO
I15-09-UNO	I15-06-UNO	15	7,4854	CORRECTO
I15-10-UNO	I15-04-UNO	15	6,8117	CORRECTO
I15-11-UNO	I15-06-UNO	15	6,4250	CORRECTO
I15-12-UNO	I15-05-UNO	15	5,6981	CORRECTO
I16-09-UNO	I16-05-UNO	16	5,8177	CORRECTO
I16-10-UNO	I36-03-UNO	36	6,2374	INCORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I16-11-UNO	I16-08-UNO	16	5,7298	CORRECTO
I16-12-UNO	I57-03-UNO	57	6,3879	INCORRECTO
I17-09-UNO	I56-03-UNO	56	5,8756	INCORRECTO
I17-10-UNO	I17-06-UNO	17	5,8465	CORRECTO
I17-11-UNO	I17-01-UNO	17	5,5714	CORRECTO
I17-12-UNO	I17-03-UNO	17	5,7568	CORRECTO
I18-09-UNO	I18-08-UNO	18	5,9536	CORRECTO
I18-10-UNO	I18-08-UNO	18	6,2222	CORRECTO
I18-11-UNO	I18-08-UNO	18	7,1021	CORRECTO
I18-12-UNO	I18-08-UNO	18	8,2309	CORRECTO
I19-09-UNO	I19-07-UNO	19	5,8302	CORRECTO
I19-10-UNO	I19-07-UNO	19	6,0162	CORRECTO
I19-11-UNO	I19-07-UNO	19	5,9415	CORRECTO
I19-12-UNO	I19-07-UNO	19	5,5585	CORRECTO
I20-09-UNO	I20-01-UNO	20	5,1857	CORRECTO
I20-10-UNO	I20-06-UNO	20	5,9394	CORRECTO
I20-11-UNO	I20-08-UNO	20	5,8997	CORRECTO
I20-12-UNO	I20-07-UNO	20	6,9220	CORRECTO
I21-09-UNO	I66-02-UNO	66	6,0642	INCORRECTO
I21-10-UNO	I21-03-UNO	21	5,7565	CORRECTO
I21-11-UNO	I21-03-UNO	21	5,6138	CORRECTO
I21-12-UNO	I21-01-UNO	21	5,5828	CORRECTO
I22-09-UNO	I22-08-UNO	22	5,9725	CORRECTO
I22-10-UNO	I22-07-UNO	22	5,8425	CORRECTO
I22-11-UNO	I94-05-UNO	94	5,8018	INCORRECTO
I22-12-UNO	I22-07-UNO	22	5,1775	CORRECTO
I23-09-UNO	I23-05-UNO	23	5,9281	CORRECTO
I23-10-UNO	I23-08-UNO	23	6,2917	CORRECTO
I23-11-UNO	I23-06-UNO	23	6,5013	CORRECTO
I23-12-UNO	I23-04-UNO	23	6,2527	CORRECTO
I24-09-UNO	I24-03-UNO	24	6,4917	CORRECTO
I24-10-UNO	I24-02-UNO	24	6,6611	CORRECTO
I24-11-UNO	I24-07-UNO	24	6,1276	CORRECTO
I24-12-UNO	I24-07-UNO	24	6,2693	CORRECTO
I25-09-UNO	I25-08-UNO	25	5,2701	CORRECTO
I25-10-UNO	I25-07-UNO	25	5,4931	CORRECTO
I25-11-UNO	I25-07-UNO	25	5,8811	CORRECTO
I25-12-UNO	I25-08-UNO	25	6,5177	CORRECTO
I26-09-UNO	I26-08-UNO	26	6,5513	CORRECTO
I26-10-UNO	I26-07-UNO	26	7,7892	CORRECTO
I26-11-UNO	I26-01-UNO	26	6,4701	CORRECTO
I26-12-UNO	I86-08-UNO	86	5,8707	INCORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I27-09-UNO	I27-08-UNO	27	7,2857	CORRECTO
I27-10-UNO	I72-03-UNO	72	8,2921	INCORRECTO
I27-11-UNO	I27-07-UNO	27	6,6997	CORRECTO
I27-12-UNO	I27-07-UNO	27	7,0342	CORRECTO
I28-09-UNO	I100-01-UNO	100	5,9225	INCORRECTO
I28-10-UNO	I28-07-UNO	28	5,7205	CORRECTO
I28-11-UNO	I89-07-UNO	89	6,4017	INCORRECTO
I28-12-UNO	I35-03-UNO	35	7,7917	INCORRECTO
I29-09-UNO	I29-08-UNO	29	5,1232	CORRECTO
I29-10-UNO	I29-07-UNO	29	6,5658	CORRECTO
I29-11-UNO	I29-07-UNO	29	6,7344	CORRECTO
I29-12-UNO	I33-02-UNO	33	5,9173	INCORRECTO
I30-09-UNO	I30-06-UNO	30	6,7677	CORRECTO
I30-10-UNO	I69-05-UNO	69	6,3796	INCORRECTO
I30-11-UNO	I30-03-UNO	30	5,8300	CORRECTO
I30-12-UNO	I76-03-UNO	76	5,9981	INCORRECTO
I31-09-UNO	I31-07-UNO	31	5,7967	CORRECTO
I31-10-UNO	I31-02-UNO	31	6,5573	CORRECTO
I31-11-UNO	I31-04-UNO	31	6,9311	CORRECTO
I31-12-UNO	I31-06-UNO	31	6,5641	CORRECTO
I32-09-UNO	I32-08-UNO	32	6,8738	CORRECTO
I32-10-UNO	I32-08-UNO	32	7,5848	CORRECTO
I32-11-UNO	I32-08-UNO	32	7,2503	CORRECTO
I32-12-UNO	I32-08-UNO	32	7,5691	CORRECTO
I33-09-UNO	I33-08-UNO	33	4,8242	CORRECTO
I33-10-UNO	I11-01-UNO	11	7,1849	INCORRECTO
I33-11-UNO	I30-01-UNO	30	5,6892	INCORRECTO
I33-12-UNO	I33-08-UNO	33	5,9684	CORRECTO
I34-09-UNO	I99-01-UNO	99	5,8227	INCORRECTO
I34-10-UNO	I34-06-UNO	34	5,3795	CORRECTO
I34-11-UNO	I34-07-UNO	34	6,8665	CORRECTO
I34-12-UNO	I41-04-UNO	41	6,1758	INCORRECTO
I35-09-UNO	I35-08-UNO	35	6,9663	CORRECTO
I35-10-UNO	I35-07-UNO	35	7,4936	CORRECTO
I35-11-UNO	I35-05-UNO	35	6,9451	CORRECTO
I35-12-UNO	I35-05-UNO	35	7,6453	CORRECTO
I36-09-UNO	I36-01-UNO	36	6,5279	CORRECTO
I36-10-UNO	I36-08-UNO	36	6,8073	CORRECTO
I36-11-UNO	I36-01-UNO	36	7,0632	CORRECTO
I36-12-UNO	I36-05-UNO	36	6,4427	CORRECTO
I37-09-UNO	I37-06-UNO	37	4,4027	CORRECTO
I37-10-UNO	I37-03-UNO	37	6,2473	CORRECTO
I37-11-UNO	I37-03-UNO	37	5,6371	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I37-12-UNO	I37-06-UNO	37	5,4186	CORRECTO
I38-09-UNO	I38-04-UNO	38	7,7386	CORRECTO
I38-10-UNO	I38-06-UNO	38	6,6423	CORRECTO
I38-11-UNO	I38-06-UNO	38	6,3151	CORRECTO
I38-12-UNO	I38-03-UNO	38	5,7299	CORRECTO
I39-09-UNO	I39-01-UNO	39	6,0750	CORRECTO
I39-10-UNO	I39-07-UNO	39	5,8726	CORRECTO
I39-11-UNO	I39-06-UNO	39	5,9806	CORRECTO
I39-12-UNO	I39-03-UNO	39	5,4874	CORRECTO
I40-09-UNO	I40-04-UNO	40	7,5183	CORRECTO
I40-10-UNO	I08-03-UNO	8	7,3842	INCORRECTO
I40-11-UNO	I40-04-UNO	40	7,6499	CORRECTO
I40-12-UNO	I08-05-UNO	8	6,9949	INCORRECTO
I41-09-UNO	I41-07-UNO	41	6,4753	CORRECTO
I41-10-UNO	I50-02-UNO	50	6,0391	INCORRECTO
I41-11-UNO	I17-01-UNO	17	6,0244	INCORRECTO
I41-12-UNO	I94-05-UNO	94	8,0262	INCORRECTO
I42-09-UNO	I42-08-UNO	42	6,8354	CORRECTO
I42-10-UNO	I16-04-UNO	16	7,0749	INCORRECTO
I42-11-UNO	I42-07-UNO	42	7,1511	CORRECTO
I42-12-UNO	I42-08-UNO	42	6,0037	CORRECTO
I43-09-UNO	I43-01-UNO	43	5,5329	CORRECTO
I43-10-UNO	I43-07-UNO	43	5,2215	CORRECTO
I43-11-UNO	I43-01-UNO	43	6,0512	CORRECTO
I43-12-UNO	I43-01-UNO	43	5,6938	CORRECTO
I44-09-UNO	I44-07-UNO	44	5,4947	CORRECTO
I44-10-UNO	I44-01-UNO	44	6,5786	CORRECTO
I44-11-UNO	I44-08-UNO	44	6,5004	CORRECTO
I44-12-UNO	I44-07-UNO	44	5,7674	CORRECTO
I45-09-UNO	I50-06-UNO	50	6,0923	INCORRECTO
I45-10-UNO	I45-05-UNO	45	6,4689	CORRECTO
I45-11-UNO	I45-08-UNO	45	6,1140	CORRECTO
I45-12-UNO	I45-01-UNO	45	6,2724	CORRECTO
I46-09-UNO	I46-02-UNO	46	5,3353	CORRECTO
I46-10-UNO	I46-07-UNO	46	6,9235	CORRECTO
I46-11-UNO	I46-06-UNO	46	6,0176	CORRECTO
I46-12-UNO	I46-04-UNO	46	5,8459	CORRECTO
I47-09-UNO	I69-08-UNO	69	6,0482	INCORRECTO
I47-10-UNO	I47-07-UNO	47	6,3683	CORRECTO
I47-11-UNO	I50-03-UNO	50	6,6449	INCORRECTO
I47-12-UNO	I14-04-UNO	14	7,1220	INCORRECTO
I48-09-UNO	I48-08-UNO	48	6,1783	CORRECTO
I48-10-UNO	I48-06-UNO	48	6,2841	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I48-11-UNO	I48-08-UNO	48	6,3041	CORRECTO
I48-12-UNO	I48-04-UNO	48	6,5735	CORRECTO
I49-09-UNO	I49-04-UNO	49	6,4046	CORRECTO
I49-10-UNO	I31-04-UNO	31	6,8301	INCORRECTO
I49-11-UNO	I49-04-UNO	49	6,3499	CORRECTO
I49-12-UNO	I49-06-UNO	49	6,4544	CORRECTO
I50-09-UNO	I50-04-UNO	50	5,7656	CORRECTO
I50-10-UNO	I50-07-UNO	50	4,9337	CORRECTO
I50-11-UNO	I50-05-UNO	50	4,5690	CORRECTO
I50-12-UNO	I50-08-UNO	50	6,0924	CORRECTO
I51-09-UNO	I51-06-UNO	51	4,9037	CORRECTO
I51-10-UNO	I51-03-UNO	51	5,5487	CORRECTO
I51-11-UNO	I51-07-UNO	51	5,7945	CORRECTO
I51-12-UNO	I51-05-UNO	51	6,0735	CORRECTO
I52-09-UNO	I52-06-UNO	52	5,9901	CORRECTO
I52-10-UNO	I30-07-UNO	30	5,4402	INCORRECTO
I52-11-UNO	I52-08-UNO	52	4,9603	CORRECTO
I52-12-UNO	I52-07-UNO	52	4,7954	CORRECTO
I53-09-UNO	I53-07-UNO	53	7,8191	CORRECTO
I53-10-UNO	I59-06-UNO	59	5,8208	INCORRECTO
I53-11-UNO	I53-03-UNO	53	7,0325	CORRECTO
I53-12-UNO	I59-06-UNO	59	6,1650	INCORRECTO
I54-09-UNO	I54-05-UNO	54	5,3180	CORRECTO
I54-10-UNO	I54-05-UNO	54	5,6987	CORRECTO
I54-11-UNO	I54-07-UNO	54	5,9930	CORRECTO
I54-12-UNO	I54-01-UNO	54	6,2406	CORRECTO
I55-09-UNO	I55-03-UNO	55	6,5712	CORRECTO
I55-10-UNO	I55-6-UNO	55	7,0954	CORRECTO
I55-11-UNO	I55-02-UNO	55	6,2799	CORRECTO
I55-12-UNO	I55-03-UNO	55	7,2797	CORRECTO
I56-09-UNO	I56-03-UNO	56	5,5881	CORRECTO
I56-10-UNO	I56-03-UNO	56	5,9437	CORRECTO
I56-11-UNO	I56-05-UNO	56	6,0616	CORRECTO
I56-12-UNO	I56-01-UNO	56	5,8591	CORRECTO
I57-09-UNO	I57-03-UNO	57	6,1877	CORRECTO
I57-10-UNO	I57-03-UNO	57	6,1918	CORRECTO
I57-11-UNO	I57-07-UNO	57	6,2455	CORRECTO
I57-12-UNO	I57-05-UNO	57	5,9539	CORRECTO
I58-09-UNO	I52-01-UNO	52	6,0269	INCORRECTO
I58-10-UNO	I59-01-UNO	59	6,6247	INCORRECTO
I58-11-UNO	I58-04-UNO	58	7,3182	CORRECTO
I58-12-UNO	I58-03-UNO	58	6,4124	CORRECTO
I59-09-UNO	I59-03-UNO	59	6,2764	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I59-10-UNO	I59-06-UNO	59	5,6921	CORRECTO
I59-11-UNO	I59-06-UNO	59	6,6512	CORRECTO
I59-12-UNO	I59-06-UNO	59	6,7815	CORRECTO
I60-09-UNO	I60-07-UNO	60	6,4040	CORRECTO
I60-10-UNO	I60-06-UNO	60	6,1152	CORRECTO
I60-11-UNO	I60-07-UNO	60	7,5311	CORRECTO
I60-12-UNO	I34-01-UNO	34	8,1431	INCORRECTO
I61-09-UNO	I61-02-UNO	61	7,1372	CORRECTO
I61-10-UNO	I98-03-UNO	98	6,2895	INCORRECTO
I61-11-UNO	I08-08-UNO	8	6,4001	INCORRECTO
I61-12-UNO	I66-06-UNO	66	5,8215	INCORRECTO
I62-09-UNO	I62-03-UNO	62	6,4786	CORRECTO
I62-10-UNO	I62-08-UNO	62	7,2016	CORRECTO
I62-11-UNO	I62-08-UNO	62	6,5856	CORRECTO
I62-12-UNO	I62-03-UNO	62	7,1237	CORRECTO
I63-09-UNO	I63-06-UNO	63	5,9740	CORRECTO
I63-10-UNO	I36-08-UNO	36	6,6496	INCORRECTO
I63-11-UNO	I63-07-UNO	63	5,8635	CORRECTO
I63-12-UNO	I83-01-UNO	83	6,3285	INCORRECTO
I64-09-UNO	I76-03-UNO	76	8,9952	INCORRECTO
I64-10-UNO	I64-06-UNO	64	7,0692	CORRECTO
I64-11-UNO	I64-05-UNO	64	6,2637	CORRECTO
I64-12-UNO	I64-05-UNO	64	5,6478	CORRECTO
I65-09-UNO	I65-08-UNO	65	6,2249	CORRECTO
I65-10-UNO	I65-04-UNO	65	5,8414	CORRECTO
I65-11-UNO	I65-07-UNO	65	5,0721	CORRECTO
I65-12-UNO	I65-07-UNO	65	4,9461	CORRECTO
I66-09-UNO	I66-07-UNO	66	6,0281	CORRECTO
I66-10-UNO	I66-07-UNO	66	5,8670	CORRECTO
I66-11-UNO	I66-06-UNO	66	5,6143	CORRECTO
I66-12-UNO	I66-04-UNO	66	5,3271	CORRECTO
I67-09-UNO	I51-07-UNO	51	6,2008	INCORRECTO
I67-10-UNO	I08-05-UNO	8	8,1908	INCORRECTO
I67-11-UNO	I67-07-UNO	67	6,6805	CORRECTO
I67-12-UNO	I67-06-UNO	67	6,5270	CORRECTO
I68-09-UNO	I68-03-UNO	68	4,2569	CORRECTO
I68-10-UNO	I68-03-UNO	68	5,3998	CORRECTO
I68-11-UNO	I68-07-UNO	68	4,8810	CORRECTO
I68-12-UNO	I68-03-UNO	68	4,9990	CORRECTO
I69-09-UNO	I47-08-UNO	47	6,8393	INCORRECTO
I69-10-UNO	I69-08-UNO	69	6,9881	CORRECTO
I69-11-UNO	I69-08-UNO	69	6,4487	CORRECTO
I69-12-UNO	I69-08-UNO	69	5,9400	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I70-09-UNO	I70-04-UNO	70	6,9704	CORRECTO
I70-10-UNO	I70-03-UNO	70	5,7238	CORRECTO
I70-11-UNO	I70-05-UNO	70	6,1622	CORRECTO
I70-12-UNO	I70-03-UNO	70	6,3478	CORRECTO
I71-09-UNO	I30-04-UNO	30	6,8759	INCORRECTO
I71-10-UNO	I71-06-UNO	71	4,7473	CORRECTO
I71-11-UNO	I71-07-UNO	71	5,8444	CORRECTO
I71-12-UNO	I94-02-UNO	94	6,3156	INCORRECTO
I72-09-UNO	I72-05-UNO	72	5,6637	CORRECTO
I72-10-UNO	I27-06-UNO	27	7,1224	INCORRECTO
I72-11-UNO	I72-05-UNO	72	5,6819	CORRECTO
I72-12-UNO	I72-05-UNO	72	5,3854	CORRECTO
I73-09-UNO	I73-03-UNO	73	6,1391	CORRECTO
I73-10-UNO	I73-07-UNO	73	6,3207	CORRECTO
I73-11-UNO	I73-03-UNO	73	5,1478	CORRECTO
I73-12-UNO	I51-05-UNO	51	7,3312	INCORRECTO
I74-09-UNO	I74-06-UNO	74	5,8769	CORRECTO
I74-10-UNO	I74-08-UNO	74	4,8722	CORRECTO
I74-11-UNO	I74-03-UNO	74	7,0565	CORRECTO
I74-12-UNO	I74-07-UNO	74	5,7343	CORRECTO
I75-09-UNO	I75-05-UNO	75	6,7608	CORRECTO
I75-10-UNO	I75-01-UNO	75	5,7691	CORRECTO
I75-11-UNO	I75-01-UNO	75	5,8219	CORRECTO
I75-12-UNO	I75-02-UNO	75	6,6339	CORRECTO
I76-09-UNO	I76-07-UNO	76	7,2307	CORRECTO
I76-10-UNO	I76-06-UNO	76	6,1078	CORRECTO
I76-11-UNO	I76-07-UNO	76	6,2840	CORRECTO
I76-12-UNO	I76-06-UNO	76	5,5173	CORRECTO
I77-09-UNO	I77-03-UNO	77	7,0212	CORRECTO
I77-10-UNO	I77-08-UNO	77	8,0977	CORRECTO
I77-11-UNO	I77-06-UNO	77	7,3011	CORRECTO
I77-12-UNO	I77-04-UNO	77	6,6834	CORRECTO
I78-09-UNO	I73-06-UNO	73	5,6496	INCORRECTO
I78-10-UNO	I78-08-UNO	78	6,0797	CORRECTO
I78-11-UNO	I78-07-UNO	78	5,3653	CORRECTO
I78-12-UNO	I78-08-UNO	78	5,8431	CORRECTO
I79-09-UNO	I79-06-UNO	79	5,7501	CORRECTO
I79-10-UNO	I43-06-UNO	43	6,3557	INCORRECTO
I79-11-UNO	I79-06-UNO	79	5,7320	CORRECTO
I79-12-UNO	I79-03-UNO	79	6,1415	CORRECTO
I80-09-UNO	I80-08-UNO	80	6,3438	CORRECTO
I80-10-UNO	I80-05-UNO	80	5,7564	CORRECTO
I80-11-UNO	I80-01-UNO	80	6,3283	CORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I80-12-UNO	I80-04-UNO	80	6,3570	CORRECTO
I81-09-UNO	I81-02-UNO	81	7,5670	CORRECTO
I81-10-UNO	I81-05-UNO	81	6,9712	CORRECTO
I81-11-UNO	I81-06-UNO	81	6,0297	CORRECTO
I81-12-UNO	I81-05-UNO	81	7,3537	CORRECTO
I82-09-UNO	I82-05-UNO	82	6,4033	CORRECTO
I82-10-UNO	I82-06-UNO	82	6,2576	CORRECTO
I82-11-UNO	I30-06-UNO	30	5,7927	INCORRECTO
I82-12-UNO	I82-03-UNO	82	6,0574	CORRECTO
I83-09-UNO	I83-08-UNO	83	6,7844	CORRECTO
I83-10-UNO	I83-06-UNO	83	6,4993	CORRECTO
I83-11-UNO	I83-07-UNO	83	6,1705	CORRECTO
I83-12-UNO	I83-06-UNO	83	5,9721	CORRECTO
I84-09-UNO	I84-04-UNO	84	7,1609	CORRECTO
I84-10-UNO	I84-01-UNO	84	6,6301	CORRECTO
I84-11-UNO	I74-01-UNO	74	6,4493	INCORRECTO
I84-12-UNO	I84-08-UNO	84	5,6525	CORRECTO
I85-09-UNO	I85-06-UNO	85	6,8641	CORRECTO
I85-10-UNO	I85-07-UNO	85	4,9651	CORRECTO
I85-11-UNO	I52-02-UNO	52	6,0014	INCORRECTO
I85-12-UNO	I85-01-UNO	85	6,1034	CORRECTO
I86-09-UNO	I86-05-UNO	86	6,0123	CORRECTO
I86-10-UNO	I86-04-UNO	86	7,0573	CORRECTO
I86-11-UNO	I86-06-UNO	86	5,9688	CORRECTO
I86-12-UNO	I86-01-UNO	86	6,0924	CORRECTO
I87-09-UNO	I87-05-UNO	87	5,7214	CORRECTO
I87-10-UNO	I87-07-UNO	87	6,1121	CORRECTO
I87-11-UNO	I58-05-UNO	58	5,7366	INCORRECTO
I87-12-UNO	I41-01-UNO	41	5,1515	INCORRECTO
I88-09-UNO	I88-03-UNO	88	4,8762	CORRECTO
I88-10-UNO	I89-06-UNO	89	6,3476	INCORRECTO
I88-11-UNO	I88-07-UNO	88	4,9759	CORRECTO
I88-12-UNO	I88-01-UNO	88	5,9710	CORRECTO
I89-09-UNO	I89-07-UNO	89	5,4895	CORRECTO
I89-10-UNO	I89-07-UNO	89	5,0951	CORRECTO
I89-11-UNO	I29-05-UNO	29	5,5604	INCORRECTO
I89-12-UNO	I89-07-UNO	89	5,8625	CORRECTO
I90-09-UNO	I90-01-UNO	90	5,3611	CORRECTO
I90-10-UNO	I90-07-UNO	90	6,9774	CORRECTO
I90-11-UNO	I90-08-UNO	90	6,9833	CORRECTO
I90-12-UNO	I90-07-UNO	90	5,6318	CORRECTO
I91-09-UNO	I91-02-UNO	91	6,8791	CORRECTO
I91-10-UNO	I84-06-UNO	84	6,7611	INCORRECTO

RESULTADOS MODELO MFCC-100				
SEÑAL DUBITADA	SEÑAL INDUBITADA	ID	DISTANCIA	RESULTADO
I91-11-UNO	I12-02-UNO	12	7,0602	<b>INCORRECTO</b>
I91-12-UNO	I91-06-UNO	91	6,9117	CORRECTO
I92-09-UNO	I92-07-UNO	92	5,6413	CORRECTO
I92-10-UNO	I92-06-UNO	92	6,2499	CORRECTO
I92-11-UNO	I92-03-UNO	92	5,3623	CORRECTO
I92-12-UNO	I92-03-UNO	92	6,5069	CORRECTO
I93-09-UNO	I93-08-UNO	93	5,3903	CORRECTO
I93-10-UNO	I93-08-UNO	93	6,5637	CORRECTO
I93-11-UNO	I93-08-UNO	93	5,9766	CORRECTO
I93-12-UNO	I93-08-UNO	93	5,3497	CORRECTO
I94-09-UNO	I94-06-UNO	94	5,0602	CORRECTO
I94-10-UNO	I94-03-UNO	94	6,4056	CORRECTO
I94-11-UNO	I94-03-UNO	94	5,7202	CORRECTO
I94-12-UNO	I41-06-UNO	41	5,4799	<b>INCORRECTO</b>
I95-09-UNO	I44-07-UNO	44	6,4376	<b>INCORRECTO</b>
I95-10-UNO	I95-07-UNO	95	6,7363	CORRECTO
I95-11-UNO	I95-07-UNO	95	7,1472	CORRECTO
I95-12-UNO	I44-07-UNO	44	7,2882	<b>INCORRECTO</b>
I96-09-UNO	I96-08-UNO	96	6,2861	CORRECTO
I96-10-UNO	I96-05-UNO	96	6,7610	CORRECTO
I96-11-UNO	I96-05-UNO	96	5,8065	CORRECTO
I96-12-UNO	I96-01-UNO	96	6,4316	CORRECTO
I97-09-UNO	I97-08-UNO	97	5,5777	CORRECTO
I97-10-UNO	I97-04-UNO	97	6,8476	CORRECTO
I97-11-UNO	I100-07-UNO	100	5,9012	<b>INCORRECTO</b>
I97-12-UNO	I50-02-UNO	50	5,7363	<b>INCORRECTO</b>
I98-09-UNO	I98-01-UNO	98	5,4919	CORRECTO
I98-10-UNO	I98-06-UNO	98	5,6907	CORRECTO
I98-11-UNO	I98-07-UNO	98	5,6155	CORRECTO
I98-12-UNO	I26-04-UNO	26	7,5827	<b>INCORRECTO</b>
I99-09-UNO	I99-08-UNO	99	7,3912	CORRECTO
I99-10-UNO	I75-08-UNO	75	6,9639	<b>INCORRECTO</b>
I99-11-UNO	I99-05-UNO	99	5,6652	CORRECTO
I99-12-UNO	I99-03-UNO	99	5,7530	CORRECTO
I100-09-UNO	I100-03-UNO	100	5,3934	CORRECTO
I100-10-UNO	I100-06-UNO	100	6,3531	CORRECTO
I100-11-UNO	I37-06-UNO	37	7,2349	<b>INCORRECTO</b>
I100-12-UNO	I100-03-UNO	100	5,5725	CORRECTO

## **CAPÍTULO 6: CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS**

---

## CAPÍTULO 6: CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS

### 6.1 CONCLUSIONES.

Tras analizar los resultados obtenidos en el epígrafe anterior, podemos establecer diferentes puntos de análisis para la obtención de conclusiones, como son: el modelo individual elegido para el diagnóstico, la dimensión de la base de datos utilizada para el estudio tanto de pruebas individuales como múltiples y por último el modelo diagnóstico múltiple bien en serie o en paralelo.

A continuación se extraen conclusiones para cada uno de ellos basándonos en los valores obtenidos para la **Sensibilidad** (verdaderos positivos), para la **Especificidad** (verdaderos negativos), para el **Valor Predictivo Positivo** (probabilidad de que un cotejo positivo corresponda realmente con el individuo objeto del mismo), para el **Valor Predictivo Negativo** (probabilidad de que un cotejo negativo indique la no correspondencia entre individuos) y para el **Índice de Youden**.

#### 6.1.1 Modelo individual MFCC o DTW

Los valores obtenidos tanto para la Sensibilidad como para la Especificidad son ligeramente mejores para el modelo MFCC que para el DTW, aunque siendo dicha diferencia de entre un 1% a un 2% no es significativa para decantarnos por un método u otro.

Cualquiera de ellos, utilizando los algoritmos creados, permite obtener unos *muy buenos resultados* en la discriminación de Verdaderos Negativos así como en los Valores Predictivos Negativos, del orden de un 99.6% hasta un 100%, sea cual sea el tamaño de la base de datos utilizada.

Sin embargo, en lo que se refiere a Verdaderos Positivos y a los Valores Predictivos Negativos, hay una influencia grande por parte del tamaño de la muestra. Se observa un empeoramiento progresivo conforme pasamos de 25 a 50, 75 y 100 locutores respectivamente para cualquiera de los dos modelos.

Como resumen, a igual Especificidad, se obtiene una Sensibilidad mayor cuanto menor sea la base de datos de estudio para ambos métodos de diagnóstico.

El índice de Youden también sigue la misma progresión: va disminuyendo con el número de individuos de la base de datos. Por lo tanto, como se va alejando de valor 1 al aumentar los locutores, podemos considerar que la prueba empeora.

### 6.1.2 Dimensión de la Base de datos

Los valores objeto de estudio obtenidos para los dos modelos (MFCC y DTW) van disminuyendo al aumentar el número de individuos de la Base de Datos, aunque para 25 locutores son muy elevados, lo que indica que es un buen método para discriminar, tanto con los modelos individuales como múltiples.

Si nos fijamos en el índice de Youden, también sigue esta regla. Aunque, sin embargo, para las pruebas múltiples en paralelo su variación con el aumento de locutores es prácticamente insignificante (pasa de un 99.5% para 25 individuos a un 96.3% para 100 locutores).

### 6.1.3 Modelo diagnóstico en serie o en paralelo

Dando por válidas las conclusiones de los apartados anteriores, para determinar la mejor de las pruebas múltiples a utilizar debemos analizar cuál es el propósito de nuestro cotejo, es decir, establecer la “estrategia diagnóstica”.

Para considerar un cotejo positivo buscaremos una prueba con alta especificidad y valor predictivo positivo muy elevado por lo que elegiremos resultados provenientes de las pruebas en serie.

Si lo que pretendemos es reducir el número de falsos positivos cuando sus consecuencias jurídicas sean muy perjudiciales, también nos interesará realizar las pruebas en serie.

Para descartar un cotejo negativo utilizaremos una prueba con alta sensibilidad y un alto valor predictivo negativo por lo que usaremos pruebas en paralelo.

Si se trata de reducir falsos negativos cuando sus efectos judiciales sean muy lesivos deberemos realizar las pruebas en paralelo.

#### 6.1.4 Resumen de las conclusiones

1. Si las consecuencias de perder una identificación positiva son graves, habrá que reducir la proporción de falsos negativos, elevar la sensibilidad y elevar el valor predictivo negativo.
2. Si las consecuencias de un cotejo positivo engendran riesgo, se debe reducir la proporción de falsos positivos, elevar la especificidad y aumentar el valor predictivo positivo.
3. Exigiremos una alta sensibilidad (100%) si las identificaciones positivas de los cotejos son preferentes..
4. Exigiremos una alta especificidad (100%) cuando sea preferente la identificación negativa de un individuo en un cotejo.
5. Exigiremos un valor predictivo positivo alto cuando la consideración de un falso positivo tenga consecuencias indeseables.
6. Exigiremos un valor predictivo negativo alto cuando la aceptación de los falsos negativos tenga consecuencias indeseables.

## 6.2 LÍNEAS FUTURAS.

Puesto que este trabajo tiene como uno de sus pilares fundamentales la inestimable colaboración de la Guardia Civil con la cesión de su base de datos AHUMADA y vistos los óptimos resultados obtenidos tanto para pruebas en serie como en paralelo utilizando los modelos DTW y MFCC que han sido programados en Matlab, se abre un largo camino para poder continuar realizando, como mínimo, el mismo estudio correspondiente a este trabajo pero utilizando otras bases de datos de las cuales disponemos de copia:

- **BAEZA I:** Base de datos que contiene grabaciones de hombres españoles agrupados por Comunidades Autónomas.
- **BAEZA II:** Base de datos que contiene grabaciones de mujeres españolas de diferentes Comunidades Autónomas.
- **BAEZA III:** Base de datos compuesta por grabaciones de hombres de diferentes nacionalidades hablando español.
- **GAUDÍ:** Base de datos de mujeres hablando español.

Con esta cantidad de grabaciones, queda mucho trabajo que se puede realizar, solamente se acaba de abrir una puerta que podrá permitir continuar con esta línea de investigación.....

## **CAPÍTULO 7: BIBLIOGRAFÍA**

---

## CAPÍTULO 7: BIBLIOGRAFÍA

- 1 Gray, C.H. y Kopp, G.A.: Voiceprint Identification. Bell Telephone Laboratories Report, Bell Laboratories, 1944.
- 2 Atal, B.S.: Efectiveness of linear prediction characteristics of the speech wave for automatic speaker identification and verification. J. Acoust. Soc. Amer. 55(6), pp. 1304-1312, 1974.
- 3 Rosenberg, A.: Listener performance in speaker verification tasks, IEEE Transactions of Audio and Electroacoustics, AU-21: 221-225, 1973.
- 4 Wolf, J.: Efficient acoustic parameters for speaker recognition. Journal of the Acoustical Society of America, 51 pp. 2044-2056, 1972.
- 5 Su, L. y Fu, K.: Automatic Speaker Identification using nasal spectra and nasal coarticulation as acoustic clues. Informe del Purdue University School of Electrical Engineering, TR-EE73-33. Air Force Office of Scientific Research Grant. Purdue University, Lafayette, IN, 1973.
- 6 Li, K. y Hughes, G.: Talker differences as they appear in correlation matrices of continuous speech spectra Journal of the Acoustical Society of America 55: 883-887, 1974.
- 7 Hollien, H.: Status report on Voiceprint identification in the United States Proceedings of the Carnahan Crime Countermeasures Conference, Oxford U.K. pp. 9-20, 1977.
- 8 Furui, S.: An overview of Speaker Recognition Technology. ESCA Workshop on Automatic Speaker Recognition, pp. 1-10, 1994.
- 9 Calvo, J.R.: La identificación automática del locutor con fines criminalísticos. CIDT 2005.
- 10 Kinnunen, T.: Spectral Features for Automatic Text-Independent Speaker Recognition. Department of Computer Science, University of Joensuu, Finland, 2003.
- 11 Schafer, R.: A survey of digital speech processing techniques. IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics, Vol. 20, Issue 1, pp. 28-35, (1972).
- 12 Dampier, R. y Higgins, J.: Improving speaker identification in noise by subband processing and decision fusion. Pattern Recognition Letters 24, pp. 2167-2173, 2003.

- 13 Miyajima, C., Watanabe, H., Kitamura, T. y Katagiri, S.: Speaker Recognition Based on Discriminative Feature Extraction – Optimization of Mel-Cepstral Features Using Second-Order All-Pass Warping Function. In Proc. 6th European Conference on Speech Communication and Technology, Eurospeech, Budapest, Hungary, pp. 779-782, 1999.
- 14 Orman, D. y Arslan, L.: Frequency analysis of speaker identification. In Proc. Speaker Odyssey: the Speaker Recognition Workshop Odyssey, pp. 219-222, Crete, Greece, 2001.
- 15 Kinnunen, T.: Designing a speaker-discriminative filter bank for speaker recognition. In Proc. Int. Conf. on Spoken Language Processing, ICSLP, pp. 2325-2328, Denver, Colorado, USA, 2002.
- 16 Besacier, L. y Bonastre, J.-F., Subband architecture for automatic speaker recognition, Signal Processing 80, pp. 1245-1259, (2000).
- 17 Ramachandran, R., Farrell, K., Ramachandran R. y Mammone R.: Speaker recognition - general classifier approaches and data fusion methods. Pattern Recognition 35, pp. 2801-2821, 2002.
- 18 Higgins, J. E., Damper, R. I. y Harris, C. J.: A Multi-Spectral Data Fusion Approach to Speaker Recognition. Image Speech and Intelligent Systems Reserch Group, Dep. of Electr. and Computer Science, Univ. of Southampton, 1998.
- 19 Atal, B.S. y Schroeder, M.R.: Predictive Coding of Speech Signals. Report of the 6th Int. Congress on Acoustics, Tokyo, Japan, 1968.
- 20 Markel, J.D., and Gray Jr., A.H.: Linear Prediction of Speech. Springer Verlag, Berlín, 1976.
- 21 Rabiner, L. y Schafer, R.: Digital Processing of Speech Signals. Signal Processing, A. Oppenheim, Series Ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1978.
- 22 Cole, R. (ed), Mariani, J., Uszkoreit, H., Batista, G., Zaenen, A., Zampolli, A. y Zue, V.: Survey of the State of the Art in Human Language Technology. Cambridge University Press and Giardini, 1997.
- 23 Hermansky, H.: Perceptual linear prediction (PLP) analysis for speech. Journal of the Acoustic Society of America 87, pp. 1738-1752, 1990.
- 24 Openshaw, J., Sun, Z. y Mason, J.: A comparison of composite features under degraded speech in speaker recognition. In Proc. Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP, Minneapolis, Minnesota, USA, pp. 27-30, 1993.

- 25 Reynolds, D.: Experimental evaluation of features for robust speaker identification. *IEEE Trans. On Speech and Audio Processing* 2, pp. 639-643, 1994.
- 26 Vuuren, S.: Comparison of text-independent speaker recognition methods on telephone speech with acoustic mismatch. In *Proc. Int. Conf. on Spoken Language Processing ICSLP*, Philadelphia, Pennsylvania, USA, pp. 1788-1791, 1996.
- 27 Schroeder, M.R. y Atal, B.S.: Generalized Short-Time Power Spectra and Autocorrelation. *Journal of the Acoustical Society of America*, 34 (Nov), pp. 165279-1683, 1962.
- 28 Davis, S.B. y Mermelstein, P.: Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences. *IEEE Trans. ASSP-28*, n 4, Aug., pp. 357-366, 1980.
- 29 Campbell, J.P.: Speaker Recognition: A Tutorial. *Proceedings of the IEEE*, Vol. 85, No. 9, pp. 1437-1462, 1997.
- 30 Huang, X., Acero, A. y Hon, H.-W.: *Spoken Language Processing: a Guide to Theory, Algorithm, and System Development*, Prentice-Hall, 2001.
- 31 Reynolds, D. A.: Speaker identification and verification using Gaussian mixture speaker models. *Speech Communication*, Vol. 17, pp. 91-108, (August), 1995.
- 32 Siafarikas, M., Ganchev, T., Fakotakis, N. y Kokkinakis, G.: Overlapping Wavelet Packet Features for Speaker Verification. *Proc of Interspeech*, pp. 3121-3124, 2005.
- 33 Tufekci, Z. y Gowdy, J.N.: Feature extraction using discrete wavelet transform for speech recognition. *Proc. of the IEEE SoutheastCon*, USA, pp. 116-123, 2000.
- 34 Long, C.J., Datta, S.: Wavelet based feature extraction for phoneme recognition. *Proc. of the ICSLP-96*, USA, Vol. 1, pp. 264-267, 1996.
- 35 Sarikaya, R. y Hansen, H.L.: High resolution speech feature parameterization for monophone based stressed speech recognition. *IEEE Signal Proc. Letters*, Vol. 7, No. 7, pp. 182-185, 2000.
- 36 Erzin, E., Cetin, A.E. y Yardimci, Y.: Subband analysis for speech recognition in the presence of car noise. *Proc. of the ICASSP-95*, USA, Vol. 1, pp. 417-420, 1995.

- 37 Sarikaya, R. Pellom, B.L. y Hansen, J.H.L.: Wavelet packet transform features with application to speaker identification. Proc. of the IEEE Nordic Signal Processing Symposium, NORSIG'98, Denmark, pp. 81-84, 1998.
- 38 Farooq, O. y Datta, S.: Mel-scaled wavelet filter based features for noisy unvoiced phonem recognition. Proc. of ICSLP, USA, pp. 1017-1020, 2002.
- 39 Siafarikas, M., Ganchev, T. y Fakotakis, N.: Wavelet Packet Based Speaker Verification. Proc. Of Odyssey 2004, Spain, 2004.
- 40 Goswami, J. y Chan, A. K.: Fundamentals of Wavelets: Theory, Algorithms, and Applications. Wiley, 1999.
- 41 Furui, S.: Cepstral analysis technique for automatic speaker verification. IEEE Transactions on Acous- tics, Speech and Signal Processing 29(2), pp. 254-272, 1981.
- 42 Hermansky, H.: RASTA processing of speech. IEEE Trans. on Speech and Audio Processing, Vol. 2, No. 4, pp. 578-589, 1994.
- 43 Hirsch, H. G., Meyer, P. y Ruehl, H. W.: Improved speech recognition using high-pass filtering of subband envelopes. In Eurospeech, Proceedings of the Second European Conference on Speech Communication and Technology, pp. 413-416, Genova, Italy, 1991.
- 46 Vuuren, S. y Hermansky, H.: On the importance of components of the modulation spectrum for speaker verification. In Proc. Int. Conf. on Spoken Language Processing ICSLP, Sydney, Australia, pp. 3205-3208, 1998.
- 47 Wet, F.: Additive Background Noise as a Source of non-Linear Mismatch in the Cepstral and Log- Energy Domain. Computer Speech and Language, Vol. 19, pp. 31-54, (2005).
- 48 Duda, R. O., Hart, P. E. y Stork, D. G.: Pattern Classification. John Wiley and Sons, Inc., 2001.
- 49 Wang, X. y Paliwal, K.: Generalized MCE Training Algorithm for Feature Dimensionality Reduction. Microelectronic Engineering Research Conference, 2001.
- 50 Brunzell, H. y Eriksson, J.: Feature Reduction for Classification of Multidimensional Data. Pattern Recognition 33, pp. 1741-1748, 2000.
- 51 Zigel, Y., y Cohen, A.: Text-Dependent Speaker Verification using Feature Selection with Recognition Related Criterion. Odyssey, 2004.

- 52 Deller, J. R., Proakis, J. G., y Hansen, J. H.: Discrete-Time Processing of Speech Signals. Prentice Hall, 1993.
- 53 Soong, F. y Rosenberg, A.: On the use of instantaneous and transitional spectral information in speaker recognition. IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing 36, 6, pp. 871-879, 1988.
- 54 Zamalloa, M., Bordel, G., Rodríguez, L. J. y Penagarikano, M.: Feature Selection based on genetic algorithms for speaker recognition. IEEE Odyssey The Speaker and Language Recognition Workshop, Puerto Rico, 2006.
- 55 Zamalloa, M., Bordel, G., Rodríguez, L. J., Penagarikano M. y Uribe J. P.: Using Genetic Algorithms to Weight Acoustic Features for Speaker Recognition. Interspeech, 2006.
- 56 Pandit, M., Kittler, J. y Matas, J.: Selection of Speaker Independent Feature for a Speaker Verification System. ICPR, 1998.
- 57 Jain, A. y Zongker, D.: Feature Selection: Evaluation, Application, and Small Sample Performance. IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence, Vol. 19, No. 2, pp. 153-156, 1997.
- 58 Sambur, M.R.: Selection of Acoustic Features for Speaker Identification. IEEE, Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, Vol. ASSP-23, pp. 176-182, (Apr.), 1975.
- 59 Pandit, M. y Kittler, J.: Feature Selection for a DTW Based Speaker Verification System. Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Sig. Proc., pp. 769-772, 1998.
- 60 Pudil, P., Ferri F.J., Novovicova, J. y Kittler, J.: Floating Search Methods for Feature Selection with Nonmonotonic Criterion Functions. Proc. 12th ICPR Jerusalem, 1994.
- 61 Cheung R.S. y Eisenstein, B.A.: Feature Selection via Dynamic Programming for Text-Independent Speaker Identification. IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, Vol. ASSP-26, No. 5, pp. 397-403, (October) 1978.
- 62 Fukunaga, K.: Introduction to Statistical Pattern Recognition. Second ed. Academic Press, London, 1990.
- 63 Hyvärinen, A., Karhunen, J., y Oja, E.: Independent Component Analysis. John Wiley & Sons, Inc., New York, 2001.
- 64 Jolliffe, I. T.: Principal Component Analysis. Second Edition, Springer, 2002.

- 65 Tou, J. y Gonzalez, R.: Pattern recognition principles. In Applied Mathematics and Computation, R. Kalaba Ed. Reading, MA: Addison-Wesley, 1974.
- 66 Hastie, T., Tibshirani, R. y Friedman, J.: The Elements of Statistical Learning. Springer-Verlag, 2001.
- 67 Sun, Z. P., y Mason, J. S.: Order Analysis of Combined Features in Speaker Recognition. ICSP Proceedings, (1993).
- 68 Jin, Q. y Waibel A.: Application of LDA to Speaker Recognition. Proc. of the ICSLP, Beijing, China, (October) 2000.
- 69 Sun, Z. P., Mason, J. S.: Combining features via LDA in speaker recognition. 1993.
- 70 Zilca, R. D. y Bistriz, Y.: Feature concatenation for Speaker identification. In EUPSICO, 2000.
- 71 Şentürk, A. y Gürgen, F. S.: Feature Selection by Independent Component Analysis for Robust Speaker Verification. International Journal of Computer Science and Network Security IJCSNS, Vol. 6, No. 3B, March, pp. 229-239, 2006.
- 72 Holland, J.H.: Adaptation in natural and artificial systems. University of Michigan Press, reprinted in 1992 by MIT Press, Cambridge, MA, 1975.
- 73 Rabiner, L. y Juang, B.-H.: Fundamentals of Speech Recognition. Prentice Hall, 1993.
- 74 Sakoe, H. y Chiba, S.: Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Proc., ASSP-26 (1), pp. 43-49, 1978.
- 75 Soong F.K., et al.: A vector Quantization Approach to Speaker Recognition. AT&T, Tech. J., vol. 66, pp. 14-26, 1987.
- 76 Linde, Y., Buzo, A. y Gray, R.: An algorithm for vector quantizer design, IEEE Transactions on Communications, Vol. 28, pp.84-95, 1980.
- 77 Jialong, H. y Li, L.: A Discriminative Training Algorithm for VQ-Based Speaker Identification. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, Vol. 7, No. 3, May 1999.
- 78 Kohonen, T.: The self-organizing map. Proc. IEEE, Vol. 78, pp. 1464-1480, 1990.

- 79 Kinnunen, T., Kilpelainen, T., y Franti, P.: Comparison of clustering algorithms in speaker identification. In Proc. IASTED Int. Conf. Signal Processing and Communications (SPC 2000) (Marbella, Spain), pp. 222-227, 2000.
- 80 Makhoul, S. y Gish, H.: Vector quantization for speech coding. IEEE, Vol. 73, pp. 1551-1587, Nov. 1985.
- 81 Morgan, D.B. y Scofield, C.L.: Neural Networks and Speech Processing, Kluwer Academic Publishers, 1991.
- 82 Llerena, Y., State of the art in Speaker Recognition. Instituto de Engenharia Electrónica e Telemática de Aveiro, IEETA. Facultad de Informática, Universidad de Ciego de Ávila, UNICA, 2006.
- 83 Vivaracho, P. C., Moro, Q. I.: Redes Neuronales Artificiales. Reporte Técnico para el proyecto TIC-2000-1669 C0403, Universidad de Valladolid, Abril 2001.
- 84 Bennani, Y., Gallinari, P.: Neural networks for discrimination and modelization of speakers. Speech Communication 17, pp. 159-175, 1995.
- 85 Oglesby, J. y Mason, J.S.: Optimization of Neural Models for Speaker Identification. In Proc. of IEEE Intl. Conf. Acoust. Speech and Signal Proc. (ICASSP'90), pp. 261-264, 1990.
- 86 Hertz, J., Krogh, A. y Palmer, R.J.: Introduction to the Theory of Neural Computation. Addison- Wesley, Reading, MA, 1991.
- 87 Oglesby, J. y Mason, J.S.: Radial Basis Function Networks for Speaker Recognition, In Proc. of IEEE Intl. Conf. Acoust. Speech and Signal Proc. (ICASSP'91), pp. 393-396, 1991.
- 88 134. Nirajan, M. y Fallside, F.: Neural networks and radial basis functions in classifying static speech patterns, Computer Speech and Language, Vol. 4, pp. 275-289, 1990.
- 89 Bennani, Y., Fogelman, F. y Gallinari, P.: A Connectionist Approach for Speaker Identification. In Proc. of IEEE Intl. Conf. Acoust. Speech and Signal Proc. (ICASSP'90), pp. 265-268, 1990.
- 90 Bennani, Y.: Text-independent talker identification system combining connectionist and conventional models. Proc. IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing, 31 August - 2 September, Copenhagen, Denmark, 1992.

- 91 Robinson, T.: A real time recurrent error back propagation network word recognition system, Proc.Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process, San Francisco USA, pp. 617-620, 1992.
- 92 Artieres, T. y Gallinari, P.: Neural models for extracting speaker characteristics in speech modelization systems. Proc. Eurospeech, Berlin, Germany, 1993.
- 93 Hattori, H.: Text-independent speaker recognition using neural networks. Proc. Int. Conf Acoust. Speech Signal Process, Vol. 22, San Francisco, USA, pp. 153-156, 1992.
- 94 Juang, B. H. y Rabiner, L. R.: Spectral representations for speech recognition by neural networks, a tutorial. Proceedings of the 1992 IEEE-SP Workshop, pp. 214-222, Sept. 1992.
- 95 Mammone, R., Farell, K. and Assaleh, K.: Speaker recognition using neural networks and conventional classifiers. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 2(1):194-205, 1994.
- 96 Ganchev, T., Tasoulis, D.K., Vrahatis, M.N., Fakotakis, N.: Generalized Locally Recurrent Probabilistic Neural Networks for Text-Independent Speaker Verification. Proc. of the ICASSP, Montreal, Quebec, Canada, May 17-21, Vol.1, pp. 41-44, 2004.
- 97 Doddington, et al.: The NIST speaker recognition evaluation: overview, methodology, systems, results, perspective. Speech Communication, Vol. 31, pp.225-254, 2000.
- 98 Ortega, J.: Técnicas de mejora de voz aplicadas a sistemas de reconocimiento de locutores. Tesis doctoral, ETSI. Telecomunicación, Universidad Politécnica de Madrid, 1996.
- 99 Ortega, J. y González, J.: Estudio comparativo de técnicas de identificación automática de locutores. X Symposium nacional de la Unión Científica Internacional de Radio URSI, Valladolid, 1995.
- 100 Vivaracho, C.E., Ortega, J. y Romero, L.A.: Perceptrón Multicapa frente a Modelos de Mezcla de Gaussianas en verificación automática de locutores. Actas del I Congreso de la SEAF, pp.85-90, 2000.
- 101 Suzuki, T., Tanimoto, M., Osanai, T., Kido, H. y Kamada, T.: Speaker retrieval system for investigative operation. Paper presented in the 82th Annual I.A.I. Conference, Danvers, Massachusetts, 1997.
- 102 Sistema SVL: Sistema de verificación/identificación de locutores SVL. Documento presentado al laboratorio de Acústica Forense de la D.G.P., 1998.