

UNIVERSIDAD CENTRAL "MARTA ABREU" DE LAS VILLAS
VERITATE SOLA NOBIS IMPONETUR VIRILIS TOGA. 1948

Universidad Central "Marta Abreu" de Las Villas

Facultad de Ingeniería Eléctrica

**Centro de Estudios de Electrónica y Tecnologías de la
Información (CEETI)**



TRABAJO DE DIPLOMA

**Empleo de la señal de voz en la clasificación de
Disartrias.**

Autor: Liam Acebo Roque

Tutor: M.Sc. Diana Torres Boza

Santa Clara

2011

"Año 53 de La Revolución"

Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas

Facultad de Ingeniería Eléctrica

**Centro de Estudios de Electrónica y Tecnologías de la
Información (CEETI)**



TRABAJO DE DIPLOMA

**Empleo de la señal de voz en la clasificación de
Disartrias.**

Autor: Liam Acebo Roque

lacebo@uclv.edu.cu

Tutor: M.Sc. Diana Torres Boza

dtb@uclv.edu.cu

Santa Clara

2011

"Año 53 de La Revolución"



Hago constar que el presente trabajo de diploma fue realizado en la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas como parte de la culminación de estudios de la especialidad de Ingeniería Biomédica, autorizando a que el mismo sea utilizado por la Institución, para los fines que estime conveniente, tanto de forma parcial como total y que además no podrá ser presentado en eventos, ni publicados sin autorización de la Universidad.

Firma del Autor

Los abajo firmantes certificamos que el presente trabajo ha sido realizado según acuerdo de la dirección de nuestro centro y el mismo cumple con los requisitos que debe tener un trabajo de esta envergadura referido a la temática señalada.

Firma del Tutor

Firma del Jefe de Departamento
donde se defiende el trabajo

Firma del Responsable de
Información Científico-Técnica

PENSAMIENTO

"La constancia es la virtud por la que todas las obras dan su fruto"

Arturo Graf

DEDICATORIA

A mis padres

A mi hermana

A mis demás familiares

A mis amigos

AGRADECIMIENTOS

A mi tutora Diana por todo lo que me ayudó, por enseñarme, soportarme, muchas gracias.

A mis padres por todo lo que se esforzaron, por ayudarme a convertirme en la persona que soy hoy y por todo su amor.

A mi hermana por ser tan especial, por su cariño y apoyo.

A todos mis compañeros del aula, a todos los tengo presente.

A todos los profesores que he tenido a lo largo de mi vida estudiantil por contribuir con mi formación, a todas muchas gracias.

A los profesores del departamento de procesamiento de voz, a Diana, Carlos, Eduardo, Betty, Arturo, a todos gracias.

A mis amigos Alexey, Alexis, Dayned y Yandrey que han estado conmigo la mayor parte de estos cinco años.

A Jorge, que aunque no esté presente y Onelia porque han sido para mí como los abuelos que la vida no me permitió conocer.

A Yasleidy por el cariño que nos une y por su comprensión.

A todos mis familiares y amigos, a todos gracias.

A todas las personas que han estado a mi lado todo este tiempo, los que están y los que ya no están, a todos muchas gracias.

TAREA TÉCNICA

- Revisión Bibliográfica y definición del Marco Teórico.
- Obtención de las valoraciones subjetivas.
- Implementación de las Mediciones Acústicas.
- Selección de las Herramientas de Inteligencia Artificial a utilizar (Selección de Rasgos y Clasificadores).
- Diseño de los experimentos.
- Evaluación de los métodos de clasificación y selección de rasgos.
- Evaluación de los Resultados.



Firma del Autor



Firma del Tutor

RESUMEN

El presente trabajo aborda el tema del empleo de la señal de voz en la clasificación de disartrias usando rasgos subjetivos y objetivos extraídos de voces patológicas procedentes de dos bases de datos. El objetivo fundamental es mejorar la clasificación de disartrias y encontrar el mejor conjunto de rasgos que caractericen estas enfermedades. En este trabajo se propone la clasificación de disartrias a partir de un conjunto de 36 rasgos y comparar su efectividad con relación a la clasificación de un conjunto de 20 rasgos reportados en la literatura. Con este propósito se utilizan varios métodos de selección de rasgos y varios clasificadores contenidos en Weka. Además se utiliza un clasificador reportado para el estudio del sistema olfatorio, el cual está implementado sobre el MatLab, un clasificador mediante el algoritmo del discriminante lineal (LDA) y un clasificador basado en el uso de redes neuronales artificiales, específicamente en los mapas autorganizados de Kohonen (SOM). La selección de rasgos se realiza para los dos conjuntos de datos. A su vez en la clasificación se tienen en cuenta cuatro conjuntos de rasgos, los dos propuestos inicialmente y sus subconjuntos seleccionados. Esta aplicación posee una aplicación práctica y teórica de gran trascendencia para todos los especialistas, investigadores del área de enfermedades relacionadas con perturbaciones de la voz.

TABLA DE CONTENIDOS

| | |
|---|----|
| INTRODUCCIÓN | I |
| CAPITULO 1 EVALUACIÓN DE DISARTRIAS..... | 5 |
| 1.1 Diagnóstico diferencial de la disartria | 6 |
| 1.1.1 Beneficios del diagnóstico diferencial | 8 |
| 1.1.2 Dificultades del diagnóstico diferencial | 8 |
| 1.2 Análisis perceptivo del habla..... | 9 |
| 1.2.1 Escalas utilizadas | 9 |
| 1.2.2 Selección de dimensiones..... | 11 |
| 1.2.3 Confiabilidad de los jueces..... | 11 |
| 1.2.4 Protocolos de diagnostico..... | 12 |
| 1.2.5 Beneficios del análisis perceptivo del habla..... | 12 |
| 1.2.6 Limitaciones del análisis perceptivo del habla | 13 |
| 1.3 Análisis Instrumental del habla..... | 13 |
| 1.3.1 Ventajas de análisis instrumental..... | 14 |
| 1.3.2 Limitaciones de análisis instrumental | 14 |
| 1.4 Estudios relacionados con la clasificación de disartrias..... | 14 |
| 1.4.1 Rasgos utilizados..... | 15 |
| 1.4.2 Clasificadores propuestos..... | 16 |

| | | |
|---------|---|----|
| 1.4.2.1 | Método de clasificación mediante Mapas auto-organizados de Kohonen.. | 17 |
| 1.4.2.2 | Método de discriminante lineal | 17 |
| | Conclusiones Parciales | 18 |
| | CAPITULO 2 MATERIALES Y MÉTODOS | 19 |
| 2.1 | Datos utilizados..... | 19 |
| 2.1.2 | Bases de datos..... | 20 |
| 2.1.2.1 | Base de datos en inglés | 21 |
| 2.1.2.2 | Base de datos en español..... | 22 |
| 2.2 | Valoraciones de las disartrias | 23 |
| 2.2.2 | Rasgos subjetivos..... | 24 |
| 2.2.3 | Rasgos objetivos | 24 |
| 2.3 | Selección de rasgos (Referenciar) y a partir de aquí comprobar la bibliografía | 28 |
| 2.3.1 | Algoritmos Genéticos..... | 29 |
| 2.3.2 | Primero en Profundidad..... | 30 |
| 2.4 | Clasificación..... | 30 |
| 2.4.1 | Máquinas de Soporte Vectorial..... | 31 |
| 2.4.2 | Redes bayesianas..... | 32 |
| 2.4.3 | Árboles de Decisión (J48) | 33 |
| 2.4.4 | Modelo Biónico | 34 |
| 2.5 | Diseño del experimento..... | 35 |
| | CONCLUSIONES PARCIALES | 35 |
| | CAPITULO 3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN | 36 |
| 3.1 | Selección de Rasgos | 36 |
| 3.2 | Clasificación de Disartrias | 37 |

| | | |
|-------|--|----|
| 3.2.1 | Utilizando subconjunto de 20 Rasgos..... | 38 |
| 3.2.2 | Utilizando subconjunto de 12 Rasgos..... | 42 |
| 3.2.3 | Utilizando subconjunto de 36 Rasgos..... | 46 |
| 3.2.4 | Utilizando subconjunto de 16 Rasgos..... | 50 |
| | Conclusiones Parciales..... | 55 |
| | CONCLUSIONES..... | 56 |
| | REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... | 57 |

INTRODUCCIÓN

La disartria es un nombre colectivo dado a un grupo de trastornos del habla causados por daños a los componentes del Sistema Nervioso Central o Periférico (SNCP). Estos trastornos se observan comúnmente en las enfermedades neurológicas que afectan a una gran población, especialmente los adultos. Los estudios clínicos de la disartria revelan que existe una relación causa-efecto entre la localización del daño en el SNCP y el tipo resultante de la disartria. La ubicación dentro del SNCP que se ve afectado por la enfermedad determina los signos y síntomas de deterioro neurológico y sus características de voz. Sin embargo, las diferencias entre estas enfermedades pueden ser muy sutiles, produciendo frecuentemente errores en la clasificación, fundamentalmente en etapas tempranas.

La voz es uno de los mecanismos más susceptibles a lesiones en el SNCP y por consiguiente es un medio muy deseado para el diagnóstico y estudio de este tipo de enfermedad. Existen ocho tipos de disartrias entre las que se encuentran disartria flácida (FD), espástica (SD), atáxica (AD), hipocinética [Parkinson (PD)], hipercinética [corea (HC)], distonía (HD), temblor orgánico de la voz (OVT) y mixta [Esclerosis Lateral Amyotrópica (ALS)]. En los últimos cinco decenios ha aumentado considerablemente la investigación sobre el análisis de percepción del habla disártrica.

El diagnóstico diferencial de la disartria propuesto por Darley, Aronson y Brown (DAB) marcó un punto de inflexión en la evaluación y la investigación sobre la disartria. Se estableció la base para la caracterización y clasificación de los trastornos del habla y al mismo tiempo, inspiraba a hacer nuevas investigaciones. En este estudio, DAB define treinta y ocho rasgos o características para evaluar los trastornos del habla causados por las lesiones en el SNCP. Esta herramienta provee al clínico las pautas para el desarrollo de la evaluación y del tratamiento del paciente, así como la información que revela sobre el mecanismo subyacente que causa las desviaciones del discurso. El principal inconveniente de diagnóstico diferencial DAB es que fue diseñado como una herramienta descriptiva para trastornos del habla y no como un método de diagnóstico.

Una herramienta clínica muy útil ha sido el Análisis Perceptivo del Habla (PAS, del inglés *Perceptual Analysis of Speech*). Se basa en las percepciones de los médicos acerca de lo

que escuchan en las voces patológicas de acuerdo a su formación, capacidades de escucha, conocimiento y experiencia sobre el trastorno evaluado. Aunque el PAS es muy valioso para evaluar los trastornos del habla, se han planteado dudas sobre su fiabilidad y validez, especialmente cuando es realizada por jueces, que no tienen una formación común. El PAS es muy subjetivo y, a menudo incompatible entre diferentes jueces. También se ha preguntado acerca de que si los jueces pueden diferenciar de forma fiable las perturbaciones que se producen simultáneamente en los diversos componentes del mecanismo de producción del habla. A pesar de su limitación, el PAS se utiliza regularmente en la práctica clínica, especialmente cuando es necesario el diagnóstico provisional, sin los beneficios de los datos adicionales.

Otra herramienta clínica útil es el análisis instrumental del habla el cual consiste en un análisis acústico o fisiológico realizado con la ayuda de instrumentos y de algoritmos para medir ciertos fenómenos en el proceso de producción de discurso. El análisis instrumental se ha recomendado a menudo como complemento valioso a los métodos perceptivos en la creencia que superará algunas de sus limitaciones. Cada instrumento o algoritmo se diseña generalmente para proporcionar la información en un aspecto específico de la producción de discurso, incluyendo actividad muscular, movimientos estructurales, circulación y presión de aire generadas en varias partes del mecanismo del habla. Estos algoritmos proporcionan mediciones objetivas de la voz, y pueden proporcionar nuevos conocimientos sobre la naturaleza fisiológica de estos trastornos. Sin embargo, la aplicación de estos algoritmos para la clasificación de la disartria es limitada y la investigación sigue siendo necesaria.

Se han utilizado también técnicas computacionales para la clasificación de voces patológicas disártricas, a partir de parámetros acústicos del habla, como por ejemplo las redes neuronales artificiales (RNA), específicamente los mapas autorganizados (SOM, del inglés *Self-Organizing Maps*). El clasificador mediante SOM se ha usado con éxito en la clasificación de disartria el cual crea una topología correcta del mapa de rasgos. El clasificador SOM tiene como principal ventaja que no sólo aprende a clasificar los datos, sino también aprende de su topología. Además su carácter no lineal proporciona una mejor precisión en la clasificación que los tradicionales métodos lineales estadísticos. Entre las principales desventajas que podemos encontrar en este tipo de análisis es la falta de

disponibilidad de bases de datos estándar de disartrias y el limitado progreso obtenido en la identificación de las dimensiones acústicas o combinaciones de ellas que podría diferenciar ciertos tipos de disartrias.

Basado en los beneficios y limitaciones de los diferentes tipos de análisis de disartrias tanto de percepción como acústicos y con el propósito de aprovechar las ventajas de cada uno de ellos se ha reportado en la literatura un trabajo [32] en el cual se desarrolla un sistema de ayuda al diagnóstico de disartrias. El sistema se basa en una combinación de análisis perceptuales y mediante computadoras de grabaciones de voz de pacientes disártricos y de personas sanas para diagnosticar diferentes tipos de disartrias y permitir un análisis más objetivo de los síntomas que se manifiestan en la voz. En este trabajo [32] se utilizan 20 rasgos para caracterizar las disartrias, de los cuales 11 son obtenidos de forma objetiva mediante algoritmos de Procesamiento Digital de Señales (PDS) y nueve son apreciados de forma subjetiva por especialistas en lenguaje patológico. Aquí se comparan diferentes métodos de clasificación automática con el diagnóstico diferencial.

Los clasificadores usados en este trabajo [32] son el clasificador mediante el algoritmo del discriminante lineal (LDA) y un clasificador no lineal el cual está basado en el uso de redes neuronales artificiales, específicamente en los mapas autorganizados de Kohonen (SOM).

Existen otros rasgos subjetivos que no se tienen en cuenta en este trabajo que pudieran aportar información importante acerca de las disartrias. Se han reportado en la literatura diversos clasificadores como por ejemplo las Maquinas de Vectores de Soporte (SVM, *del inglés Support Vector Machine*) que se utiliza en la clasificación de expresiones faciales y clasificación de texturas, las Redes Bayesianas que es un modelo probabilístico multivariado. Además se encuentra reportado en la literatura un clasificador para el Estudio de Modelos del Sistema Olfatorio, específicamente el Modelo Biónico y los Árboles de Decisión Lineal Multiclase, que se utiliza en operaciones de búsqueda y análisis de decisión. Por lo tanto en el presente trabajo nuestros objetivos son los que se muestran a continuación.

Objetivo

- Mejorar la clasificación de Disartrias a partir del empleo de la señal de voz.

Objetivos Específicos

- Obtener el mejor conjunto de rasgos, tanto subjetivos como acústicos, que caractericen las Disartrias mediante el uso de diferentes métodos de Selección de Rasgos.
- Evaluar métodos conocidos de clasificación no reportados en la literatura para la clasificación de Disartrias.

Hipótesis

La inclusión de otras valoraciones subjetivas y la utilización de otros algoritmos de clasificación deben aportar mejores resultados en la clasificación de disartrias que los reportados en la literatura.

Organización del informe

Capítulo 1: En este capítulo se describen los principales grupos disártricos así como sus características principales. También se hace una descripción de las principales formas de diagnóstico de las disartrias incluyendo las principales ventajas y desventajas de las mismas. Por último se elabora una descripción de los principales resultados propuestos en la literatura acerca de la clasificación automática de las disartrias y sus principales limitaciones.

Capítulo 2: Se describen los métodos de clasificación utilizados en este trabajo así como los algoritmos selectores de rasgos que se emplean en los experimentos.

Capítulo 3: Se muestran y analizan los resultados obtenidos a partir de aplicar seis clasificadores sobre cuatro conjuntos de rasgos en la clasificación de las disartrias.

CAPITULO 1 EVALUACIÓN DE DISARTRIAS

Las disartrias son alteraciones en el control voluntario sobre los músculos que participan en la producción del habla debido a deficiencias del Sistema Nervioso Central o Periférico (SNCP). Se da este nombre a un grupo de enfermedades neurológicas entre las cuales están: disartria flácida (FD), espástica (SD), atáxica (AD), hipocinética [Parkinson (PD)], hipercinética [corea (HC)], distonía (HD), temblor orgánico de la voz (OVT) y mixta [Esclerosis Lateral Amyotrópica (ALS)] [1].

Los estudios clínicos de la disartria han revelado que existe una relación causa-efecto entre la ubicación de los daños en los SNCP y el tipo resultante de la disartria. La ubicación dentro del SNCP que se ve afectado por la enfermedad determina los signos y síntomas de deterioro neurológico y sus características del habla. Por lo tanto, una correspondencia entre ambos se puede establecer.

Disartrias, según la definición de DAB [1][2][3], son las alteraciones en el control voluntario sobre la musculatura del habla como consecuencia de daños a los componentes del SNCP [4]. El paciente es simplemente incapaz de hablar con la velocidad muscular normal, la fuerza, precisión o la sincronización. Los efectos de estas aberraciones musculares se escuchan como problemas de:

1. Fonación: Debido a la interferencia con los músculos de la laringe y la respiración.
2. Resonancia: Debido a la interferencia con los músculos del paladar blando y la faringe.
3. Articulación: Debido a la interferencia con los músculos de los labios, la lengua y la mandíbula.
4. La prosodia, la melodía, la acentuación y los patrones rítmicos del habla contextual son afectados debido a los problemas acumulados de los diferentes subsistemas motores del habla [5].

Es importante destacar que el tipo de disartria está directamente relacionada con la ubicación de la lesión en el SNCP y no por la enfermedad que la produce. Las diferencias entre estas enfermedades pueden ser muy sutiles, produciendo frecuentemente errores en la clasificación, fundamentalmente en etapas tempranas. La voz es uno de los mecanismos

más susceptibles a lesiones en el SNCP y por consiguiente es un medio muy deseado para el diagnóstico y estudio de este tipo de enfermedad.

La evaluación de la disartria es un paso importante para determinar la ubicación de la lesión en el SNCP y proporcionar un tratamiento efectivo. El diagnóstico diferencial de la disartria es uno de los procedimientos de evaluación más comúnmente utilizados en América del Norte, sin embargo, se pueden encontrar otros procedimientos en la literatura [6][7][8][9].

1.1 Diagnóstico diferencial de la disartria

El diagnóstico diferencial de la disartria fue inicialmente propuesto por DAB (Darley, Aronson y Brown) en un estudio realizado en siete diferentes enfermedades neurológicas como la ataxia cerebral, parálisis pseudobulbar, parálisis bulbar, la esclerosis lateral amyotrófica, la enfermedad de Parkinson, distonía y corea [2].

| Categoría | Rasgos |
|--|---|
| Relacionado con la frecuencia fundamental del habla | Período pitch (PL) (1), rupturas del período (PB) (2), monotonía en el período de la señal (M) (3), temblor de voz (T) (4). |
| Relacionado con la intensidad de la señal | Monotonía en la intensidad de la señal (ML) (5), variaciones excesivas de la intensidad de la señal (ELV) (6), descomposición de la intensidad de la señal (LD) (7), intensidad de la señal en todo el nivel (8), y alternancia en la intensidad de la señal(AL) (9). |
| Relacionado con la laringe o resonador de disfunción vocal | Voz áspera (HV) (10), voz ronca (11), voz jadeante (continua) (BV) (12), voz jadeante (transiente) (13), factor de estrangulación de la voz (SS) (14), interrupciones de voz (VS) (15), hipernasalidad (HN) (16), hiponasalidad (17), y emisión nasal (NE) (18). |
| Relativo a la respiración | Inspiración -expiración forzada (FI) (19), inspiraciones audibles(AI) (20), y gruñido al final de la expiración(GE) (21) |
| Relativo a la prosodia | Ritmo (R) (22), frases cortas (SP) (23), aumento del ritmo en segmentos (IRS) (24), aumento del ritmo total (IR) (25), acentuación reducida (RS) (26), ritmo variable (VR) (27), intervalos prolongados (PI) (28), silencios inapropiados (IS) (29), ráfagas cortas del habla (SRS) (30), exceso de acentuación (EES) (31). |
| Relativo a la articulación | Consonantes imprecisas (IC) (32), fonemas prolongados (PP) (33), fonemas repetidos (PR) (34), ruptura irregular del articulación (IAB) (35), y vocales distorsionadas (DV) (36). |
| Relativo a la impresión general | Inteligibilidad en general (I) (37), rareza en general (38). |

Tabla 1.1 Rasgos de voz propuesto por DAB.

En este estudio, DAB define treinta y ocho rasgos o características para evaluar los trastornos del habla causados por las lesiones en el SNCP como se muestra en la Tabla 1.1. Tres patólogos calificados del lenguaje estimaron estos rasgos perceptuales, en una escala

de siete puntos, distribuidos uniformemente, sobre la base de lo que observaron en 212 muestras de voz.

| Nº | Clusters | Rasgos | Causa |
|------|---|----------------------|---|
| I | Articulación imprecisa | 32,35,36 | Trastorno en la actividad de coordinación |
| II | Prosodia excesiva | 22, 28,29,31,33 | Defectos neuromusculares |
| III | Prosodia insuficiente | 3,5,23,26 | Restricción de movimientos musculares |
| IV | Incompetencia Articulatoria-Resonatoria | 16,32,36 | Previo y reducido poder de contracción |
| V | Estenosis fonatoria | 1,2,6,10,14,15,22,23 | Laringe fisiológicamente limitada |
| VI | Fonación incompetente | 12,13,20,23 | Reducidas contracciones musculares |
| VII | Resonancia incompetente | 16,18, 23,32 | Previo fallo en el puerto velofaríngeo |
| VIII | Insuficiencia prosodia-fonatoria | 3,5,10 | Hipotonía |

Tabla 1.2 Relación clusters-rasgos en el estudio hecho por DAB.

Los tipos de rasgos fueron agrupados en *clusters* como se muestra en la Tabla 1.2 para cada enfermedad neurológica estudiada a fin de proporcionar una relación entre el efecto sobre el mecanismo de producción del habla y la ubicación de los daños en el sistema nervioso. El análisis del agrupamiento reveló un conjunto único de los grupos para cada trastorno neurológico.

La Tabla 1.3 muestra el conjunto de los grupos obtenidos para cada trastorno neurológico analizado. Es importante notar que hay una gran coincidencia entre los grupos, por lo que es la combinación de varios *clusters* y no la ocurrencia de un solo *clusters*, es lo que determina el tipo de disartria. La Figura 1. muestra gráficamente el proceso de diagnóstico.

| Grupo | Enfermedad | Clusters |
|-------------------------|--------------------------------|-------------------------|
| Disartria flácida | Parálisis bulbar | VI, VII, VIII |
| Disartria Espástica | Parálisis pseudobulbar | II, III, IV, V |
| Disartria atáxica | Ataxia cerebral | I, II, VIII |
| Disartria hipocinética | Parkinson | III |
| Disartria Hipercinética | Distonía | I, II, III, V |
| | Corea | I, II, III, IV, V, VII |
| Disartria mixta | Esclerosis lateral amyotrófica | II, III, IV, V, VI, VII |

Tabla 1.3 Relación Clusters-enfermedad descrita por DAB.

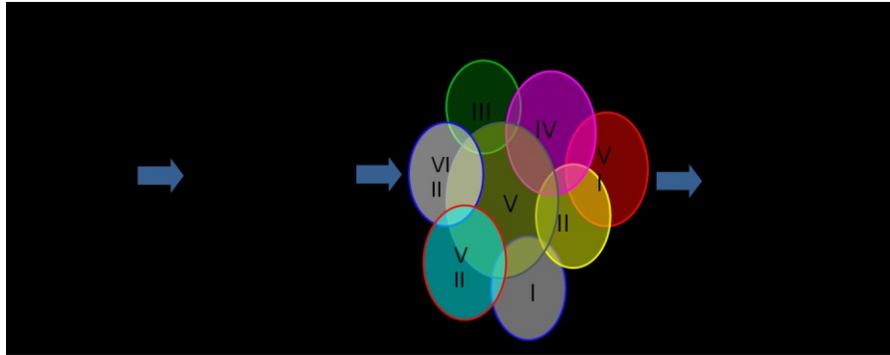


Figura 1. 1 Representación gráfica del diagnóstico diferencial de la disartria.

Otros análisis del habla disártrica realizados por DAB [11][3][12] demostraron que la localización de la lesión, y no la enfermedad que lo produce, determina el tipo de disartria. Por lo tanto, las lesiones originadas en el sistema nervioso de naturaleza traumática, degenerativa, infecciosa o vascular pueden ser resultado del mismo tipo de disartria. Esta idea permite generalizar los resultados obtenidos en el diagnóstico diferencial de la disartria a diferentes enfermedades que producen el mismo tipo de trastorno del habla.

1.1.1 Beneficios del diagnóstico diferencial

El diagnóstico diferencial de la disartria tiene varios beneficios como por ejemplo permitir que el evaluador sea detallado, rápido, preciso y coherente en la descripción de las características del habla del individuo [11]. La herramienta también proporciona al clínico las directrices para la evaluación y su posterior tratamiento. Además revela información sobre el mecanismo subyacente que causa la desviación del habla. El diagnóstico diferencial se ha convertido en una herramienta estándar de la clasificación de disartrias y ha abierto muchos campos de investigación basado en la descripción multidimensional de la voz.

1.1.2 Dificultades del diagnóstico diferencial

Entre las dificultades mostradas por el diagnóstico diferencial propuesto por DAB es que fue diseñado como una herramienta descriptiva para trastornos del habla y no como un método de diagnóstico, por lo tanto, la superposición entre los clusters puede afectar el proceso de diagnóstico [13]. Además, los 38 rasgos propuestos por DAB no están totalmente aceptados entre los médicos e investigadores, por lo que la normalización sobre el mejor número y tipo de funciones es algo que todavía no se ha logrado [14]. El

diagnóstico diferencial también fue diseñado para utilizar valoraciones perceptuales para evaluar la gravedad de las características del habla, que son a veces inconsistentes e imprecisas entre valoraciones repetidas.

1.2 Análisis perceptivo del habla

El Análisis Perceptivo del Habla (PAS, del inglés *Perceptual Analysis of Speech*) ha sido ampliamente utilizado como una herramienta clínica útil. Se basa en las percepciones de los médicos acerca de lo que escuchan en las voces patológicas de acuerdo a su formación, capacidades de escucha, conocimiento y experiencia sobre el trastorno evaluado. Análisis perceptivo de la disartria generalmente se realiza teniendo en cuenta una escala predefinida para describir el grado de deterioro, un conjunto de características para representar las disfunciones en el mecanismo del habla, y un protocolo de diagnóstico para representar los diferentes tipos de disartria incluidos para la evaluación.

1.2.1 Escalas utilizadas

Las escalas proporcionan una descripción sobre la gravedad mostrada en los rasgos de la voz analizados. Las escalas varían a lo largo de diferentes estudios de percepción de las disartrias con respecto a la resolución y la distribución de los niveles. La resolución se caracteriza por el número de niveles que se utilizan para expresar la magnitud de la disfunción, mientras que la distribución se refiere a la probabilidad de ocurrencia de valores dentro de la escala. Varios estudios proporcionan escalas con estimación de magnitud fijada [15][16]. En estos casos, los oyentes cuentan con una muestra de voz de referencia asignada a una determinada magnitud de calidad clasificada. Las muestras sin fijar, también son comunes, donde los oyentes hacen sus juicios en relación con sus propios criterios.

Estudios acústicos reportados en la literatura muestran una gran variabilidad en las escalas de juicios que van desde 4, 5, 6, 7, 8, 9 a 13 escalas de intervalos de igualdad – aparición (EAI, de las siglas en inglés *Equal-Appearing Interval*) [15][17][18][19][20][21][22][23]. Estudios posteriores tienden a utilizar diferentes escalas para las características que podrían ser calificadas como demasiado altas o demasiado bajas y por las características que describen las medidas sobre la frecuencia con que se presenta la disfunción [24][25][26][27].

Kreiman [28] informaron, que las escalas de EAI fueron las más frecuentes, que aparecen en el 82,5% de los estudios. En concreto, una escala de 7 puntos fue la más común.

| Estudio | Escalas de juicio |
|------------------|---|
| [1], [28], | Resolución de 7 puntos, distribución lineal, con 1 representación de función normal y 7 representaciones de las disfunciones más severas para todas las dimensiones. |
| [10] | Resolución de 5 puntos, distribución normal, con 4 representaciones de funciones normales y 0 representación de las disfunciones más severas para todas las dimensiones |
| [9] | Resolución de 9 puntos, distribución lineal, con 9 representaciones de funciones normales y 1 representación de las disfunciones más severas para todas las 28 dimensiones. |
| [7] | Resolución de 7 puntos, distribución lineal, con 1 representación de función normal y 7 representaciones de las disfunciones más severas para 17 dimensiones. Resolución de 13 puntos, distribución lineal, con 1 representación demasiado baja, demasiado suave o retardada, 7 representaciones de funciones normales y 13 indicaciones demasiado altas, demasiado fuerte o demasiado rápida para 3 dimensiones. |
| [24][25][26][27] | Resolución de 4 puntos, distribución lineal, con 4 representaciones de funciones normales y 1 representación de las disfunciones más severas para 19 dimensiones que señalan la severidad de las disfunciones Resolución de 5 puntos, distribución lineal, con 5 representaciones de funciones normales y 1 representación de las disfunciones más severas para 9 dimensiones que señalan la severidad de las disfunciones. Resolución de 7 puntos, distribución lineal, con 1 representación demasiado baja, demasiado suave o retardada, 4 representaciones de las funciones normales y 7 indicaciones demasiado altas, demasiado fuerte o demasiado rápida para 4 dimensiones. |

Tabla 1.4 Tipos de escalas preceptuales usadas en el estudio acústico de disartrias.

Diversos estudios utilizan escalas de distribución lineal de modo que representen la gravedad de las disfunciones, las cuáles discrepan con la característica intrínseca del oído humano usado para percibir los desórdenes. Esto se debe, presumiblemente, para evitar métodos más complicados de percepción descriptiva de análisis acústico del habla. Seijo y Castillo [29] encontraron que las escalas no lineales ayudan a diferenciar con mayor

precisión entre los grupos disártricos cuando las redes neuronales artificiales (RNA) son usadas para la diferenciación.

1.2.2 Selección de dimensiones

La investigación sobre el PAS muestra un gran número de desviaciones del lenguaje y definiciones diferentes en un esfuerzo por describir los trastornos del habla inteligible. ¿Qué serie de características son mejores para un examen general del habla disártrica? Esta es una pregunta que sigue sin resolverse debido a su dependencia del trastorno analizado, así como el tipo de análisis realizado. Generalmente, las dimensiones clasificadas en la mayoría de las investigaciones se pueden agrupar en cinco categorías principales descritas por Netsell y Daniel. Estos incluyen la respiración, fonación, resonancia, articulación y prosodia [30].

Las dimensiones relacionadas con la respiración describen generalmente la ayuda de la respiración para el habla, la intensidad y el patrón la respiración. Los relacionados con la fonación describen el funcionamiento de la válvula de la laringe. Las dimensiones relacionadas con la resonancia describen la condición del mecanismo velofaríngeo, mientras que los relacionados con la articulación muestra la compleja interacción entre diferentes subsistemas del mecanismo del habla como los labios, la lengua, la mandíbula y el paladar blando. Por último, las dimensiones relacionadas con la prosodia representan una interacción más compleja de los diferentes procesos tales como la respiración, fonación, articulación, así como la acentuación y el ritmo.

Numerosos estudios sobre las disartrias han definido diferentes conjuntos de características. Uno de los más completos es el conjunto definido por DAB, ya que cubre en detalle la mayoría de las características definidas de manera diferente en otros estudios. Sin embargo, algunos aspectos propuestos en este estudio son meramente descriptivos y no proporcionan información para la clasificación [3]. El número de dimensiones difiere entre los estudios, así como la definición de ciertos rasgos de la voz.

1.2.3 Confiabilidad de los jueces

La confiabilidad de los jueces siempre ha sido tema de desacuerdo en el PAS. La confiabilidad de los jueces se mide en la literatura utilizando intra e inter juicios. Intra juicio se relaciona con las pruebas repetidas sobre una muestra de un juez e inter juicio se

relaciona con las comparaciones entre los jueces de una misma muestra. Una gran variabilidad de métodos estadísticos se encuentra en la literatura para proporcionar medidas de fiabilidad. Las técnicas más comunes son de correlación r de Pearson, correlación intraclase (ICC), porcentaje de las calificaciones dentro de +/- un valor de escala, y r de Pearson para pares de oyentes [28].

1.2.4 Protocolos de diagnóstico

Existen abundantes referencias en la literatura de acuerdo con la evaluación de los diferentes tipos de disartria usando juicios de percepción del habla. La tabla 1.4 muestra ejemplos de los protocolos de los que se hace referencia cuando un grupo de dimensiones clasificadas se combinan para proporcionar a los médicos la información sobre la ocurrencia de diferentes tipos de disartrias.

Al igual que los estudios de DAB, que se explican en detalle en la sección 1.1.1, Joannette y Dudley [6] realizaron un estudio para investigar la disartria, asociado a ataxia de Friedreich. Los científicos aislaron 16 dimensiones de las 38 propuestas inicialmente por DAB, que se consideraron más pertinentes para el análisis de dicha enfermedad. Se realizó el análisis de componentes principales sobre los datos resultantes de los juicios de percepción del habla y encontraron dos factores como grupos de evaluación de disartrias en este tipo de enfermedades: estenosis fonatoria y el factor disártrico general. Estos factores se relacionan con la frecuencia fundamental, los resonadores y la impresión general. Llegaron a la conclusión de que un análisis detallado de los datos, les permitió diferenciar entre tres grupos de sujetos con diferente severidad de la enfermedad.

La evaluación de la disartria de Frenchay [9] es otro protocolo que define 28 dimensiones clasificadas en grupos llamados reflejo, respiración, labios, mandíbula, paladar, laringe, la lengua y la inteligibilidad. Condiciones físicas más detalladas figuran en el este protocolo que los que figuran en los estudios de DAB. Las dimensiones clasificadas resultantes fueron sometidas a un análisis discriminante. El autor encontró que este protocolo podría predecir pacientes disártricos con un 90% de exactitud.

1.2.5 Beneficios del análisis perceptivo del habla

Entre los principales beneficios del PAS tenemos que se utiliza regularmente en la práctica clínica, especialmente cuando es necesario el diagnóstico provisional, sin los beneficios de

datos adicionales. A pesar de sus limitaciones el análisis de la percepción probablemente se mantendrá como la primera opción del clínico en el tratamiento de trastornos del habla [31].

1.2.6 Limitaciones del análisis perceptivo del habla

Entre las desventajas del PAS podemos encontrar las dudas que se han planteado sobre su fiabilidad y validez, especialmente cuando es realizado por jueces, que no tienen una formación común. El PAS es muy subjetivo y, a menudo incompatible entre diferentes jueces. Se ha planteado además de si los jueces pueden diferenciar de forma fiable las perturbaciones que se producen simultáneamente en los diversos componentes del mecanismo de producción del habla [32].

1.3 Análisis Instrumental del habla

El análisis instrumental del habla es un análisis fisiológico o acústico realizado con la ayuda de instrumentos y algoritmos para medir ciertos fenómenos en el proceso de producción del habla. El análisis instrumental con frecuencia ha sido recomendado como un complemento valioso a los métodos de percepción con la creencia de que va a superar algunas de sus limitaciones. Cada instrumento o algoritmo es generalmente diseñado para brindar información sobre un aspecto específico de la producción del habla, incluyendo la actividad muscular, movimientos estructurales, corriente y presión de aire generado en diversas partes del mecanismo del habla.

El análisis instrumental sobre el mecanismo del habla ha sido muy prolífico, mostrando una gran variedad de instrumentos y procedimientos diseñados para proporcionar información sobre aspectos específicos de la producción del habla como por ejemplo las vías respiratorias, laringe, el puerto velo-faríngeo, y las funciones de articulación.

Abordando además sobre el análisis acústico este se utiliza para relacionar medidas acústicas con respecto a diversos aspectos del motor control del habla. Dependiendo de la muestra de discurso recogida y de la naturaleza del análisis, pueden ser calculadas un número de diversas medidas acústicas. Por lo tanto, no hay un sistema estándar de medidas para una observación específica. La mayoría de los análisis acústicos reportados en la

literatura centran su estudio sobre la frecuencia fundamental, energía, prosodia, y articulación.

1.3.1 Ventajas de análisis instrumental

El análisis instrumental del habla supera algunas de las limitaciones del enfoque de percepción. Entre los principales beneficios tenemos que proporciona medidas objetivas en un amplio rango de diferentes parámetros del habla para evaluación a corto plazo, así como el seguimiento a largo plazo del aparato del habla. Además puede aumentar la precisión del diagnóstico a través de una especificación más detallada de las funciones anormales. Se aumenta la consistencia de la evaluación, que a su vez aumenta la compatibilidad entre los diferentes métodos de investigación en la disartria [32][43].

1.3.2 Limitaciones de análisis instrumental

A pesar de las ventajas que se mencionaron anteriormente, existen limitaciones en la aplicación del análisis instrumental en la práctica clínica. Entre las principales limitaciones tenemos la falta de disponibilidad de equipos instrumentales en la práctica diaria, que a veces, sólo son accesibles en las clínicas especializadas o centros de investigación. Con frecuencia, hay una falta de coincidencia entre las mediciones directas del análisis instrumental y el análisis perceptivo hecho por el clínico. Esto se debe porque la técnica instrumental requiere más de dos observaciones para describir los rasgos perceptivos. Además la interacción de los diferentes subsistemas afectados pueden afectar las mediciones instrumentales [32]. El observador humano es capaz de filtrar los estímulos de fondo adaptable, mientras que los instrumentos puede que no sean capaces de hacerlo de una manera similar.

1.4 Estudios relacionados con la clasificación de disartrias.

Basado en las limitaciones de los sistemas anteriores se propuso en la literatura un sistema donde se combina el análisis perceptual y objetivo que supuestamente debe ser más eficiente mediante el uso de técnicas de computación. Existe un trabajo reportado en la literatura [32][43] en el cual se desarrolla un sistema de ayuda al diagnóstico de disartrias utilizando técnicas de procesamiento digital de señales (PDS) e inteligencia artificial. El sistema se basa en una combinación de análisis perceptuales y mediante computadoras de

grabaciones de voz de pacientes disártricos y de personas sanas para diagnosticar diferentes tipos de disartrias y permitir un análisis más objetivo de los síntomas que se manifiestan en la voz. Aquí se comparan diferentes métodos de clasificación automática con el diagnóstico diferencial.

1.4.1 Rasgos utilizados

En [43] se utilizaron 14 rasgos subjetivos y 11 rasgos objetivos, como más ilustrativos para caracterizar los diferentes tipos de disartrias. Los rasgos los obtuvieron del trabajo con bases de datos de voces patológicas disártricas, una grabada por Aronson [11] y otra base de datos grabada en el hospital “Hermanos Almeijeiras.” Como resultado de un análisis relacionado con la correlación entre especialistas y criterios de síntesis del tipo de patología se determinaron los veinte rasgos de la voz más importantes para describir las enfermedades analizadas [32] [43]. Once rasgos eran apreciados más confiablemente mediante el uso de algoritmos de procesamiento digital del habla (PDH), mientras nueve rasgos son tomados directamente del promedio de las valoraciones subjetivas hechas por tres especialistas en lenguaje patológico.

| Rasgos Subjetivos | Rasgos Objetivos |
|---|--|
| <ul style="list-style-type: none"> • Monotonía De La Intensidad De La Señal (ML). • Hipernasalidad (HN). • Estrés Reducido (RS) • Razón Variable (VR) • Intervalos Prolongados (PI) • Silencios Inapropiados (IS) • Estrés Igual o Excesivo (EES) • Rupturas Irregulares De La Articulación (IAB) • Vocales Distorsionadas (DV). | <ul style="list-style-type: none"> • Período Fundamental (PL) • Rupturas De Período (PB) • Temblor (T) • Excesivas Variaciones De Nivel (ELV) • Voz Áspera (HV) • Voz Jadeante (BV) • Interrupciones De La Voz (VST) • Inspiraciones Audibles (AI) • Razón Del Habla (R) • Frases Cortas (SP) • Ráfagas Cortas Del Habla (SRS). |

Tabla 1.5 Conjunto de rasgos final propuestos en [43].

En este trabajo se incluyen dentro del conjunto de rasgos las valoraciones subjetivas correspondientes a las mediciones objetivas de la Tabla 1.5 más otras dimensiones no consideradas en [43] debido al proceso de selección de rasgos desarrollado en ese trabajo. La Tabla 1.6 resume el conjunto de 36 rasgos tenidos en cuenta en este trabajo.

| Rasgos Subjetivos | Rasgos Objetivos |
|--|--|
| <ul style="list-style-type: none"> • Monotonía De La Intensidad De La Señal (ML). • Hipernasalidad (HN). • Estrés Reducido (RS) • Razón Variable (VR) • Intervalos Prolongados (PI) • Silencios Inapropiados (IS) • Estrés Igual o Excesivo (EES) • Rupturas Irregulares De La Articulación (IAB) • Vocales Distorsionadas (DV). • Período Fundamental (PLS) • Rupturas De Período (PBS) • Temblor (TS) • Excesivas Variaciones De Nivel (ELVS) • Voz Áspera (HVS) • Voz Jadeante (BVS) • Interrupciones De La Voz (VSTS) • Inspiraciones Audibles (AIS) • Razón Del Habla (RS) • Frases Cortas (SPS) • Ráfagas Cortas Del Habla (SRSS) • Monotonía de la Frecuencia Fundamental(M) • Voz estrangulada (SS) • Emisión Nasal (NE) • Fonemas Prolongados (PP) • Consonantes Imprecisas (IC) | <ul style="list-style-type: none"> • Período Fundamental (PL) • Rupturas De Período (PB) • Temblor (T) • Excesivas Variaciones De Nivel (ELV) • Voz Áspera (HV) • Voz Jadeante (BV) • Interrupciones De La Voz (VST) • Inspiraciones Audibles (AI) • Razón Del Habla (R) • Frases Cortas (SP) • Ráfagas Cortas Del Habla (SRS). |

Tabla 1.6 Conjunto de rasgos final propuestos en esta investigación

1.4.2 Clasificadores propuestos

En el trabajo reportado en la literatura [43] el proceso de clasificación evalúa dos clasificadores, uno lineal y otro no lineal, y compara su efectividad con el sistema tradicional de diagnóstico diferencial de disartrias.

1.4.2.1 Método de clasificación mediante Mapas auto-organizados de Kohonen.

El método de clasificación mediante mapas auto-organizados de Kohonen (SOM) está basado en el uso de redes neuronales artificiales que realiza un análisis no lineal del conjunto de datos de entrada. Este tipo de red neuronal aprende a reconocer las regularidades y correlaciones del conjunto de entrada y adapta las respuestas futuras de acuerdo a las entradas. Este tipo de red no solo aprende a reconocer grupos de vectores de entrada similares sino que también las neuronas vecinas aprenden a reconocer la vecindad de las secciones delimitadas por el espacio de entrada. Por consiguiente, las SOM aprenden la distribución y la topología de los vectores de entrada que son usados para su entrenamiento y producen un vector de pesos asociados a cada neurona que sirve para identificar cuáles de los rasgos de entrada contribuyen más a la decisión final del clasificador. Esto determina su uso en este tipo de aplicación donde el análisis de la contribución de los rasgos es decisivo para el estudio de este grupo de enfermedades. La Figura 1. muestra el diagrama en bloques del clasificador diseñado para la aplicación de este tipo de red neuronal a la clasificación de disartrias.

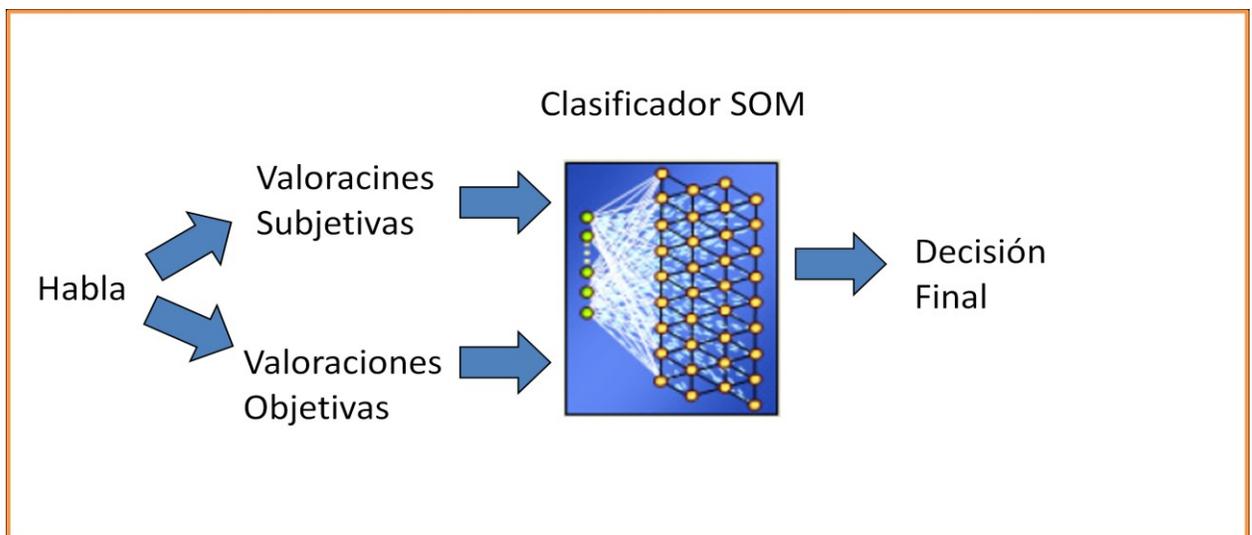


Figura 1. 2 Diagrama en bloques del clasificador mediante mapas auto-organizados.

1.4.2.2 Método de discriminante lineal

El clasificador mediante el algoritmo del discriminante lineal (LDA) se basa en un análisis de los grupos o clases a través de combinaciones lineales de los rasgos de entrada. La decisión se realiza sobre la ecuación que produce una máxima magnitud, lo que equivale a

una mínima distancia del vector de entrada con la clase seleccionada. La implementación puede ser apreciada en la Figura 1. .

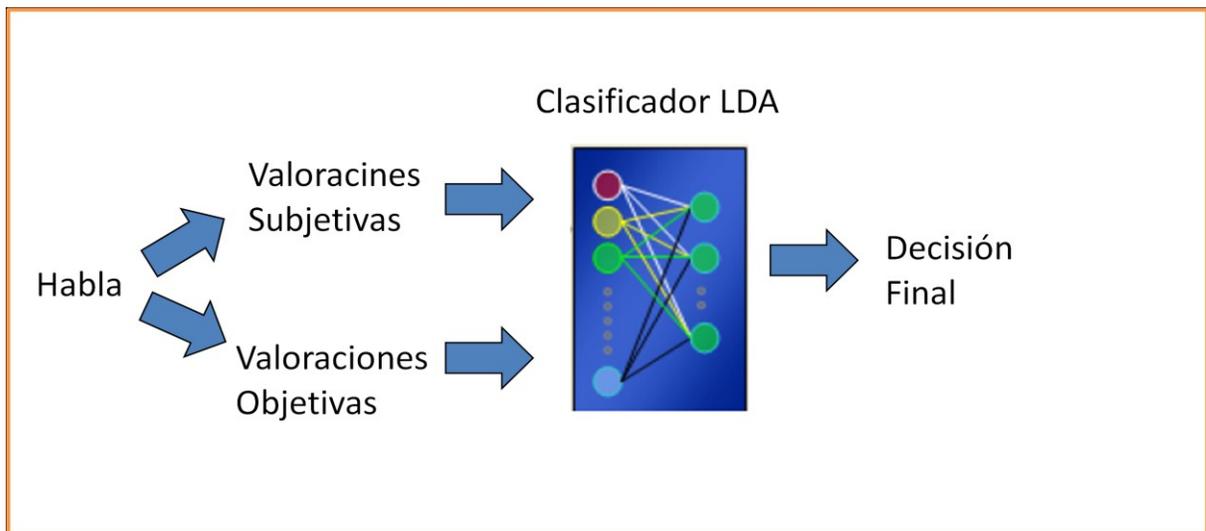


Figura 1. 3 Diagrama en bloques del clasificador mediante discriminante lineal.

Este método separa los diferentes grupos de enfermedades mediante hiperplanos lineales y es incapaz de diferenciar eficientemente las clases cuando los descriptores de los rasgos no obedecen a comportamiento descritos por ecuaciones lineales. Esto trae como consecuencia que el análisis de relevancia de los rasgos que más intervienen en el proceso de clasificación puede ser poco preciso.

Conclusiones Parciales

El problema de la disartria es bastante complejo por las características intrínsecas a la enfermedad. El proceso de análisis perceptual ha sido valido durante años ha pesar de sus limitaciones. Existen otros rasgos subjetivos que no se tienen en cuenta en este trabajo que pudieran aportar información importante en la clasificación de disartrias. Además existen otras técnicas de inteligencia artificial reportadas en la literatura con buenos resultados que se pudieran aplicar en este problema obteniendo iguales o mejores resultados que los reportados.

CAPITULO 2 MATERIALES Y MÉTODOS

En este capítulo se abordan los materiales y los métodos usados en nuestra investigación. Primeramente trataremos los pasos para la obtención de las diferentes medidas tanto subjetivas como objetivas que mejor caractericen todos los tipos de disartrias. Con posterioridad se describen los métodos de selección de rasgos y los clasificadores usados en esta investigación.

2.1 Datos utilizados

Se utilizaron grabaciones de dos bases de datos, en las cuales están presentes todos los tipos de disartrias y pacientes sanos como referencia. Se obtuvieron los rasgos a partir de la realización de varios ejercicios que muestran claramente los problemas de voz de los pacientes disártricos.

2.1.1 Grabaciones

En este estudio se utilizaron grabaciones de voces patológicas de pacientes que exhiben ocho tipos de disartrias más pacientes sanos como referencia. Los pacientes cubanos incluidos en la base de datos en español fueron examinados por dos especialistas en lenguaje patológico del departamento de Neurología y Logopedia del Hospital "Arnaldo Millian", de Santa Clara. Las grabaciones se realizaron en una habitación sin fuentes externas de ruido tales como aire acondicionado, ventiladores, calefacción, ordenadores, etc. Se utilizó iluminación natural para evitar la interferencia de 60 Hz, debido a su proximidad con el primer armónico de la frecuencia fundamental del habla [32].

Las grabaciones fueron hechas utilizando una grabadora portátil de audio digital (DAT, del inglés *Digital Audio Tape*) modelo Sony TCD-D100 como se muestra en la Figura 2. 1 con una frecuencia de muestreo de 44,1 KHz y 16 bits de cuantificación. Se utilizó un micrófono (MF) modelo EM-4F-2 en un dispositivo montado en la cabeza para mantener una distancia constante a la boca. La sensibilidad del MF es de -64 dB a ± 3 dB, con más de 40 dB de SNR, cumpliendo con todas las recomendaciones de un taller para análisis acústico de voz [33].



Figura 2. 1 DAT usado en la grabación

La distancia de la MF a la boca se mantuvo entre 8-10 cm y un ángulo de 45 grados para evitar la perturbación del artefacto aerodinámico. Las grabaciones se reproducen a continuación a una computadora utilizando una tarjeta de sonido *Sound Blaster AWE32* con una configuración similar a la utilizada en la DAT. Una vez que la información fue transferida a la computadora, se realiza un protocolo de pre-procesamiento para todos los datos, incluidos las pronunciaciones normales y patológicas, con el propósito de eliminar parte del espectro de la señal que no proporciona información útil en la caracterización de voces patológicas.

2.1.2 Bases de datos

Se analizaron un total de 127 muestras provenientes de dos bases de datos y pacientes sanos como referencia, teniendo en cuenta un subconjunto de 33 rasgos de la voz, los rasgos propuestos por DAB [1][2][3] que son un total de 38 con algunas modificaciones, reportados entre los más importantes para describir los tipos de disartria utilizados [32]. En ambas bases de datos se contemplan las alocuciones de tres ejercicios que muestran más eficientemente las perturbaciones en la voz:

1. La alocución de la vocal **\a** sostenida (AVS). Este ejercicio se utiliza para medir las alteraciones de la calidad vocal. Al paciente se le pidió mantener la fonación, por lo menos 5 s, con niveles de período fundamental y magnitud que corresponde a su voz natural en una conversación.
2. La repetición de las sílabas **\pa\ta\ka** tan rápido y distribuido tan uniformemente como sea posible. Este ejercicio se conoce también como diadocokinesis, se realiza para mediciones acústicas de articulación.

3. La lectura del párrafo "**El Abuelo**". Este ejercicio se utiliza para mediciones acústicas de prosodia. A continuación en la Tabla 2. 1 y Tabla 2. 2 se muestra el párrafo en sus dos versiones español e inglés.

El Abuelo

¿Tú quieres saber todo acerca del abuelo? Pues bien, el tiene casi 83 años de edad y aún conserva su mente tan brillante como siempre. Él usa un viejo saco negro al que generalmente le faltan algunos botones. Su barba larga y colgante produce en quienes lo observan un profundo sentimiento de máximo respeto.

Cuando el habla, su voz es un poco rajada y tiembla ligeramente. Dos veces al día toca un pequeño órgano con excelencia y virtuosismo. Cada día él hace unas caminatas cortas al aire fresco, excepto en el invierno cuando la nieve o el hielo lo impide. Nosotros siempre lo exhortamos a que camine más y que fume menos, pero él siempre responde "Aceite de plátano". El abuelo le gusta ser moderno en su lenguaje.

Tabla 2. 1 Versión en español del párrafo "El Abuelo".

El abuelo (versión en inglés)

You wish to know all about my grandfather. Well, he is 93 years old and he still thinks as swiftly as ever. He dresses himself in an old black frog coat, usually several buttons missing. A long beard clings to his chin, giving those who observe him a pronounced feeling of the outermost respect.

When he speaks, his voice is just a bit cracked and quivers a bit. Twice each day he plays skillfully and zest upon small organ. Except in the winter when the snow or ice prevents, he slowly takes a short walk in the open air each day. We have often urged him to walk more and Smoke less, but he always answers, "Banana oil!" Grandfather likes to be modern in his language.

Tabla 2. 2 Versión en Inglés del párrafo "El Abuelo".

2.1.2.1 Base de datos en inglés

La base de datos en inglés fue recopilada por Aronson [11]. Se trata de una selección de expresiones de los pacientes disártricos exhibiendo diferentes tipos de disartrias. Los sujetos incluidos en esta base de datos, fueron seleccionados de una mayor base de datos utilizada en estudios iniciales [1][2][3], que representan diferentes niveles de severidad de la disartria. La selección se hizo en correspondencia con el tipo de disartrias incluidas en la base de datos en español y el número de temas disponibles en las grabaciones que incluyen las expresiones de interés. En la Tabla 2. 3 se muestran el número de pacientes y enfermedades seleccionados en la investigación [32].

| Patología | Número de sujetos |
|--------------------------------|--------------------------|
| Disartria Flácida | 5 |
| Disartria Espástica | 6 |
| Disartria Atáxica | 8 |
| Disartria Hipocinética | 8 |
| Disartria Hipercinética | 8 |
| Distonía | 9 |
| Temblor orgánico de la voz | 8 |
| Esclerosis Lateral Amyotrópica | 8 |
| Total | 60 |

Tabla 2. 3 Pacientes seleccionados de la base de datos de Aronson.

Esta base de datos inicial [1][2][3], como estaba previsto inicialmente para fines de instrucción, no incluyen a pacientes sanos como referencia, sin embargo, contiene una muestra representativa del habla disártrica que constituye una excelente base de datos para la investigación en este ámbito. Estas grabaciones fueron hechas en una habitación, con las mismas condiciones que la base de datos en español, con un DAT con la frecuencia de muestreo de 44,1 kHz, similar a la grabación realizada en la base de datos en español. En este caso el ancho de banda se limitó a coincidir con el de las grabaciones de voces patológicas.

2.1.2.2 Base de datos en español

Esta base de datos fue grabada en colaboración con el hospital "Arnaldo Millian", ubicado en Santa Clara, el hospital "Hermanos Almeijeiras", ubicado en La Habana, el Centro de Estudios de Electrónica y Tecnologías de la Información (CEETI) y el Instituto de Ingeniería Biomédica en la Universidad de New Brunswick, Canadá [32]. La base de datos incluye 48 pacientes con diferentes tipos de disartrias, tales como los que se muestran en la Tabla 2. 4.

| Tipo de Disartria | N° de pacientes |
|--------------------------|------------------------|
| Disartria Flácida | 8 |
| Disartria Espástica | 7 |
| Disartria Atáxica | 5 |
| Disartria Hipocinética | 8 |
| Disartria Hipercinética | 5 |

| | |
|--------------------------------|----|
| Distonía | 5 |
| Temblor orgánico de la voz | 5 |
| Esclerosis Lateral Amyotrópica | 5 |
| Total | 48 |

Tabla 2. 4 Tabla de voces patológicas incluidas en la base de datos en español.

En esta base de datos se incluyen otros ejercicios para que exista mayor compatibilidad con la base de datos de Aronson [32]:

- La repetición de la frase "Mañana va a llover en la tarde, por lo que no puedo ir al cine". Esta frase contiene un alto porcentaje de mono y poli-silabas de alta complejidad de pronunciación y prosodia. Los pacientes se les pide mantener los patrones de entonación y la acentuación en niveles normales, según el lenguaje. Esta expresión se incluyó como una muestra de discurso alternativo para medir la amplitud del habla y la variación de Fo, así como la prosodia y los patrones de entonación [34].
- La repetición de palabras aisladas en relación con cuatro niveles de articulación en el idioma español: bilabial, lingual-dental, paladar-lingual y velar. Cada conjunto de palabras aisladas tenían características sonidos de la lengua española que, según la experiencia de los médicos, producen dificultades en la pronunciación de los hablantes disártricos. Las palabras se muestran en la Tabla 2. 5

| Grupos | Palabras aisladas | Consonantes |
|--------|---|--|
| I | Papá, bebé, mama, feo | /p/, /b/, /m/ y /f/ |
| II | Tete, dedo, nena, loma, ala, plato, sol, Aroma, mar, rosa, perro, tigre | /t/, /d/, /n/, /l/, /s/ y /r/ en diferentes posiciones de la palabra |
| III | Machete, lluvia, ñame | /ch/, /ll/, /ñ/ |
| IV | Jaba, garaje, casa | /j/, /g/, /k/ |

Tabla 2. 5 Palabras aisladas incluidas en la base de datos en español

2.2 Valoraciones de las disartrias

El análisis perceptual de las muestras de voz fue realizado por tres patólogos del habla y lenguaje que estaban familiarizados con el diagnóstico diferencial de DAB de la disartria.

Los médicos ya tenían experiencia con la voz patológica en inglés y español, con al menos seis años de experiencia de la práctica regular.

2.2.1 Rasgos

A partir de las grabaciones obtenidas producto de la realización de diferentes ejercicios se obtienen un conjunto de rasgos que caracterizan más eficientemente las voces patológicas. Se seleccionaron una serie de rasgos tanto subjetivos, que son apreciados por los especialistas, como objetivos que son apreciados mediante algoritmos de Procesamiento Digital de Señales (PDS) como más importantes para describir todos los tipos de disartria.

2.2.2 Rasgos subjetivos

Los rasgos subjetivos se analizaron con respecto a la media de los juicios de percepción de tres médicos con experiencia [32]. La relación de rasgos subjetivos obtenidos se encuentra relacionada con el período fundamental, con la intensidad, calidad vocal, la respiración, la prosodia, la articulación y con la impresión general. La totalidad de los rasgos se muestran en la Tabla 1.6.

2.2.3 Rasgos objetivos

Debido a un análisis multidimensional del habla disártrica se reveló que no todas las 33 dimensiones incluidas para el juicio perceptivo proporcionaron información sobre los grupos disártricos [32]. Solamente las dimensiones que demuestran consistencia en la discriminación entre los grupos disártricos, proporcionando información no sólo en la ocurrencia sino también en su severidad, son las dimensiones que se tendrán en cuenta para el análisis de los rasgos de forma objetiva. A continuación se muestran los rasgos implementados mediante algoritmos de Procesamiento Digital de Señales (PDS):

1. Período Pitch (PL): Valor medio del período fundamental (F_0) en un segmento estable de la vocal 'a' sostenida (AVS), comparada con valores estándares de acuerdo con el sexo y edad reportados en la literatura [32][35]. Este rasgo de la voz es difícil de apreciar subjetivamente por los especialistas debido a su interrelación con otras perturbaciones y la no linealidad en la escala de frecuencia e intensidad que caracteriza al oído humano. La medida obtenida es descrita por: la ecuación (2.1).

(2.1)

$$PL_{IDX} = P_A - TH$$

: Corresponde a la mediana del valor de F_0 en el segmento más estable de la vocal sostenida $\backslash a \backslash$.

TH : Valor medio normalizado en semitonos de los valores típicos de F_0 .

2. Rupturas de período (RTP): Se define como variaciones abruptas e incontrolables de F_0 . Debido a las limitaciones del oído humano, este rasgo es mejor apreciado usando algoritmos de PDH que de forma subjetiva [32]. El método de apreciación algorítmica es descrito por:

$$RTP = \frac{\sum_{j=1}^K I(j) + FLT_j}{\sum_{i=1}^N |F_i - FLT_i|} \quad (2.2)$$

Donde:

$$I(j) = \begin{cases} |F_j - FLT_j|; & |F_j - FLT_j| > FLT_j * 0,40 \\ 0 & ; |F_j - FLT_j| < FLT_j * 0,40 \end{cases} \quad (2.3)$$

Vector de los valores de F_0 calculados en AVS, : Vector de tendencia lineal de los valores de F_0 con respecto al criterio de mínimos cuadrados, K: Total de muestras que superan el umbral del 40 % de los valores de y N: Número total de muestras del vector de F_0 .

3. Temblor (T): Se define como una oscilación en señal de voz irradiada que se produce como una combinación de amplitud y baja frecuencia que son producidos por movimientos oscilatorios en componentes del mecanismo de producción de la voz. Este rasgo es relevante fundamentalmente para la enfermedad OVT, donde se manifiestan unas oscilaciones entre 4-8 Hz y modulaciones de amplitud que varían del 30-10 %. El algoritmo de apreciación está basado en la prominencia de picos en la banda inferior a 30 Hz. El algoritmo primero diferencia las alocuciones de pacientes normales de las patológicas, usando un criterio basado en la kurtosis de la respuesta de frecuencia del modelo autorregresivo que caracteriza al tracto vocal y después obtiene un índice de severidad mediante la razón de la energía de los picos

más prominentes en la banda de interés con respecto a la energía total de la banda de frecuencia considerada [32].

4. Excesivas variaciones del nivel (ELV): Se definen como abruptas e incontrolables variaciones del nivel, presentando niveles unas veces muy altos o muy bajos. La valoración algorítmica se obtiene mediante la razón entre la energía de las transiciones que exceden una variación normalizada del 50 % de la máxima amplitud entre cada extremo y la energía total de todas las transiciones [32].
5. Voz áspera (HV): Se define como un sonido áspero, metálico o estridente, usualmente caracterizado por un excesivo esfuerzo para la fonación producido por retracciones de la lengua y estrechez del conducto vocal. La percepción de este rasgo es multidimensional por naturaleza, por consiguiente mediciones simples generalmente proporcionan información limitada acerca de las características acústicas de este tipo de perturbación [32].

El algoritmo de apreciación está descrito por combinaciones lineales de características de la voz entre las que se encuentran: factor de perturbación de frecuencia con tres muestras de suavización (J3), factor de perturbación de amplitud con quince muestras de suavizado (S15), relación armónicos-ruido (HNR) y el número de tramas sonoras (NVF) en la AVS. Las NVF generalmente son más numerosas en este tipo de perturbación por las constricciones del tracto vocal [32].

La ecuación que describe la medida es:

$$HV_{idx} = 0,82 + 0,88J3 + 1,94S15 - 0,058 HNR + 0,001 NVF \quad (2.4)$$

6. Voz jadeante (BV): Se define como una fonación donde las cuerdas vocales están vibrando normalmente, pero su cierre es parcial o incompleto. Esto produce que las voces con este tipo de perturbación carezcan de una estructura de armónico apropiada, una amplitud del armónico fundamental muy superior a la del segundo armónico y los armónicos superiores, un contenido de ruido significativo en la banda alta del espectro y una relación señal a ruido más baja que las voces normales. Debido a la multidimensionalidad de este rasgo, el algoritmo desarrollado para apreciar su severidad en voces patológicas fue obtenido mediante una combinación lineal de parámetros. Sin embargo, se desarrolló una medida que

explica más del 60 % de los casos en la base de datos utilizada que contempla casi todas las características de las voces jadeantes [razón de armónicos en la señal residual (HEres)] [32]. La ecuación está descrita por:

$$BV_{idx} = 1,75 - 0,926 GNE + 1,73 j3 + 0,0708 HNR - 0,0960 HEres - 0,000366 NVF \quad (2.5)$$

donde:

GNE: Algoritmo, razón de excitación entre los pulsos glotales.

7. Interrupciones de la voz (VST): Se definen como abruptos cortes en el flujo de aire que hace vibrar las cuerdas vocales como consecuencia de pérdidas temporales en el control del mecanismo fonador. La medida obtenida para describir esta perturbación (AS) esta basada en el número de muestras por debajo del 25 % del valor RMS de la señal de intensidad de la vocal sostenida con respecto al número total de muestras [32]. La medida se describe mediante la siguiente ecuación:

$$AS_{mod} = -1,6645 AS^2 + 5,8153 AS + 0,1365 \quad (2.6)$$

Esta medida tiene una relación no lineal con respecto a la forma en que se percibe esta perturbación por parte de los especialistas.

8. Inspiraciones audibles (AI): Se define como un exceso en la intensidad con que se producen las inspiraciones como resultado de un excesivo estrechamiento del tracto vocal durante la inhalación de aire hacia los pulmones. El algoritmo desarrollado para apreciar automáticamente la severidad de esta perturbación aprovecha características espectro-temporales de las inspiraciones para obtener una medida basada en la cantidad de las inspiraciones (NAI), su duración (DAI) e intensidad ().

La detección de las inspiraciones se realiza mediante un análisis de sonoridad en la alocución del párrafo, donde aquellos segmentos sordos son analizados inicialmente en el dominio del tiempo y después en el dominio de la frecuencia para extraer los segmentos correspondientes a las inspiraciones audibles. Posteriormente se obtiene

el índice de severidad mediante la siguiente combinación lineal obtenida de una comparación con las apreciaciones subjetivas [32].

$$AI_{i\acute{a}x} = -0,087 + 0,414 NAI + 0,00971 DAI + 42,3 AI_{RMS} \quad (2.7)$$

9. Razón del habla (R): Se define como una razón del habla más lenta o más rápida que la normal. Generalmente es medida como el número de unidades (fonemas, sílabas, palabras, frases, etcétera) por unidad de tiempo. En las disartrias esta perturbación se manifiesta comúnmente como razón lenta aunque se ha reportado razón rápida en pacientes con Parkinson (PD). La medida obtenida para apreciar la severidad de esta perturbación está basada en una combinación lineal del número de tramas sonoras obtenidas en la alocución del párrafo (), el número de sílabas por segundo () y la duración normalizada de la alocución () [32]. La combinación lineal se expresa en la ecuación (2.8):

$$R_{i\acute{a}x} = -2,44 - 0,00161 N_v + 0,862 Ss + 6,5 NT_{\acute{a}ur} \quad (2.8)$$

10. Frases cortas (SP): Se definen como la ocurrencia de frases anormalmente cortas, generalmente marcadas por un exceso de pausas o inspiraciones. La medida obtenida para esta perturbación está basada en el número de tramas sordas normalizado con respecto al número promedio de sílabas por segundo producidas por alocuciones de pacientes normales [32].
11. Ráfagas cortas del habla (SRS): Se definen como la ocurrencia de ráfagas cortas del habla separadas por pausas. Esta perturbación produce segmentos entre sílabas y entre palabras más cortos que los normales con pausas más largas entre frases u oraciones [32].

2.3 Selección de rasgos

Se utiliza selección de rasgos con el objetivo de encontrar el mejor conjunto de rasgos que caractericen las disartrias, ósea los parámetros que mejor identifique cada una de las disartrias. Se utilizaron los selectores de rasgos contenidos en el WEKA.

WEKA (del inglés *Waikato Environment for Knowledge Analysis*) [36] es una plataforma de software para aprendizaje automático y minería de datos escrito en Java y desarrollado

en la Universidad de Waikato. Weka es un software libre distribuido bajo licencia GNU-GPL. El paquete WEKA contiene una colección de herramientas de visualización y algoritmos para análisis de datos y modelado predictivo, unidos a una interfaz gráfica de usuario para acceder fácilmente a sus funcionalidades;**Error! No se encuentra el origen de la referencia.**

WEKA soporta varias tareas estándar de minería de datos, especialmente, preprocesamiento de datos, clustering, clasificación, regresión, visualización, y selección. Todas las técnicas de WEKA se fundamentan en la asunción de que los datos están disponibles en un fichero plano (*flat file*) o una relación, en la que cada registro de datos está descrito por un número fijo de atributos (normalmente numéricos o nominales, aunque también se soportan otros tipos). WEKA también proporciona acceso a bases de datos vía SQL gracias a la conexión JDBC (del inglés *Java Database Connectivity*) y puede procesar el resultado devuelto por una consulta hecha a la base de datos. No puede realizar minería de datos multi-relacional, pero existen aplicaciones que pueden convertir una colección de tablas relacionadas de una base de datos en una única tabla que ya puede ser procesada con WEKA.

Los algoritmos de búsqueda y optimización utilizados son los Algoritmos Genéticos y el Best First.

2.3.1 Algoritmos Genéticos

Los Algoritmos Genéticos (AGs) [37] son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsqueda y optimización. Están basados en el proceso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acorde con los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes, postulados por Darwin. Por imitación de este proceso, los Algoritmos Genéticos son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas.

Un algoritmo genético consiste en una función matemática o una rutina de software que toma como entradas a los ejemplares y retorna como salidas cuáles de ellos deben generar descendencia para la nueva generación.

Para nuestro problema el tamaño de la población fue de 20 individuos, la probabilidad de cruce es de 0.9 y la de mutación de 0.01. En nuestro caso la respuesta final se obtiene cuando el algoritmo alcance un punto de estabilidad en la solución del problema (aproximadamente 100 generaciones). La función de evaluación de los subconjuntos de rasgos se realizó utilizando la función propuesta en [38]. De forma general esta función evalúa la capacidad de un subconjunto de rasgos de representar las diferentes clases a partir de evaluar la capacidad predictiva de cada rasgo del subconjunto por sí solo y el grado de redundancia entre ellos [38].

2.3.2 Primero en Profundidad

El selector de rasgos *BestFirst* es un algoritmo de búsqueda que explora un gráfico ampliando el nodo más prometedor elegido según una regla especificada [44].

El algoritmo de búsqueda *BestFirst* se describe como cálculo de la promesa del nodo n por una función de evaluación heurística $F(n)$ que, puede depender generalmente de la descripción de n , la descripción de la meta, la información reunida por la búsqueda hasta ese punto, y el más importante, en cualquier conocimiento adicional sobre el dominio del problema. Una función heurística es una función que alinea alternativas en varios algoritmos de búsqueda en cada paso de ramificación basado en la información disponible para tomar una decisión sobre cual rama debe seguir durante una búsqueda. La función heurística utilizada en este caso es semejante a la descrita en la sección 2.3.1.

Así el algoritmo busca predecir que tan cercano a una solución es un camino dado, esto lo realiza extendiendo los caminos que se encuentran más cercanos a dicha solución primero. La implementación más eficiente para la selección del mejor candidato por extensión es a través de una cola de prioridad.

2.4 Clasificación

Se usaron varios clasificadores reportados en la literatura con buenos resultados, de ellos varios que están incluidos en el Weka como la Máquinas de Soporte Vectorial (SVM, de inglés *Support Vector Machines*), Redes Bayesianas (BN, del inglés *Bayesian Network*) y Árboles de Decisión Lineal Multiclase (J48). Además se utilizó el Modelo Biónico (MB) que es un clasificador reportado en la literatura que basa su funcionamiento en el modelo del sistema olfatorio y que ha reportado buenos resultados en bases de datos con menor complejidad que la utilizada en este trabajo, este se encuentra implementado sobre MatLab.

2.4.1 Máquinas de Soporte Vectorial

Las máquinas de soporte vectorial son un conjunto de algoritmos de aprendizaje supervisado. Estos métodos están propiamente relacionados con problemas de clasificación y regresión. Dado un conjunto de ejemplos de entrenamiento (de muestras) podemos etiquetar las clases y entrenar una SVM para construir un modelo que prediga la clase de una nueva muestra. Intuitivamente, una SVM es un modelo que representa a los puntos de muestra en el espacio, separando las clases por un espacio lo más amplio posible. Cuando las nuevas muestras se ponen en correspondencia con dicho modelo, en función de su proximidad pueden ser clasificadas a una u otra clase [39][40][41].

Más formalmente, una SVM construye un hiperplano o conjunto de hiperplanos en un espacio de dimensionalidad muy alta (o incluso infinita) que puede ser utilizado en problemas de clasificación o regresión. Una buena separación entre las clases permitirá una clasificación correcta.

Debido a las limitaciones computacionales de las máquinas de aprendizaje lineal, éstas no pueden ser utilizadas en la mayoría de las aplicaciones del mundo real. La representación por medio de funciones Kernel ofrece una solución a este problema, proyectando la información a un espacio de características de mayor dimensión el cual aumenta la capacidad computacional de las máquinas de aprendizaje lineal.

En este problema específico el kernel utilizado para separación de las clases será un kernel polinomial dado por la ecuación (2.9)

(2.9)

Donde p representa el orden del polinomio. El valor escogido en este trabajo es $p=1$.

2.4.2 Redes bayesianas

Las redes bayesianas (o redes de creencia) constituyen una manera práctica y compacta de representar el conocimiento incierto.

Sea $U = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $n > 1$, un conjunto de variables. Una red Bayesiana B sobre el conjunto U es un grafo dirigido acíclico B_s sobre U y un grupo de tablas de probabilidades $B_p = \{F_p(u|pa(u)) | u \in U\}$ donde $pa(u)$ es el conjunto de padres de u en B_s . La red bayesiana representa la probabilidad de distribución representada en la ecuación (2.10).

(2.10)

Para utilizar un red Bayesiana como clasificador es necesario calcular $argmax_y P(y|x)$ dado la distribución de probabilidad $P(U)$. Es decir calcular la probabilidad que se prediga la clase y a partir del conjunto de datos observado $x=x_1, x_2, \dots, x_n$. Para esto es necesario evaluar la ecuación (2.11).

(2.11)

Si el nodo x_i no tiene padres, su distribución local de probabilidad se toma como incondicional, en otro caso es condicional. Si el valor de un nodo es observable y por tanto etiquetado como observado, dicho nodo es un nodo de evidencia.

Dos condiciones deben ser cumplidas para aplicar Redes Bayesiana usando WEKA: La primera de ellas es que los datos presentados a la red deben ser discretos. En este trabajo la totalidad de los datos son valores continuos por lo que fue necesario hacer una discretización de los datos usando el propio WEKA. La segunda condición está relacionada con los valores perdidos. Si los datos presentan valores perdidos estos deben ser

completados, este proceso pueda llevarse a cabo usando las facilidades de WEKA. En este trabajo no existen valores perdidos en la base de casos.

2.4.3 Árboles de Decisión (J48)

Un árbol de decisión es un modelo de predicción cuyo objetivo principal es el aprendizaje inductivo a partir de observaciones y construcciones lógicas. Son muy similares a los sistemas de predicción basados en reglas, que sirven para representar y categorizar una serie de condiciones que suceden de forma sucesiva para la solución de un problema.

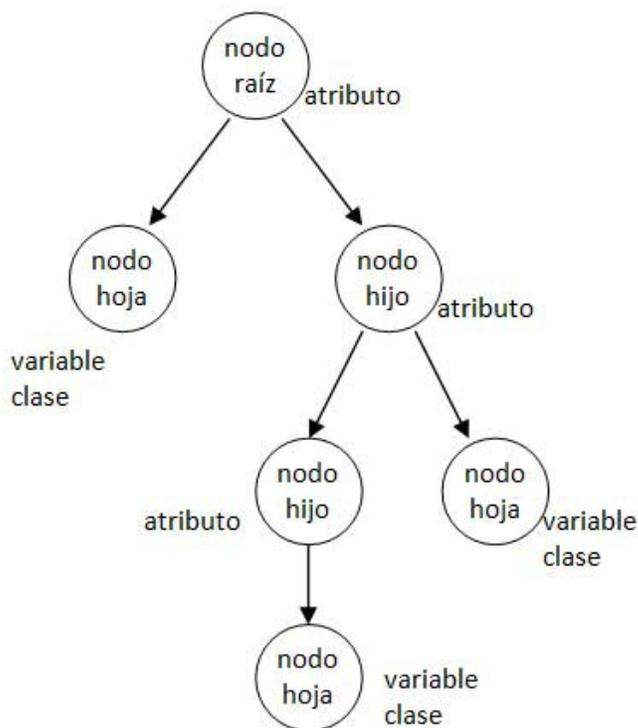


Figura 2.1 Representación gráfica de un árbol de decisión

El conocimiento obtenido durante el proceso de aprendizaje inductivo se representa mediante un árbol. Un árbol gráficamente se representa por un conjunto de nodos, hojas y ramas. El nodo principal o raíz es el atributo a partir del cual se inicia el proceso de clasificación; los nodos internos corresponden a cada una de las preguntas acerca del atributo en particular del problema. Cada posible respuesta a los cuestionamientos se representa mediante un nodo hijo. Las ramas que salen de cada uno de estos nodos se encuentran etiquetadas con los posibles valores del atributo². Los nodos finales o nodos hoja corresponden a una decisión, la cual coincide con una de las variables clase del problema a resolver (Ver Figura 2.1). Este modelo se construye a partir de la descripción

narrativa de un problema, ya que provee una visión gráfica de la toma de decisión, especificando las variables que son evaluadas, las acciones que deben ser tomadas y el orden en el que la toma de decisión será efectuada. Cada vez que se ejecuta este tipo de modelo, sólo un camino será seguido dependiendo del valor actual de la variable evaluada. Los valores que pueden tomar las variables para este tipo de modelos pueden ser discretos o continuos. [46]

Un algoritmo de generación de árboles de decisión consta de 2 etapas: la primera corresponde a la inducción del árbol y la segunda a la clasificación. En la primera etapa se construye el árbol de decisión a partir del conjunto de entrenamiento; comúnmente cada nodo interno del árbol se compone de un atributo de prueba y la porción del conjunto de entrenamiento presente en el nodo es dividida de acuerdo con los valores que pueda tomar ese atributo. La construcción del árbol inicia generando su nodo raíz, eligiendo un atributo de prueba y dividiendo el conjunto de entrenamiento en dos o más subconjuntos; para cada partición se genera un nuevo nodo y así sucesivamente. Cuando en un nodo se tienen objetos de más de una clase se genera un nodo interno; cuando contiene objetos de una clase solamente, se forma una hoja a la que se le asigna la etiqueta de la clase. En la segunda etapa del algoritmo cada objeto nuevo es clasificado por el árbol construido; después se recorre el árbol desde el nodo raíz hasta una hoja, a partir de la que se determina la membresía del objeto a alguna clase. El camino a seguir en el árbol lo determinan las decisiones tomadas en cada nodo interno, de acuerdo con el atributo de prueba presente en él.

En este trabajo el algoritmo escogido fue J48. Este algoritmo construye un árbol a partir de datos. Se construye iterativamente al ir agregando nodos o ramas que minimicen la diferencia entre los datos. Este algoritmo es un descendiente del ID3 y se extiende en el sentido de su capacidad de utilizar atributos numéricos y vacíos para generar reglas del árbol. Con el propósito de clasificación de una nueva instancia, J48 prueba cada uno de los valores del atributo de acuerdo con su estructura hasta que encuentra una hoja, la cual contiene los valores de la clase para cada instancia.[47].

2.4.4 Modelo Biónico

El modelo biónico [48] pertenece a la clase de modelos del sistema sensorial y el mismo simula los principales rasgos del sistema olfatorio de los mamíferos. Este describe

mecanismos de adaptación en las etapas de la información durante el proceso de reconocimiento del olor. Por consiguiente el modelo se beneficia de la incorporación de los hallazgos fisiológicos y de fenómenos psicofísicos que juegan un importante rol en el proceso del olfato.

El modelo biónico está basado en el sistema olfatorio y la simulación de los principales rasgos estructurales del sistema con el propósito de crear un clasificador de patrones.

2.5 Diseño del experimento

Los experimentos se dividieron en dos partes luego de la extracción de los rasgos. Por un lado se tomaron los rasgos propuestos en [43] que son un total de 20 rasgos, de los cuales 11 son objetivos y 9 subjetivos, se le aplicaron métodos de selección de rasgos y posteriormente la clasificación, con los clasificadores propuestos en este trabajo. En tanto que esos 20 rasgos serán utilizados para la clasificación sin hacer los métodos de selección. Por otro lado se tendrá en cuenta el conjunto de rasgos donde se incluyeron 16 rasgos subjetivos que no se tuvieron en cuenta en [43]. Finalmente el conjunto de rasgos aumentó a 36 como se muestra en la Tabla 1.6. Primeramente se aplica los métodos de selección al conjunto de 36 rasgos para luego clasificar utilizando los 36 rasgos y el subconjunto obtenido por la selección.

CONCLUSIONES PARCIALES

En este capítulo se describe la base de casos utilizada en los experimentos desarrollados. Se brinda una detallada descripción de los rasgos subjetivos así como las valoraciones objetivas lo que constituye el conjunto de dimensiones utilizadas en este trabajo. Los algoritmos de selección de rasgos y clasificación son abordados en este trabajo así como sus particularidades para el problema de la clasificación de disartrias específicamente.

CAPITULO 3 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este capítulo se describirán los resultados de los experimentos descritos en la sección 2.5. En primer lugar se realizará una descripción de los resultados de aplicar los algoritmos selectores de rasgos al conjunto de datos propuesto en [32] [43] y al conjunto de 36 rasgos que se analiza en este trabajo. Seguidamente se describirán los resultados de la aplicación de los clasificadores a los tres conjuntos de rasgos resultantes.

3.1 Selección de Rasgos

Los resultados de aplicar la selección de rasgos a dos conjuntos de datos, el conjunto propuesto en [32][43] (CR) y el conjunto propuesto en esta investigación (FR) se presenta en esta sección. Dos algoritmos tradicionales de búsqueda fueron utilizados para este fin: *Best First* (BF) y Algoritmos Genéticos (AG).

| <i>MÉTODOS</i> | <i>RASGOS SELECCIONADOS</i> | <i>EVAL</i> |
|----------------|--|----------------------------------|
| BF (12) | T, ML, HV, BV, R, RS, VR, PI, IS, EES, IAB, DV | Conj. Eval: 300 Mérito: 0.659 |
| AG (12) | T, ML, HV, BV, R, RS, VR, PI, IS, EES, IAB, DV | Gen: 100 Mérito: 0.659 |

Tabla 3. 1 Resultados de la selección de rasgos para el conjunto CR.

| <i>MÉTODOS</i> | <i>RASGOS SELECCIONADOS</i> | <i>EVAL</i> |
|----------------|--|----------------------------------|
| BF(16) | T, SS, NE, RS,VR,PI, IS, SRS, EES, IC, IAB, DV, TS, ELVS, VSTS, VRS | Conj. Eval: 560 Mérito: 0.694 |
| AG (16) | T, SS, NE, RS,VR,PI, IS, SRS, EES, IC, IAB, DV, TS, ELVS, VSTS, VRS | Gen: 100 Mérito: 0.694 |

Tabla 3. 2 Resultados de la selección de rasgos para el conjunto FR

La Tabla 3. 1 muestra los resultados de la selección de rasgos al conjunto CR. Se observa como los dos algoritmos reportan en mismo resultado. Doce rasgos de 20 fueron seleccionados por los algoritmos como el conjunto de dimensiones que mejor se ajusta a la clasificación.

En el caso de la extracción de rasgos a partir del conjunto de 36 rasgos (FR), los resultados pueden ser observados en la Tabla 3. 2. En este caso, al igual que en el experimento anterior, los dos algoritmos selectores reportan idénticos resultados. De un total de 36 rasgos un subconjunto de 16 dimensiones fue seleccionado por ser el que mayor mérito reporta en la discriminación de las nueve clases consideradas en este trabajo.

Puede observarse en la Tabla 3. 1 y Tabla 3. 2 como existen dimensiones que pertenecen a los dos subconjuntos seleccionados (i.e. T, VR, IS, EES, IAB y DV). De aquí se desprende que estos rasgos pudieran ser los más significativos en la discriminación de las nueve clases de disartrias.

3.2 Clasificación de Disartrias

Los resultados de la clasificación automática son presentados en esta sección. Como se describió en la sección 2.4 la clasificación se realizó sobre cuatro conjuntos de rasgos:

- 1 Conjunto de 20 rasgos propuesto en [43] (CR)
- 2 Conjunto de 12 rasgos obtenidos a partir de la aplicación de la selección de rasgos al conjunto de 20 dimensiones propuesto en [43] (CRS).
- 3 Conjunto de 36 rasgos donde se incluyeron otras dimensiones que no se tomaron en cuenta en [43] (FR).
- 4 Conjunto de 16 rasgos obtenidos a partir de la aplicación de la selección de rasgos a el conjunto del punto 3 (FRS).

Los clasificadores seleccionados para este trabajo se corresponden con dos de los propuestos en [43] (SOM y LDA), tres implementados en WEKA que se corresponden con clasificadores utilizados en otros campos de aplicación con buenos resultados (Redes Bayesianas: BN, Maquinas de Soporte Vectorial: SVM y Arboles de Decisión J48: AD y el Modelo Biónico reportado recientemente en la literatura y que basa su funcionamiento en las características del modelo olfatorio.

3.2.1 Utilizando subconjunto de 20 Rasgos.

La precisión de los métodos de clasificación SOM y LDA para este subconjunto de rasgos está reportada en [43]. La Tabla 3. 3 muestra los resultados reportados en [43]. Aquí se observa como la cantidad de sujetos clasificados correctamente es 103 lo que representa un 81,1% del total de elementos de la base de casos (127). Los pacientes con Parkinson (HP) fueron los que con más precisión se clasificaron (100% de clasificación) mientras los que padecen de esclerosis lateral amyotrópica fueron los que peor clasificados resultaron con un 53% de clasificación correcta.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|------|-------|
| | AD | ALS | FD | HC | HD | HO | HP | NS | SD |
| AD | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 0 | 7 | 1 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 | 1 |
| FD | 2 | 1 | 11 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 | 1 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 9 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 1 | 0 | 0 | 2 | 11 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 |
| NS | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 | 0 |
| SD | 0 | 3 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 11 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 13 | 14 | 13 | 16 | 19 | 13 |
| N Correct | 10 | 7 | 11 | 9 | 11 | 10 | 15 | 19 | 11 |
| Proporción | 0.769 | 0.538 | 0.846 | 0.692 | 0.786 | 0.769 | 0.938 | 1.00 | 0.846 |
| N=127 | N Correct=103 | | Proporción Correct=0.811 | | | | | | |

Tabla 3. 3 Resultados del LDA para el conjunto de 20 rasgos

Otra variante para la clasificación de disartrias reportada en [43] es el uso de SOM. La Tabla 3. 4 muestra los resultados publicados para el SOM Se puede observar como al igual que el caso anterior la enfermedad del parkinson (HP) fue clasificada 100% correctamente. La precisión general para SOM es de 109 pacientes clasificados correctamente lo que representa el 85.8% del total de la muestra (127 pacientes) superando en un 4,7 % al LDA.

Después de describir los resultados reportados en la literatura para el conjunto de 20 rasgos se describirán los resultados de aplicar cuatro clasificadores que no se han reportado para este problema (SVM, BN y MB). La Tabla 3. 5 muestra los resultados para la aplicación de SVM al conjunto de 20 rasgos. Como se observa los resultados obtenidos están por debajo de los dos experimentos anteriores. La clase que más se degrada es ALS correspondiente a los pacientes que tienen esclerosis lateral amyotrópica donde solo 5 casos fueron clasificados correctamente para un 38.4% de clasificación correcta de esa clase específica. De forma general la precisión del clasificador SVM para este problema es inferior a LDA y

SOM al obtenerse 101 casos clasificados correctamente correspondientes a un 79,5 % de clasificación.

| Grupos Clasif | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|------------------|------------------|-------|---------------------------|-------|-------|-------|-------|------|------|
| | AD | ALS | FD | HC | HD | HO | HP | NS | SD |
| AD | 11 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 0 | 10 | 1 | 2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| FD | 2 | 0 | 12 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 0 | 2 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 | 0 |
| SD | 0 | 2 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 13 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 13 | 14 | 13 | 16 | 19 | 13 |
| N Correct | 11 | 10 | 12 | 8 | 10 | 11 | 15 | 19 | 13 |
| Proporción | 0.846 | 0.769 | 0.923 | 0.615 | 0.714 | 0.846 | 0.938 | 1.00 | 1.00 |
| N=127 | N Correct=109 | | Proporción Correct=0.8583 | | | | | | |

Tabla 3. 4 Resultados del SOM para el conjunto de 20 rasgos

| Grupos Clasif | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|------------------|------------------|-------|---------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 11 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4 | 2 | 0 |
| SD | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 10 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 14 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 1 | 0 | 12 | 3 | 0 | 1 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 8 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 5 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 |
| NS | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 11 | 12 | 10 | 14 | 12 | 11 | 5 | 10 | 19 |
| Proporción | 0.846 | 0.923 | 0.769 | 0.875 | 0.714 | 0.857 | 0.384 | 0.769 | 1.00 |
| N=127 | N Correct=101 | | Proporción Correct=0.7952 | | | | | | |

Tabla 3. 5 Resultados del SVM para el conjunto de 20 rasgos

| Grupos Clasif | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|------------------|------------------|-------|---------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 9 | 1 | 2 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 |
| SD | 0 | 10 | 2 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 8 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 1 | 1 | 1 | 0 | 11 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 11 | 2 | 0 | 0 |
| ALS | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 8 | 0 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 9 | 0 |
| NS | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 9 | 10 | 8 | 15 | 11 | 11 | 8 | 9 | 19 |
| Proporción | 0.692 | 0.769 | 0.615 | 0.937 | 0.785 | 0.857 | 0.615 | 0.692 | 1.00 |
| N=127 | N Correct=100 | | Proporción Correct=0.7874 | | | | | | |

Tabla 3. 6 Resultados del BN para el conjunto de 20 rasgos

La aplicación de BN en la clasificación de disartrias en el caso del conjunto de 20 rasgos reporto resultados peores que en los casos anteriores. La precisión general de la clasificación se corresponde con un 78,7% del total de casos, es decir que solo 100 casos de 127 fueron clasificados correctamente. Las clases que peor resultaron predichas fueron AD y ALS con un total de 8 sujetos clasificados correctamente de un total de 13 en ambos casos.

| Grupos Clasif | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|---------------|------------------|-------|--------------------------|------|-------|-------|-------|-------|------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 7 | 2 | 2 | 1 | 0 | 0 | 1 | 3 | 0 |
| SD | 1 | 7 | 0 | 2 | 1 | 1 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 |
| HP | 1 | 1 | 1 | 12 | 1 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 1 | 2 | 0 | 10 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 9 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 3 | 2 | 1 | 0 | 1 | 0 | 9 | 0 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 7 | 7 | 6 | 12 | 10 | 9 | 9 | 7 | 19 |
| Proporción | 0.538 | 0.461 | 0.615 | 0.75 | 0.714 | 0.629 | 0.629 | 0.538 | 1.00 |
| N=127 | N Correct=86 | | Proporción Correct=0.667 | | | | | | |

Tabla 3. 7 Resultados del J48 para el conjunto de 20 rasgos

La Tabla 3. 7 muestra los resultados para la aplicación de J48. Se observa en la misma como los porcentos de clasificación para cada clase individual están entre un 53% y un 71%. El peor de los casos fue de un porcentaje de clasificación correcta de siete casos de 13 (46,1%). En general este método reporta peores resultados que los restantes con un 67% de clasificación correcta (85 casos de 127).

. DV <= 0.67

```

|   VR <= 0
|   |   R <= -0.6
|   |   |   VS <= 0.73
|   |   |   |   ELV <= 0.18
|   |   |   |   |   RS <= 1.33
|   |   |   |   |   |   EES <= 3: 1 (13.0/2.0)
|   |   |   |   |   |   |   EES > 3: 3 (2.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   RS > 1.33: 2 (3.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   ELV > 0.18: 8 (2.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   VS > 0.73: 8 (10.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   R > -0.6: 9 (20.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   |   VR > 0: 4 (11.0)
DV > 0.67
|   SRS <= 0.91
|   |   EES <= 1: 4 (4.0)
|   |   EES > 1: 3 (2.0)
|   SRS > 0.91
|   |   IS <= 0

```

```

|   |   |   |   IAB <= 0.67
|   |   |   |   |   PI <= 0: 2 (9.0)
|   |   |   |   |   PI > 0
|   |   |   |   |   |   H <= 0.33: 2 (2.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   H > 0.33: 7 (3.0)
|   |   |   |   |   IAB > 0.67: 3 (8.0/1.0)
|   |   |   |   IS > 0
|   |   |   |   |   IAB <= 0.67
|   |   |   |   |   |   VR <= 1.67: 7 (9.0)
|   |   |   |   |   |   VR > 1.67: 6 (6.0)
|   |   |   |   |   IAB > 0.67
|   |   |   |   |   |   VR <= 1
|   |   |   |   |   |   |   HV <= 4.33: 5 (14.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   |   HV > 4.33: 2 (2.0/1.0)
|   |   |   |   |   |   VR > 1: 6 (7.0/1.0)

```

Figura 3. 1 Árbol de decisión construido por J48 para la clasificación de disartrias en al conjunto de 20 rasgos

La Figura 3. 1 muestra la representación del el árbol de decisión construido por J48 para la clasificación. Se observa como este método no utiliza todos los rasgos considerados para realizar la clasificación sino que escoge los que con menor costo pueden llegar a una decisión final acerca de una clase determinada. El fallo de este método pudiera estar dado entonces porque el subconjunto de rasgos escogidos no es el óptimo para la obtención de un buen porcentaje de clasificación.

| Grupos Clasif | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|------------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| SD | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 0 | 0 | 11 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 11 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 2 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 2 | 0 | 2 | 0 | 1 | 9 | 0 |
| NS | 1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 9 | 11 | 10 | 13 | 11 | 11 | 7 | 9 | 19 |
| Proporción | 0.629 | 0.846 | 0.769 | 0.812 | 0.785 | 0.846 | 0.538 | 0.629 | 1.00 |
| N=127 | N Correct=100 | | Proporción Correct=0.787 | | | | | | |

Tabla 3. 8 Resultados del modelo biónico para el conjunto de 20 rasgos

La Tabla 3. 8 muestra los resultados de aplicar el MB en el conjunto de 20 rasgos. Como se observa en la misma el índice de precisión general para este clasificador es de 78,7% es decir 100 instancias de un total de 127 fueron clasificadas correctamente. En este caso el modelo biónico no supera el 85% de clasificación obtenido por SOM para este conjunto de rasgos.

3.2.2 Utilizando subconjunto de 12 Rasgos

En esta sección se describen los resultados obtenidos a partir de aplicar los clasificadores a un subconjunto de 12 rasgos obtenidos mediante la selección de rasgos a el conjunto utilizado en la sección 3.2.1.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 8 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 2 | 2 | 0 |
| SD | 1 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 1 | 0 | 1 | 1 | 11 | 2 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 9 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 1 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 6 | 0 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 10 | 0 |
| NS | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 8 | 13 | 9 | 13 | 11 | 9 | 6 | 10 | 19 |
| Proporción | 0.615 | 1.00 | 0.692 | 0.812 | 0.785 | 0.692 | 0.461 | 0.769 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=102 | | Proporción Correct=0.807 | | | | | | |

Tabla 3. 9 Resultados del LDA para el conjunto de 12 rasgos

La Tabla 3. 9 muestra los resultados de aplicar LDA en el conjunto reducido de 12 rasgos. En este caso el porcentaje de clasificación total es de un 80.7%, es decir 102 casos de 127 fueron clasificados correctamente. La clase con menor porcentaje de clasificación es ALS con solamente un 46% de predicción correcta. Los resultados en este caso son peores que en el caso de 20 rasgos como se esperaba para el análisis del discriminante lineal.

La Tabla 3. 10 reporta los resultados después de aplicar SOM al subconjunto de 12 rasgos. Se observa como la precisión del clasificador es de un 85% es decir 108 casos clasificados correctamente de 127. Estos resultados son prácticamente similares a los obtenidos por [43] que fueron de un 85.8% (ver sección 3.2.1). En este caso la clase para la que peor valores de clasificación se obtuvo fue HO con solo 6 clasificados correctamente de un total de 13 lo que representa el 46,1% de precisión. No obstante en la clase AD todos los sujetos pertenecientes a ella fueron clasificados correctamente para un 100% de precisión en la clasificación. La Figura 3. 2 es una representación de la estructura del mapa autorganizado obtenido para el conjunto de datos en cuestión.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|---------------|------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 11 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 3 | 0 |
| SD | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 1 | 13 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 16 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 0 | 0 | 13 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 0 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 |
| NS | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 11 | 12 | 13 | 16 | 13 | 11 | 7 | 6 | 19 |
| Proporción | 0.923 | 0.923 | 1.00 | 01.00 | 0.928 | 0.923 | 0.538 | 0.461 | 1.000 |
| N=127 | | N Correct=108 | | Proporción Correct=0.850 | | | | | |

Tabla 3. 10 Resultados del SOM para el conjunto de 12 rasgos

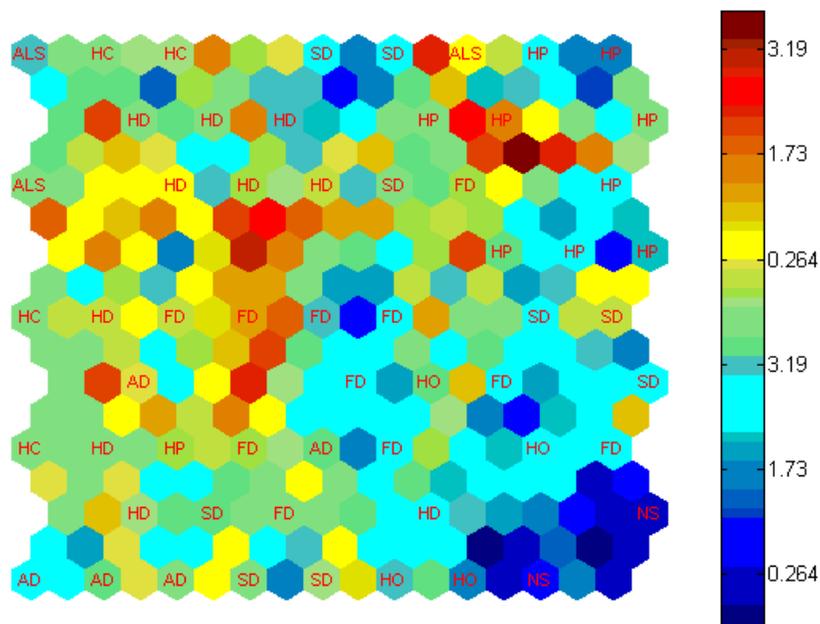


Figura 3. 2 Estructura del mapa autorganizado (SOM) obtenido para la clasificación con el conjunto reducido de 12 rasgos

En la Tabla 3. 11 se observan los resultados de SVM obtenidos para el conjunto de 12 rasgos. Aquí se observa como ALS es la clase con peor porcentaje de clasificación con solamente un 38,4% correctamente clasificado lo que representa 5 casos correctamente clasificados de 13. Sin embargo en este caso la clase SD fue correctamente clasificada en su totalidad. En general este clasificador obtuvo un precisión del 80% aproximadamente que representa 102 casos clasificados de forma correcta de un total de 127. Este resultado supera al obtenido para el conjunto de 20 rasgos en un error cometido.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 10 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 | 2 | 0 |
| SD | 1 | 13 | 1 | 0 | 0 | 0 | 3 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 0 | 1 | 12 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 10 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 | 5 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 10 | 0 |
| NS | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 10 | 13 | 10 | 13 | 12 | 10 | 5 | 10 | 19 |
| Proporción | 0.538 | 1.00 | 0.769 | 0.812 | 0.857 | 0.769 | 0.384 | 0.769 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=102 | | Proporción Correct=0.803 | | | | | | |

Tabla 3. 11 Resultados del SVM para el conjunto de 12 rasgos

En el caso del uso de la redes bayesianas la precisión de la clasificación es de un 75.9% de clasificación correcta. Esto significa que de 127 casos 96 fueron correctamente clasificados. En este caso el clasificador reporta mejor precisión cuando el conjunto de 20 rasgos es utilizado en la clasificación.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 9 | 1 | 2 | 2 | 0 | 0 | 1 | 3 | 0 |
| SD | 0 | 10 | 2 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 8 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 13 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 1 | 1 | 1 | 1 | 10 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 11 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1 | 9 | 0 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 8 | 0 |
| NS | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 9 | 10 | 8 | 13 | 10 | 11 | 9 | 8 | 19 |
| Proporción | 0.692 | 0.857 | 0.615 | 0.812 | 0.857 | 0.846 | 0.692 | 0.615 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=96 | | Proporción Correct=0.756 | | | | | | |

Tabla 3. 12 Resultados del BN para el conjunto de 12 rasgos

La Figura 3. 3 es la representación del árbol de decisión (J48) obtenido para el conjunto de datos representado por 12 rasgos. Los resultados que arrojó la aplicación de este árbol se resumen en la Tabla 3. 13. Se observa como los resultados son superiores a los presentados en la sección anterior para J48. En este caso la cantidad de elementos clasificados correctamente es 86 que representa el 67.7% del total de casos. Sin embargo este clasificador continúa reportando los peores resultados entre todos los clasificadores propuestos.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|-------------------|------------------|-------|--------------------------|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 7 | 2 | 2 | 1 | 0 | 0 | 1 | 4 | 0 |
| SD | 2 | 7 | 0 | 3 | 1 | 1 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 1 | 0 | 7 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 1 | 1 | 0 | 12 | 1 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 1 | 2 | 0 | 9 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 8 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 0 | 2 | 1 | 0 | 1 | 0 | 9 | 0 | 0 |
| HO | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 8 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 7 | 7 | 7 | 12 | 9 | 8 | 9 | 8 | 19 |
| Proporción | 0.538 | 0.538 | 0.538 | 0.75 | 0.642 | 0.615 | 0.629 | 0.615 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=86 | | Proporción Correct=0.677 | | | | | | |

Tabla 3. 13 Resultados del J48 para el conjunto de 12 rasgos

```

V <= 0.67
|  VR <= 0
|  |  R <= -0.6
|  |  |  T <= 0.04
|  |  |  |  R <= -1.44: 3 (3.0/1.0)
|  |  |  |  R > -1.44: 1 (10.0/1.0)
|  |  |  |  T > 0.04
|  |  |  |  R <= -1.54
|  |  |  |  |  ML <= 3: 1 (3.0)
|  |  |  |  |  ML > 3: 4 (2.0/1.0)
|  |  |  |  |  R > -1.54: 8 (12.0)
|  |  |  |  R > -0.6: 9 (20.0/1.0)
|  VR > 0: 4 (11.0)
DV > 0.67
|  IS <= 0
|  |  IAB <= 0.67
|  |  |  PI <= 0: 2 (10.0/1.0)
|  |  |  PI > 0
|  |  |  |  R <= -2.37: 2 (2.0/1.0)
|  |  |  |  R > -2.37: 7 (3.0)
|  |  |  IAB > 0.67: 3 (10.0/1.0)
|  IS > 0
|  |  IAB <= 0.67
|  |  |  VR <= 1.67: 7 (9.0)
|  |  |  VR > 1.67
|  |  |  |  PI <= 0: 4 (2.0)
|  |  |  |  PI > 0: 6 (6.0)
|  |  |  IAB > 0.67
|  |  |  |  VR <= 1
|  |  |  |  |  HV <= 4.33: 5 (14.0/1.0)
|  |  |  |  |  HV > 4.33: 2 (3.0/2.0)
|  |  |  |  VR > 1: 6 (7.0/1.0)

```

Figura 3. 3 Árbol de decisión construido por J48 para la clasificación de disartrias en el conjunto de 12 rasgos

| Grupos Clasif | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|------------------|------------------|-------|--------------------------|------|-------|-------|-------|-------|------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 |
| SD | 1 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| AD | 1 | 0 | 10 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 16 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 1 | 0 | 0 | 11 | 2 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 10 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 9 | 1 | 0 |
| HO | 3 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 9 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 10 | 12 | 10 | 16 | 11 | 10 | 9 | 9 | 19 |
| Proporción | 0.769 | 0.923 | 0.769 | 1.00 | 0.785 | 0.769 | 0.692 | 0.629 | 1.00 |
| N=127 | N Correct=106 | | Proporción Correct=0.835 | | | | | | |

Tabla 3. 14 Resultados del modelo biónico para el conjunto de 12 rasgos

La Tabla 3. 14 muestra los resultados de aplicar MB en el conjunto de 12 rasgos. En este caso la precisión con que el clasificador logra predecir los diferentes casos es de 83.5% que representa 106 instancias correctamente clasificadas de un total de 127. Es necesario destacar como con este clasificador todas las instancias que pertenecen a los sujetos con parkinson (HP) fueron clasificadas correctamente (100% de clasificación).

3.2.3 Utilizando subconjunto de 36 Rasgos

En esta sección se comentaran los resultados de aplicarle los seis clasificadores tenidos en cuenta en este trabajo al conjunto de 36 rasgos.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|-------------------|------------------|-------|--------------------------|------|-----|-------|------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 9 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 4 | 1 | 0 |
| SD | 0 | 11 | 0 | 1 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 1 | 0 | 9 | 0 | 2 | 1 | 4 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 1 | 0 | 7 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 2 | 4 | 9 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 2 | 2 | 2 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 12 | 0 |
| NS | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 9 | 11 | 9 | 13 | 7 | 9 | 2 | 12 | 19 |
| Proporción | 0.629 | 0.846 | 0.629 | 0.81 | 0.5 | 0.629 | 0.15 | 0.923 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=104 | | Proporción Correct=0.820 | | | | | | |

Tabla 3. 15 Resultados del LDA para el conjunto de 36 rasgos (*)

Los resultados para LDA se pueden observar en la Tabla 3. 15. En este caso se observa como la clasificación utilizando validación cruzada reportó 104 casos clasificados correctamente. Se observa como la clase con pero índice de clasificaciones ALS con

solamente el 15% de clasificados correctamente. La precisión de este clasificador es del 81.9% de clasificación correcta. Este resultado supera levemente los resultados obtenidos en las dos secciones anteriores.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| SD | 1 | 12 | 1 | 1 | 3 | 0 | 1 | 2 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 12 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 1 | 0 | 0 | 11 | 5 | 1 | 0 | 0 |
| HC | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 10 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 10 | 12 | 12 | 15 | 11 | 6 | 9 | 10 | 19 |
| Proporción | 0.85 | 0.923 | 0.923 | 0.937 | 0.786 | 0.461 | 0.692 | 0.857 | 1.000 |
| | 7 | | | | | | | | |
| N=127 | N Correct=104 | | Proporción Correct=0.819 | | | | | | |

Tabla 3. 16 Resultados del SOM para el conjunto de 36 rasgos

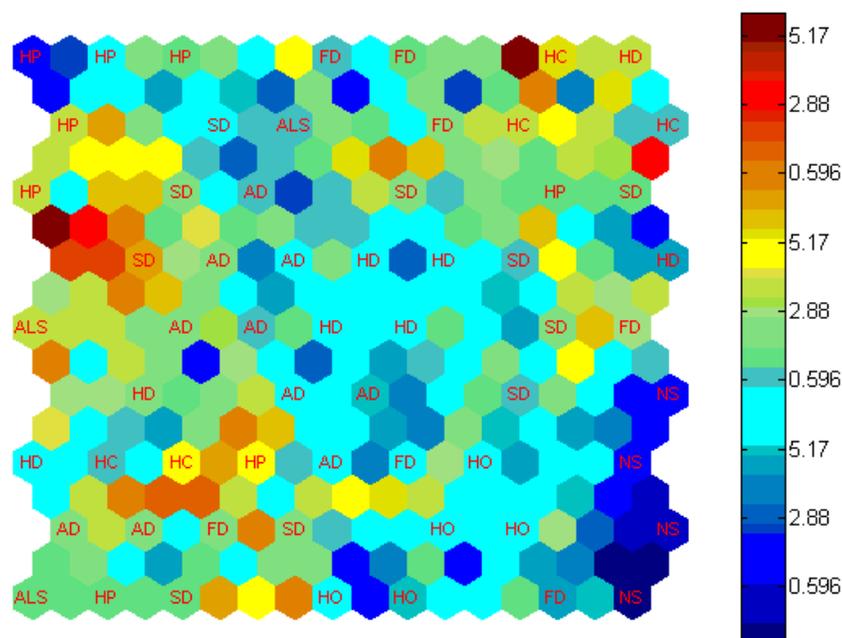


Figura 3. 4 Estructura del mapa autorganizado (SOM) obtenido para la clasificación con el conjunto reducido de 36 rasgos

El caso de los resultados para la aplicación de SOM a los 36 rasgos se muestra en la Tabla 3. 16. Se observa como el clasificador obtiene un número de 104 casos clasificados correctamente que representa el 82% del total de la muestra. A pesar que este resultado es inferior que a los descritos para este clasificador en la secciones anteriores aún la precisión

con la que logra discriminar las clases es mayor que el 80%. La Figura 3. 4 es una representación de la ubicación de las diferentes clases dentro del mapa autorganizado.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|-------------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 11 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| SD | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 1 | 10 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 1 | 0 | 11 | 2 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 1 | 0 | 3 | 9 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 2 | 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 11 | 12 | 10 | 15 | 11 | 9 | 5 | 12 | 19 |
| Proporción | 0.846 | 0.923 | 0.769 | 0.937 | 0.786 | 0.692 | 0.230 | 0.923 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=104 | | Proporción Correct=0.819 | | | | | | |

Tabla 3. 17 Resultados del SVM para el conjunto de 36 rasgos

En la Tabla 3. 17 se muestran los resultados después de aplicar SVM al conjunto de 36 rasgos. Aquí se puede observar como la ALS es la que peor rendimiento presenta con solo 23% de instancias clasificadas correctamente que representa solo 5 casos de un total de 13. En general la precisión de este método utilizando los 36 rasgos es de 81.9%, es decir 104 instancias fueron clasificadas correctamente de un total de 127. Este resultado supera los dos experimentos anteriores de SVM donde las clasificaciones son de 80% aproximadamente.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|-------------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 9 | 0 | 3 | 1 | 0 | 0 | 4 | 2 | 0 |
| SD | 1 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 9 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 1 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 1 | 1 | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 0 | 3 | 10 | 2 | 0 | 0 |
| ALS | 1 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2 | 7 | 0 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 9 | 11 | 9 | 15 | 9 | 10 | 7 | 10 | 19 |
| Proporción | 0.692 | 0.846 | 0.692 | 0.937 | 0.769 | 0.769 | 0.538 | 0.769 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=99 | | Proporción Correct=0.779 | | | | | | |

Tabla 3. 18 Resultados del BN para el conjunto de 36 rasgos

La aplicación de BN arrojó los resultados mostrados en la Tabla 3. 18. Se puede observar como nuevamente la clase ALS es la de peor porcentaje de clasificación con solamente 7 instancias clasificadas correctamente de un total de 13 (53.8%). En este caso cuatro de los casos ALS fueron mal clasificados como FD y dos como HC. La precisión general para

este método es de 77,9% de clasificación correcta donde 99 casos de un total de 127 fueron correctamente clasificados.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|-------------------|------------------|--------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 8 | 0 | 2 | 0 | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| SD | 1 | 9 | 0 | 1 | 0 | 2 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 1 | 1 | 5 | 1 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 1 | 13 | 2 | 2 | 0 | 1 | 0 |
| HD | 1 | 1 | 2 | 0 | 9 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 6 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 2 | 2 | 1 | 0 | 1 | 0 | 9 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 7 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 8 | 9 | 5 | 13 | 9 | 6 | 9 | 7 | 19 |
| Proporción | 0.615 | 0.692 | 0.384 | 0.937 | 0.786 | 0.461 | 0.692 | 0.538 | 1.000 |
| N=127 | | N Correct=85 | | Proporción Correct=0.669 | | | | | |

Tabla 3. 19 Resultados del J48 para el conjunto de 36 rasgos

```

IC <= 0
| T <= 0.474: 9 (19.0)
| T > 0.474: 8 (2.0)
IC > 0
| TS <= 1.434
| | SRS <= 0.97: 4 (15.0/2.0)
| | SRS > 0.97
| | | IS <= 0
| | | | IAB <= 0.67
| | | | | RS <= 0
| | | | | | AIS <= -0.43: 3 (2.0)
| | | | | | AIS > -0.43: 1 (8.0)
| | | | | RS > 0
| | | | | | BVS <= 0.744: 2 (13.0/1.0)
| | | | | | BVS > 0.744: 7 (3.0/1.0)
| | | | | IAB > 0.67
| | | | | | VS <= 0.576: 3 (8.0)
| | | | | | VS > 0.576: 1 (2.0/1.0)
| | | | IS > 0
| | | | | DV <= 0.67
| | | | | | PB <= 0.013: 4 (4.0/1.0)
| | | | | | PB > 0.013: 1 (3.0)
| | | | | DV > 0.67
| | | | | | IAB <= 0.67
| | | | | | | VR <= 1.67: 7 (9.0)
| | | | | | | VR > 1.67: 6 (5.0)
| | | | | | IAB > 0.67
| | | | | | | VR <= 1
| | | | | | | | AIS <= 1.505: 5 (14.0/1.0)
| | | | | | | | AIS > 1.505: 3 (2.0/1.0)
| | | | | | | | VR > 1: 6 (5.0/1.0)
| TS > 1.434
| | VR <= 0: 8 (11.0/1.0)
| | VR > 0: 6 (2.0)

```

Figura 3. 5 Árbol de decisión construido por J48 para la clasificación de disartrias en el conjunto de 36 rasgos

La Figura 3. 5 es la representación gráfica del árbol de decisión construido para la clasificación usando el conjunto de 36 rasgos. Los resultados detallados para este

clasificador se pueden observar en la Tabla 3. 18. Se observa como para este caso la clase con peor precisión en la clasificación es AD con solo un 38.4% de clasificación correcta. En general este método solamente clasificó de forma correcta el 66.9% (85) del total de todas las instancias (127) de la base de casos.

| Grupos Clasif | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|---------------|------------------|-------|--------------------------|------|-------|-------|-------|-------|------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 |
| SD | 0 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 2 | 0 | 12 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 1 | 0 | 1 | 1 | 2 | 11 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 2 | 0 | 1 | 1 | 0 | 1 | 9 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 10 | 13 | 9 | 13 | 12 | 11 | 9 | 12 | 19 |
| Proporción | 0.769 | 0.923 | 0.769 | 1.00 | 0.785 | 0.769 | 0.692 | 0.629 | 1.00 |
| N=127 | N Correct=108 | | Proporción Correct=0.850 | | | | | | |

Tabla 3. 20 Resultados del modelo biónico para el conjunto de 36 rasgos

Los resultados para el MB sobre el conjunto de 36 rasgos se muestran en la Tabla 3. 20. En este caso la presión del método supera los dos casos anteriores (ver secciones 3.2.1 y 3.2.2) con un 85% de clasificación correcta con solamente 19 casos incorrectamente clasificados de un total de 127 instancias. Las clases mejor clasificadas fueron aquellas relacionadas con los espásticos (SD) y los sujetos sanos donde la totalidad de los casos se clasificaron correctamente (100%).

3.2.4 Utilizando subconjunto de 16 Rasgos

Los resultados que arrojaron las clasificaciones para el subconjunto de 16 dimensiones, obtenidos a partir aplicar selección de rasgos al conjunto de 36 dimensiones, son descritos en esta sección. La Tabla 3. 21 muestra los resultados obtenidos al usar LDA como método de clasificación. Se observa como la clase ALS al igual que en el caso anterior es la más degradada en la clasificación con solamente dos casos clasificados correctamente de 13 lo que representa un 15% del total de casos con esclerosis lateral amyotrófica. La precisión general del algoritmo frente a este grupo de rasgos es de 81,3% es decir 103 casos de un total de 127 fueron clasificados correctamente.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-----|-------|------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 9 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 1 |
| SD | 0 | 11 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 1 | 0 | 9 | 0 | 1 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 1 | 0 | 13 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 2 | 0 | 7 | 4 | 1 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 1 | 0 | 3 | 9 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 4 | 2 | 4 | 0 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 12 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 9 | 11 | 9 | 13 | 7 | 9 | 2 | 12 | 19 |
| Proporción | 0.692 | 0.846 | 0.692 | 0.812 | 0.5 | 0.692 | 0.15 | 0.923 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=103 | | Proporción Correct=0.813 | | | | | | |

Tabla 3. 21 Resultados del LDA para el conjunto de 16 rasgos

Los resultados a partir de la aplicación de SOM al conjunto de 16 rasgos se muestran en la Tabla 3. 22. El mapa obtenido se puede observar en la Figura 3. 6. En este caso se puede observar como el porcentaje de predicción del método sobre los rasgos seleccionados es de un 86,6% superando no solo a los resultados de SOM para los conjuntos de rasgos anteriores. Se observa en la tabla como solamente 17 casos de un total de 127 fueron clasificados incorrectamente. El peor tipo de disartria clasificado fue HC con solo un 46.1% de clasificación correcta es decir solo 6 casos de 13 en total fueron clasificados correctamente por SOM.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| SD | 1 | 12 | 1 | 1 | 3 | 0 | 1 | 2 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 12 | 0 | 0 | 2 | 1 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 1 | 0 | 0 | 11 | 5 | 1 | 0 | 0 |
| HC | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 10 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 10 | 12 | 12 | 15 | 11 | 6 | 9 | 10 | 19 |
| Proporción | 0.769 | 0.923 | 0.923 | 0.937 | 0.786 | 0.461 | 0.692 | 0.769 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=110 | | Proporción Correct=0.866 | | | | | | |

Tabla 3. 22 Resultados del SOM para el conjunto de 16 rasgos

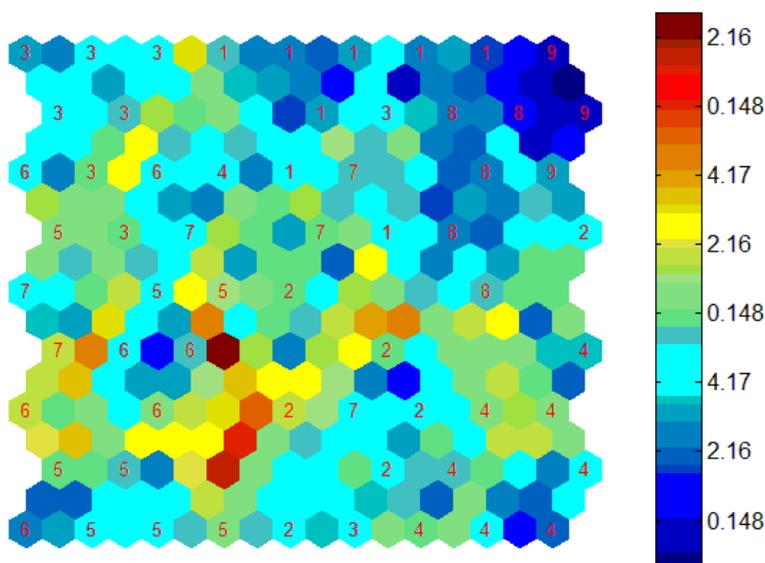


Figura 3. 6 Estructura del mapa autorganizado (SOM) obtenido para la clasificación con el conjunto reducido de 36 rasgos

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 9 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 3 | 0 | 0 |
| SD | 0 | 12 | 0 | 0 | 2 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 1 | 1 | 0 | 9 | 3 | 1 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 2 | 0 | 1 | 1 | 2 | 0 | 7 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 |
| NS | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 9 | 12 | 10 | 15 | 9 | 9 | 7 | 13 | 19 |
| Proporción | 0.692 | 0.923 | 0.769 | 0.937 | 0.642 | 0.692 | 0.538 | 1.000 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=103 | | Proporción Correct=0.811 | | | | | | |

Tabla 3. 23 Resultados del SVM para el conjunto de 16 rasgos

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|----------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 10 | 1 | 3 | 1 | 0 | 0 | 2 | 2 | 0 |
| SD | 0 | 10 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 1 | 0 | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 10 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 2 | 1 | 0 | 0 | 1 | 2 | 9 | 0 | 0 |
| HO | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 10 | 10 | 9 | 15 | 12 | 10 | 9 | 10 | 19 |
| Proporción | 0.769 | 0.769 | 0.692 | 0.937 | 0.857 | 0.769 | 0.692 | 0.769 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=104 | | Proporción Correct=0.819 | | | | | | |

Tabla 3. 24 Resultados del BN para el conjunto de 16 rasgos

La Tabla 3. 23 muestra los resultados para SVM. Se observa como en este caso la clase HO se clasifica con un 100% de precisión. La precisión general para este método es de 81% de clasificación correcta, es decir, 103 casos de 127 fueron correctamente clasificados.

Los resultados para la aplicación de BN se muestran en la Tabla 3. 24. Se observa como la precisión de clasificación de los diferentes grupos en particular estuvieron entre el 70 y 94%. En general la precisión del método es de 82% superando a los experimentos anteriores donde se aplica BN. Un total de 104 instancias de un total de 127 fueron clasificadas correctamente.

| Grupos Clasif. | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|-------------------|------------------|-------|--------------------------|------|-------|-------|-------|-------|-------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 9 | 2 | 2 | 0 | 1 | 0 | 1 | 3 | 0 |
| SD | 1 | 8 | 0 | 1 | 0 | 2 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 6 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 12 | 1 | 2 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 1 | 2 | 1 | 9 | 1 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 1 | 1 | 1 | 7 | 1 | 0 | 0 |
| ALS | 3 | 2 | 1 | 1 | 1 | 0 | 9 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 8 | 0 |
| NS | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 9 | 8 | 6 | 12 | 9 | 7 | 9 | 8 | 19 |
| Proporción | 0.692 | 0.615 | 0.461 | 0.75 | 0.642 | 0.538 | 0.692 | 0.615 | 1.000 |
| N=127 | N Correct=87 | | Proporción Correct=0.685 | | | | | | |

Tabla 3. 25 Resultados del J48 para el conjunto de 16 rasgos

La Figura 3. 7 muestra el árbol de decisión obtenido a partir de aplicar J48 en la clasificación de disartrias utilizando el subconjunto de 16 rasgos. Los resultados para este modelo se muestran en la Tabla 3. 22. En este caso la clasificación es mayor con respecto a los tres experimentos anteriores pero aún se mantiene por debajo del 70% de clasificación correcta. En este caso particular 87 instancias fueron clasificadas correctamente lo que representa el 68.5% de las muestras de un total de 127 casos.

```

IC <= 0
| T <= 0.474: 9 (19.0)
| T > 0.474: 8 (2.0)
IC > 0
| VR <= 0
| | TS <= 1.434
| | | IAB <= 0.67
| | | | DV <= 0.67
| | | | | SS <= 3: 1 (15.0/3.0)
| | | | | SS > 3: 2 (2.0/1.0)
| | | | DV > 0.67
| | | | | IS <= 0
| | | | | | PI <= 0: 2 (8.0)
| | | | | | PI > 0
| | | | | | | R <= -2.371: 2 (2.0/1.0)
| | | | | | | R > -2.371: 7 (3.0)
| | | | | | IS > 0: 7 (8.0)
| | | | IAB > 0.67
| | | | | IS <= 0
| | | | | | EES <= 0: 1 (2.0/1.0)
| | | | | | EES > 0: 3 (8.0)
| | | | | IS > 0
| | | | | | VRS <= -1.279: 3 (2.0/1.0)
| | | | | | VRS > -1.279: 5 (13.0/1.0)
| | | TS > 1.434: 8 (11.0/1.0)
| VR > 0
| | PI <= 0
| | | SS <= 1: 4 (14.0)
| | | SS > 1: 2 (2.0/1.0)
| | | PI > 0
| | | | IC <= 4.67: 6 (13.0/1.0)
| | | | IC > 4.67: 4 (3.0/2.0)

```

Figura 3. 7 Árbol de decisión construido por J48 para la clasificación de disartrias en el conjunto de 16 rasgos

| Grupos Clasif | Grupos Positivos | | | | | | | | |
|------------------|------------------|-------|--------------------------|-------|-------|-------|-------|------|------|
| | FD | SD | AD | HP | HD | HC | ALS | HO | NS |
| FD | 10 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| SD | 0 | 12 | 0 | 0 | 0 | 0 | 2 | 0 | 0 |
| AD | 0 | 0 | 10 | 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HP | 0 | 0 | 0 | 15 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| HD | 0 | 0 | 1 | 0 | 12 | 3 | 0 | 0 | 0 |
| HC | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 10 | 0 | 0 | 0 |
| ALS | 1 | 0 | 1 | 1 | 0 | 0 | 10 | 0 | 0 |
| HO | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 13 | 0 |
| NS | 2 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 19 |
| Total | 13 | 13 | 13 | 16 | 14 | 13 | 13 | 13 | 19 |
| N Correct | 10 | 12 | 10 | 15 | 12 | 10 | 10 | 13 | 19 |
| Proporción | 0.769 | 0.923 | 0.769 | 0.937 | 0.857 | 0.769 | 0.769 | 1.00 | 1.00 |
| N=127 | N Correct=111 | | Proporción Correct=0.874 | | | | | | |

Tabla 3. 26 Resultados del modelo biónico para el conjunto de 16 rasgos

La Tabla 3. 26 muestra los resultados de aplicar el MB al conjunto de 16 rasgos. Este caso las clases HO y NS fueron clasificadas correctamente en su totalidad y en general todas las clases fueron predichas con una precisión por encima del 75%. El índice de clasificación general para este algoritmo es de 87.4%, es decir 111 casos de un total de 127 sujetos

fueron clasificados correctamente. Se puede observar como este modelo obtiene el mayor índice de clasificación con respecto a todos los experimentos realizados.

Conclusiones Parciales

En este capítulo se describieron los resultados después de aplicar seis métodos de clasificación reportados en la literatura a cuatro conjuntos de rasgos para la clasificación de disartrias. Los resultados arrojan que la aplicación de J48 como clasificador no es eficiente para este problema pues en la totalidad de los experimentos la clasificación está por debajo del 70%. Los mapas autorganizados por el contrario reportan buenos resultados en todos los casos sobre todo cuando es aplicado sobre el conjunto de 16 rasgos con una clasificación total aproximadamente del 87%. Similares resultados los reporta el modelo biónico el cual alcanza el mayor porcentaje de clasificación entre todos los algoritmos probados con casi un 88% de clasificación superando los resultados reportados.

CONCLUSIONES

Con respecto a la obtención de los mejores rasgos que caracterizan las disartrias:

- Se empleo un conjunto de 36 rasgos donde se incluyen algunas valoraciones tanto subjetivas como objetivas que no se tuvieron en cuenta la variante reportada en la literatura (20 rasgos).
- Se emplearon diferentes métodos reportados en la literatura para la selección de rasgos a los conjunto mencionados en el punto anterior.
- Se comprobaron seis métodos de clasificación sobre cuatro conjunto de datos. Los mejores resultados se obtuvieron sobre el subconjunto de 16 rasgos obtenido a partir de la aplicación de los algoritmos selectores de rasgo al conjunto de 36 rasgos.

Con respecto a la evaluación de métodos conocidos de clasificación no reportados en la literatura para la clasificación de Disartrias:

- Se evaluaron tres métodos tradicionales de clasificación reportados en la literaturas que no habían sido utilizados en la clasificación de Disartrias así como un método reportado recientemente y que solamente había sido probado en bases de baja complejidad.
- El Modelo Biónico (MB) reportó los mejores resultados usando el subconjunto de 16 rasgos (87,5 %) superando los resultados reportados de 85,6% usando el conjunto de 20 rasgos

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Darley, F.L., Aronson, A.E. & Brown, J.R. (1969a). Differential diagnostic patterns of dysarthria, *J. Speech Hear. Res.*, vol. 12, pp. 246-249.
- [2] Darley, F.L., Aronson, A.E. & Brown, J.R. (1969b). Clusters of deviants speech dimensions in the dysarthrias, *J. Speech Hear. Res.*, vol. 12, pp. 462-496.
- [3] Darley, F.L., Aronson, A.E. & Brown, J.R. (1975). *Motor speech disorders*, W.B. Saunders, Philadelphia, PA.
- [4] Murdoch, B.E. & Chenery, H.J. (1997). *Dysarthria, A Physiological approach to assessment and treatment*, Singular Publishing Group, Inc., Aug.
- [5] Kent, R.D. & Ball, M.J.(1999). *The Handbook of Voice Quality Measurement*, Singular Publishing Group, Inc., Feb.
- [6] Joannette, Y. & Dudley , J.G. (1980). “Dysarthric symptomatology of Friederich’s ataxia”, *Brain and Language*, vol. 10, pp. 39-50.
- [7] Ludlow, C.L., Bassich, C.J. (1983). Relationships between perceptual ratings and acoustic measures of Hypokinetic speech, in the dysarthrias: Physiology, Acoustics, perception management, (eds M.R. McNeil, J.C. Rosenbek and A.E. Aronson), College-Hill Press, San Diego, CA, pp.163-195.
- [8] Theodoros, D.G., Murdoch, B.E., & Chenery, H.J. (1995). “Perceptual speech characteristics of dysarthric following severe close head injury”. *Brain Injury*, vol. 8, pp. 101-124.
- [9] Enderby, P. (1983). *Frenchay dysarthria assessment*. College-Hill Press, San Diego, CA.
- [10] Robertson, S.J. (1982). *Dysarthria profile*, Robertson, London.
- [11] Aronson, A.E. (1993). *Dysarthrias: differential diagnosis (audio tape)*, Rochester, MN: Mentor Seminars.
- [12] Brown, J.R., Darley, F.L. & Aronson, A.E. (1970). Ataxic Dyarthria. *International Journal of Neurology*, vol. 7, pp. 302-318.
- [13] Gerratt, B.R., Till J.A., Rosenbeck, J.C., Wertz, R.T. & Boysen, A.E. (1991). Use and perceived value of perceptual instrumental measures in dysarthria management, In C. A. Moore, K. M. Yorkston, & D. R. Beukelman (Eds.),

- Dysarthria and apraxia of speech (pp. 77-93). Baltimore, MD: Brookes.
Hammarberg, B., Fritzell, B., Gauffin, J., & Sundberg, J.
- [14] Kim, H.H. (1994). Monotony of speech production in Parkinson disease: Acoustic entities and their perceptual relations, Unpublished Ph.D dissertation, University of Wisconsin-Madison.
- [15] Schiavetti, N., Metz, D. E., & Sittler, R. W. (1981). Construct validity of direct magnitude estimation and interval scaling of speech intelligibility: Evidence from a study of the hearing impaired, *J. Speech Hear. Res.*, vol. 24, pp. 441-445.
- [16] Helberger, V. L., & Horii, Y. (1982). Jitter and shimmer in sustained phonation. In N. J. Lass (Ed.), *Speech and language: Advances in basic research and practice* (Vol. 7, pp. 299-332). New York: Academic Press.
- [17] Cullinan, W. L., Prather, E. M., & Williams, D. E. (1963). Comparison of procedures for scaling severity of stuttering. *J. Speech Hear. Res.*, vol. 6, pp.187-194.
- [18] Stone, R. E., & Sharf, D. J. (1973). Vocal change associated with the use of atypical pitch and intensity levels, *Folia Phoniatria*, 25, 91-103.
- [19] Whitehead, R. L., & Emanuel, F. W. (1974). Some spectrographic and perceptual features of vocal fry, abnormally rough, and modal register vowel phonations, *Journal of Communication Disorders* vol. 7, pp. 305-319.
- [20] Arnold, K.S & Emanuel, F.W. (1979). Spectral noise levels and roughness severity ratings for vowels produced by male children, *J. Speech Hear. Res.*, vol. 22, pp. 613-626.
- [21] Yumoto, E., Sasaski, Y., & Okamura, H. (1984). Harmonics-to-noise ratio and psychophysical measurement of the degree of hoarseness, *J. Speech and Hear. Res.*, 27, 2-6.
- [22] Wolfe, V., & Ratusnik, D. (1988). Acoustic and perceptual measurements of roughness influencing judgments of pitch. *J. Speech Hear. Disord.*, 53, 15-22.
- [23] Klatt D.H. & Klatt L.C. (1990). Analysis, synthesis and perception of voice quality variations among female and male talkers, *J. Acou. Soc. Am.*, 87, No. 2, Feb.

- [24] Theodoros, D.G., Murdoch, B.E., & Thompson, E.C. (1995). "Hypernasality in Parkinson's Disease: a perceptual and physiological analysis". *Journal of Medical Speech-Language Pathology*, vol. 3, pp. 73-84.
- [25] Chenery, H.J., Ingram, J.C.L. & Murdoch, B.E. (1992). Perceptual analysis of speech in ataxic dysarthria, *Australian Journal of Human Communication Disorders*, vol. 18, pp. 19-28.
- [26] Chenery, H.J., Murdoch, B.E. & Ingram, J.C.L. (1992). The perceptual speech characteristics of persons with pseudobulbar palsy, *Australian Journal of Human Communication Disorders*, 20, 21-31.
- [27] FitzGerald, F.L., Murdoch, B.E., Chenery, H.J. (1987). Multiple Sclerosis: associated speech and language disorders, *Australian Journal of Human Communication Disorders*, vol. 15, No. 2, pp. 15-33.
- [28] Kreiman, J., Gerratt, B.R. & Kempster, G.B. (1993). Perceptual evaluation of voice quality: Review, Tutorial and a Framework for future research, *J. Speech Hear. Res.*, vol. 36, pp. 21-40.
- [29] Seijo M.N. & Castillo G.E. (2000). Studies on dysarthria classification, Progress report, CEETI, UCLV, Cuba.
- [30] Netsell, R. & Daniel, B. (1979). Dysarthria in adults: physiologic approach in rehabilitation, *Archives on physical Medicine and rehabilitation*, vol. 60, pp. 502-508.
- [31] Kent, R.D. (1996). Hearing and believing: Some limits to auditory-perceptual assessment of speech and voice disorders, *J. Speech Hear. Dis.*, vol. 7, pp. 7-23.
- [32] Castillo Guerra, E. (2002), "A modern approach to dysarthria classification". Ph.D. Thesis at UNB, Canada.
- [33] Titze, I.R. (1994). Recommendation on acoustic voice analysis, summary statement, Workshop on Acoustic Voice Analysis, Denver, Colorado.
- [34] Castillo E. & Méndez N.L. (2001). Methodology to obtain a Spanish database of dysarthric speech, *Memories of VII International Symposia of social communication*, Santiago de Cuba, Jan.
- [35] BAKEN, R. J., (1996), *Clinical Measures of Speech and Voice*, Singular Publishing Group, Inc.

-
- [36] Hall, M., Frank, E., Holmes, G., Pfahringer, B., Reutemann, P., Witten, I. H. (2009). The WEKA Data Mining Software: An Update; SIGKDD Explorations, Volume 11.
- [37] David E. Goldberg (1989). Genetic algorithms in search, optimization and machine learning. Addison-Wesley.
- [38] M. A. Hall (1998). Correlation-based Feature Subset Selection for Machine Learning. Hamilton, New Zealand.
- [39] J. Platt (1998): Fast Training of Support Vector Machines using Sequential Minimal Optimization. In B. Schoelkopf and C. Burges and A. SVMla, editors, Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning,.
- [40] S.S. Keerthi, S.K. Shevade, C. Bhattacharyya, K.R.K. Murthy (2001). Improvements to Platt's SVM Algorithm for SVM Classifier Design. Neural Computation. 13(3):637-649.
- [41] Trevor Hastie, Robert Tibshirani (1998) Classification by Pairwise Coupling, Advances in Neural Information Processing Systems,.
- [42] Quilan. R. (1993). C4.5: Programs for Machine Learning. Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA.
- [43] Castillo. E, Lovey D.(2003) A Modern Approach to Dysarthria Classification', Proceedings of the 25th Annual International Conference of the IEEE EMBS Cancun, Mexico September 17-21.
- [44] Korf. R. E. (1993) Linear-space best-first search, Artificial Intelligence 62, 1, 41-78
- [45] Hood, C.S, Ji, C. (2002) Proactive network-fault detection, IEEE Transactions on Reliability, 46,333-341.
- [46] Barrientos. R. E. (2009) Árboles de decisión como herramienta en el diagnóstico médico, Rev Med UV, Julio – Diciembre.
- [47] Quinlan JR. Learning Decision Tree Classifiers. ACM Computing Surveys 1996; 28(1): 71-72.
- [48] González Moreira E. (2010). Estudio de Modelos del Sistema Olfatorio y sus Aplicaciones en Reconocimiento de Patrones. Tesis de doctorado. UCLV