DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN DISPOSITIVO ELECTRÓNICO QUE PERMITA LA TRADUCCIÓN DEL ALFABETO DACTILOLÓGICO DE LA LENGUA DE SEÑAS COLOMBIANA A LA LENGUA ESCRITA EN ESPAÑOL PARA SORDOS CON IMPLANTE COCLEAR CON POCO ÉXITO EN REHABILITACIÓN ORAL

CAMILA ANDREA MAMBRÚ BARRERA

MARIANA ALEJANDRA RODRÍGUEZ TORRES

UNIVERSIDAD EL BOSQUE

FACULTAD DE INGENIERÍA

BIOINGENIERÍA

BOGOTÁ

2019

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN DISPOSITIVO ELECTRÓNICO QUE PERMITA LA TRADUCCIÓN DEL ALFABETO DACTILOLÓGICO DE LA LENGUA DE SEÑAS COLOMBIANA A LA LENGUA ESCRITA EN ESPAÑOL PARA SORDOS CON IMPLANTE COCLEAR CON POCO ÉXITO EN REHABILITACIÓN ORAL

CAMILA ANDREA MAMBRÚ BARRERA

MARIANA ALEJANDRA RODRÍGUEZ TORRES

Proyecto para optar por el título de

BIOINGENIERO

Asesor Temático

BRAYAN ALFONSO VALENCIA VIDAL

UNIVERSIDAD EL BOSQUE

FACULTAD DE INGENIERÍA

BIOINGENIERÍA

BOGOTÁ

2019

AGRADECIMIENTOS

Nuestros agradecimientos a todas las personas presentes en el proceso; a la Universidad El Bosque y el programa de Bioingeniería por brindarnos las herramientas necesarias para llevar a cabo el proyecto; así mismo agradecemos a nuestros padres, hermanos, abuelos, tíos qué siempre estuvieron apoyándonos desde todos los ámbitos. A nuestro tutor Brayan Alfonso Valencia Vidal por la paciencia, la ayuda y el acompañamiento brindado durante el desarrollo del trabajo de grado.

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN **13**

ABTRACT **14**

GLOSARIO **15**

INTRODUCCIÓN **17**

1. ESTADO DEL ARTE **19**

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA **25**

2.1. PROBLEMÁTICA **25**

2.2. JUSTIFICACIÓN **28**

3. OBJETIVOS **30**

3.1. GENERAL **30**

3.2. ESPECÍFICOS **30**

4. MARCO REFERENCIAL **31**

4.1. HIPOACUSIA NEUROSENSORIAL PROFUNDA BILATERAL (HPNPB) 31

4.2. LENGUA DE SEÑAS Y ALFABETO DACTILOLÓGICO 32

4.3. IDENTIFICACIÓN DE FONEMAS 35

4.3.1. RECONOCIMIENTO DE GESTOS 36

4.3.2. ACONDICIONAMIENTO DE LA SEÑAL 37

4.3.2.1. AMPLIFICACIÓN DE SEÑALES 38

4.3.2.2. FILTRADO DE SEÑALES 39

4.3.2.3. LINEALIZACIÓN DE SEÑALES 41

4.3.3. PROCESAMIENTO DE SEÑALES 41

4.3.4. CARÁCTERÍSTICAS INGENIERILES 46

4.3.4.1. SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS 47

4.3.4.2. FÓRMULA PARA EVALUACIÓN DE CARACTERÍSTICAS 49
4.3.5. CARACTERÍSTICAS ESTADÍSTICAS 52
4.3.5.1. HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS IMPLEMENTADAS 54
4.3.6. CLASIFICADORES 58
4.3.6.1. ALGORITMO K-VECINOS 61
4.3.6.2. EVALUACIÓN DE RENDIMEINTO DE CLASIFICADORES 64
4.4. MARCO NORMATIVO 66
5. ALCANCE 70
6. POBLACIÓN Y MUESTRA 71
7. METODOLOGÍA 72
7.1. FASE 1: APRENDIZAJE ALFABETO DACTILOLÓGICO 72
7.2. FASE 2: DISEÑO DEL DISPOSITIVO. 74
7.2.1. LECTOR DE SEÑAS 76
7.2.2. UNIDAD DE PROCESAMIENTO 78
7.2.3. VISUALIZACIÓN 79
7.3. FASE 3: PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES 79
7.3.1. ESTIMACIÓN DEL TAMAÑO DE MUESTRAS 79
7.3.2. PRE - PROCESAMIENTO DE LA SEÑAL 80
7.3.3. SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS 81
7.3.4. ESTRATEGIA 1 81
7.3.5. ESTRATEGIA 2 82
7.3.6. ESTRATEGIA 3 84
7.3.7. ESTRATEGIA 4 85
7.3.8. ESTRATEGIA 5 85
7.3.9. EVALUACIÓN DE CARACTERÍSTICAS 86

7.3.10. CLASIFICADOR 87
7.4. FASE 4: CONSTRUCCIÓN DEL DISPOSITIVO 88
7.5. FASE 5: EVALUACIÓN POR PARTE DE LA TERAPEUTA 89
8. LEVANTAMIENTO DE REQUERIMIENTOS 90
8.1. REQUERIMIENTOS DEL USUARIO 90
8.2. REQUERIMIENTOS DE INGENIERÍA 93
9. RESULTADOS Y DISCUSIÓN 110
9.2. FASE 2: DISEÑO DEL DISPOSITIVO. 110
9.2.1. LECTOR DE SEÑAS 111
9.2.1.1. SELECCIÓN DE SENSORES 112
9.2.1.2. SELECCIÓN DE TELA 118
9.2.1.3. UBICACIÓN FINAL DEL LECTOR DE SEÑAS 119
9.2.2. UNIDAD DE PROCESAMIENTO 120
9.2.2.1. SELECCIÓN DEL MICROCONTROLADOR 120
9.2.2.2. DISEÑO ELECTRÓNICO 121
9.2.2.3. DISEÑO ESTRUCTURAL 122
9.2.3. VISUALIZACIÓN 124
9.3. FASE 3: PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES. 125
9.3.1. ESTIMACIÓN DEL TAMAÑO DE MUESTRAS 125
9.3.2. PRE - PROCESAMIENTO DE LA SEÑAL 126
9.3.2.1. AMPLIFICACIÓN 127
9.3.2.2. LINEALIZACIÓN 127
9.3.2.3. FILTRADO 129
9.3.3. ESTRATEGIA 1 132

9.3.3.1. EVALUACIÓN DEL CALSIFICADOR ESTRATEGIA 1 133
9.3.4. ESTRATEGIA 2 135
9.3.4.1. ENSAMBLE AVERAGE 136
9.3.4.2. EVALUACIÓN DEL CALSIFICADOR ESTRATEGIA 2 137
9.3.5. ESTRATEGIA 3 138
9.3.6. ESTRATEGIA 4 139
9.3.7. ESTRATEGIA 5 – ALGORITMO DEFINITIVO. 140
9.3.7.1. EVALUACIÓN DE LA CARACTERÍSTICA 140
9.3.7.2. ANALISIS DE VARIANZA 142
9.3.7.3. PRUEBA TUKEY 143
9.3.7.4. EVALUACIÓN DEL CLASIDFICADOR 145
9.3.8. FIRMA DE LA SEÑAL 147
9.3.9. COMPARACIÓN DE FONEMAS 150
9.4. FASE 4: CONSTRUCCIÓN DEL DISPOSITIVO Y FUNCIONAMIENTO EN VIVO. 155
9.5. FASE 5: EVALUACIÓN POR PARTE DE LA TERAPEUTA 157
PRESUPUESTO FINAL DEL DISPOSITIVO 163
CONCLUSIONES 165
ANEXOS 168
BIBLIOGRAFIA 184

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Mapa del problema para el proyecto, causas y efectos. Elaboración propia.

Figura 2. Pérdidas auditivas y su cuantificación en decibeles. Recuperado de: http://alainafflelouaudiologo.com/que-es-la-perdida-auditiva/

Figura 3. Letra b y letra c lengua de señas colombiana. (Instituto Nacional para Sordos, 2009)

Figura 4. Letra s lengua de señas colombiana. (Instituto Nacional para Sordos, 2009)

Figura 5. Conjunto de señas del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana. (Instituto Nacional para Sordos, 2009)

Figura 6. Taxonomía de gestos de manos para interacción hombre- computadora. (Pavlovic et al, 1997)

Figura 7. Acondicionamiento de señales. Instrumentación Electrónica

Figura 8. Amplificador de señales. Funcionamiento del flexómetro. (Spectrasymbol, 2017)

Figura 9. Procesamiento digital de una señal analógica. Introducción a las señales y los sistemas. Elaboración propia.

Figura 10.Intervalo de confianza con su valor de nivel de significación fijado. (García et al, 2013)

Figura 11. Componente intragrupo y Componente intergrupos. (Rutherford, 2004)

Figura 12. Distribución Fisher y región de rechazo. (Rutherford, 2004)

Figura 13. Interpretación valor P análisis de varianzas ANOVA.

Figura 14. Pasos del proceso de entrenamiento y uso de un clasificador. (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018)

Figura 15. División de los datos para el clasificador. (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018)

Figura 16. Porcentaje que debe tener cada uno de los conjuntos para los datos del clasificador. (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018)

Figura 17. Clasificación dispositivos médicos no invasivos. ABC de Dispositivos médicos. Elaboración propia

Figura 18. Clasificación dispositivos médicos activos. ABC de Dispositivos médicos. Elaboración propia

Figura 19. Fases de la metodología planteada para la realización del proyecto. Elaboración propia.

Figura 20. Diseño de la encuesta aplicada a los usuarios. Elaboración propia.

Figura 21. Fases del dispositivo. Elaboración propia.

Figura 22. Diseño de plantilla para la toma de medidas anatómicas donde AAIP (ancho de la articulación interfalángica proximal), LD (Largo del dedo), AAI (ancho de la articulación interfalángica), AM (ancho de la mano), LM (Largo de la mano), AÑ (ancho de la muñeca). Elaboración propia

Figura 23. Diagrama de flujo de la estrategia 1. Elaboración propia.

Figura 24. Porción de señal seleccionada para extraer las características. Elaboración propia.

Figura 25. Diagrama de flujo de la estrategia 2. Elaboración propia.

Figura 26. Diagrama de flujo gráfico de la estrategia 2. Elaboración propia

Figura 27. Diagrama de flujo de la estrategia 3. Elaboración propia.
Figura 28. Diagrama de flujo gráfico de la estrategia 3. Elaboración propia.
Figura 29. Diagrama de flujo de la estrategia 4. Elaboración propia.
Figura 30. Diagrama de flujo gráfico de la estrategia 4. Elaboración propia.
Figura 31. Diagrama de flujo de la estrategia 5. Elaboración propia.
Figura 32. Diagrama de flujo gráfico de la estrategia 53. Elaboración propia.
Figura 33. La imagen del costado izquierdo muestra la mano en su posición de 0° desde una vista lateral y la imagen del costado derecho muestra la posición inicial con la palma hacia el frente y además señala la articulación metacarpofalángica (verde), articulación interfalángica proximal (rojo) y articulación interfalángica distal (amarillo). También se muestra la ubicación de los ejes para el respectivo análisis en cada fonema, eje x(azul), eje y (amarillo) y eje z (verde). Elaboración propia
Figura 34. Resultado de la encuesta sobre características importantes para el dispositivo. Elaboración propia.
Figura 35. Toma de medidas de la mano. Elaboración propia.
Figura 36. Diseño a mano del guante con la ubicación de los sensores respectivos. Elaboración propia.
Figura 37. Configuración recomendada para el funcionamiento del flexómetro. (Spectrasymbol, 2017)
Figura 38. Diseño del circuito del dispositivo. Elaboración propia
Figura 39.Estructura externa unidad de proceso. Elaboración propia
Figura 40.Estructura externa de la pantalla LCD. Elaboración propia
Figura 41. Gráfica de la curva de aproximación para encontrar la ecuación del MPU en el eje x. Elaboración propia.
Figura 42. Gráfica de la curva de aproximación para encontrar la ecuación del MPU en el eje y. Elaboración propia.
Figura 43. Espectro de frecuencias de las 8 señales de la letra O sin filtrar.
Figura 44. Espectro de frecuencias de las 8 señales de la letra O con el filtro.
Figura 45. Señales sin filtrar y filtradas letra A. Elaboración propia
Figura 46. Señales sin filtrar y filtradas letra A. Elaboración propia
Figura 47.Resultados de muestreo de las características. Elaboración propia
Figura 48. Distribución normal:(a) característica 1;(b) característica 2;(c) característica 3;(d) característica ; (e) característica 5; (f)característica 6;(g característica 7;(h) característica 8. Elaboración propia
Figura 49.Resultados de componentes ANOVA. Elaboración propia
Figura 50. Resultados de prueba tukey para la característica 1. Elaboración propia
Figura 51. Señales sin filtrar y filtradas letra A. Elaboración propia.
Figura 52. Señales sin filtrar y filtradas letra M. Elaboración propia.
Figura 53. Letras M y W. Elaboración propia.
Figura 54. Letras A y O. Elaboración propia.

Figura 55. Letra F y L. Elaboración propia.

Figura 56. Señal adquirida por los flexómetros de las letras A y O. Elaboración propia.

Figura 57. Señal adquirida por el acelerómetro de las letras A y O. Elaboración propia.

Figura 58. Señal adquirida por los flexómetros de las letras M y W. Elaboración propia.

Figura 59. Señal adquirida por el acelerómetro de las letras M y W. Elaboración propia.

Figura 61. Diagrama de flujo del programa del dispositivo,

Figura 62. Resultados de prueba tukey para la característica 1. Elaboración propia

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Matriz de confusión. Elaboración propia.

Tabla 2. Esquema de tabla para la descripción de la matriz articulatoria de cada fonema. Elaboración propia.

Tabla 3. Cuadro de decisión para la selección de los sensores. Elaboración propia.

Tabla 4. Cuadro de decisión para la selección de material textil. Elaboración propia.

Tabla 5. Cuadro de decisión para la selección del microcontrolador. Elaboración propia.

Tabla 6. Cuadro de decisión para la selección del material para la estructura externa. Elaboración propia.

Tabla 7. Cuadro de matriz de confusión para evaluación del clasificador. Elaboración propia.

Tabla 8. Medidas anatómicas promedio en milímetros de la mano derecha para una mujer de 20 a 24 años. Elaboración propia.

Tabla 9. Medidas anatómicas promedio en milímetros de la mano derecha para un niño de 9 -10 años. Elaboración propia.

Tabla 10. Descripción de la matriz articulatoria de cada uno de los fonemas del alfabeto de la lengua de señas colombiano. Elaboración propia.

Tabla 11. Características de sensores Flex. Elaboración propia.

Tabla 12. Características de sensores de inercia. Elaboración Propia. Tabla 8. Matriz de decisión de los sensores de inercia. Elaboración propia.

Tabla 13. Matriz de decisión de los sensores de inercia. Elaboración propia.

Tabla 14. Características de los sensores implementados para el dispositivo electrónico. Elaboración propia.

Tabla 15. Matriz de decisión de la tela a seleccionar para el dispositivo electrónico. Elaboración propia.

Tabla 16. Matriz de decisión de los microprocesadores. Elaboración propia.

Tabla 17. Matriz de decisión para el material de la estructura del dispositivo. Elaboración propia.

Tabla 18. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 1. Elaboración propia.

Tabla 19. Covarianza entre las características extraídas. Elaboración propia

Tabla 20. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 2. Elaboración propia.

Tabla 21. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 3. Elaboración propia.

Tabla 22. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 4 con el promedio de las frecuencias y la desviación estándar. Elaboración propia.

Tabla 23. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 5 con el promedio. Elaboración propia.

Tabla 24. Matriz de confusión del algoritmo definitivo. Elaboración propia.

Tabla 25. Tabla de la firma de cada uno de los fonemas del alfabeto dactilológico. Elaboración propia.

Tabla 26. Matriz de confusión del algoritmo definitivo. Elaboración propia.

Tabla 27. Tabla de palabras evaluadas en el dispositivo. Elaboración propia.

Tabla 28. Aciertos y errores en las palabras traducidas. Elaboración propia.

Tabla 29. Palabras comprendidas en la traducción. Elaboración propia.

Tabla 30. Presupuesto de elementos utilizados en la construcción del dispositivo. Elaboración propia.

RESUMEN

El proyecto se desarrolla en la Universidad el Bosque con fin de mejorar la comunicación entre personas que utilizan la lengua de señas y personas que no conocen este lenguaje. Para esto se realiza un dispositivo electrónico en un guante para la mano que permita la traducción de la representación de cada uno de los fonemas del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana a la lengua escrita en español.

Esta traducción se logra por medio de una metodología experimental la cual estuvo basada en le selección de sensores, el diseño del guante traductor, el procesamiento de las señales, la creación de un clasificador, la construcción del dispositivo y la validación de su funcionamiento. Los sensores implementados son flexómetro y MPU, se le realizó un preprocesamiento a cada una de las señales representativas de los fonemas y se plantearon 5 estrategias para la extracción de características de las cuales se implementó la estrategia cinco en la cual se extrae como característica el promedio de cada señal representativa del fonema. Posteriormente se realiza un clasificador k-vecinos con 5 vecinos de cercanía partir se identifica el fonema generado por el signo correspondiente del alfabeto dactilológico con una exactitud del 81%.

Palabras clave: Traducción, fonema, flexómetro, MPU, promedio.

ABTRACT

This project is developed at the Universidad el Bosque in order to improve communication between people who use sign language and people who do not know this language. For this, an electronic device was made as a hand glove that allows the translation of the representation of each of the phonemic alphabet's phonemes from the Colombian sign language to the written language Spanish.

This translation is achieved through an experimental methodology which is based on the selection of sensors, the design of the translator glove, the processing of the signals, the creation of a classifier, the construction of the device and the validation of its operation. The sensors implemented were the flex and the MPU, each of the phonemic representative signals were processed and 5 strategies were proposed for the extraction of characteristics from which strategy five was implemented. The average is extracted as characteristic of each representative sign of the phoneme. Subsequently, a k-neighbors classifier with 5 nearby neighbors was made, the phoneme generated by the corresponding sign of the fingerprint alphabet is identified with an accuracy of 81%.

Keywords: Colombian fingerprint alphabet, signal processing, k-neighbors classifier, phoneme recognition.

GLOSARIO

- Lengua: Es el código que los hablantes aprendemos y que utilizamos para comunicarnos entre nosotros. (Lengua o lenguaje de signos, 2018)
- Lenguaje: Nos referimos a la capacidad de poder comunicarnos, de expresar nuestros sentimientos. (Lengua o lenguaje de signos, 2018)
- Dispositivo electrónico: Son aquellos que necesitan la electricidad para su funcionamiento y su desarrollo de las funciones como el almacenamiento, transporte, o transformación de información. (Ministerio de Sanidad, Consumo y Bienestar Social, 2016)
- Alfabeto dactilológico: Es el alfabeto utilizado por las personas con alteraciones auditivas y se basa en representar de forma manual las letras que componen el alfabeto de la lengua oral. (Reyes, 2018)
- Equipo biomédico: Es un dispositivo médico operacional y funcional que reúne sistemas y subsistemas electrónicos, eléctricos o hidráulicos, incluidos los programas informáticos que intervengan en su buen funcionamiento, destinado por el fabricante a ser usado en seres humanos con fines de prevención, diagnóstico, tratamiento o rehabilitación. (Ministerio de Salud y Protección Social, 2013)
- Hipoacusia: Es la incapacidad total o parcial para escuchar sonidos en uno o ambos oídos. (Buniak, 1991)
- Implante coclear: Dispositivo médico el cual se coloca en la parte no funcional del oído interno, que estudia la percepción en la cóclea o caracol. (Cochlear, 2015)
- Terapia de lenguaje: es el tratamiento para la mayoría de los niños con discapacidades del habla y aprendizaje del lenguaje. Las discapacidades en el habla se refieren a problemas con la producción de sonidos, mientras que los problemas con el aprendizaje del lenguaje son las dificultades al combinar las palabras para expresar ideas. (Ministerio de educación e instituto nacional para sordos, 2006)

- Hardware: Conjunto de elementos físicos o materiales que constituyen una computadora o un sistema informático. (Cortés, 2006)
- Software: Conjunto de programas y rutinas que permiten a la computadora realizar determinadas tareas. (Cortés, 2006)
- Fonema: Unidad fonológica mínima que resulta de la abstracción o descripción teórica de los sonidos de la lengua. (Ingram, 1983)
- Flexómetro: Consiste en una resistencia que varía su valor conforme se va flexionando el sensor. (Gausin, 2012)
- MPU: Es un sensor de movimiento que posee un acelerómetro y un giroscopio en los 3 ejes (x, y, z) con una alta precisión. (Blog Patagonia Tecnology, 2014)

INTRODUCCIÓN

Teniendo en cuenta los datos presentados por la Organización Mundial de la Salud más del 5% de la población mundial, correspondiente a 360 millones de personas, padece Hipoacusia Neurosensorial Profunda Bilateral. En Colombia, la población que presenta algún tipo de discapacidad es de más de 2 millones de personas, lo cual equivale al 6.7% de la población, el 81% de estas se encuentran en estratos 1 y 2. Un 17.4% tiene dificultades auditivas, también solo el 65% de este grupo de personas sabe leer y escribir (OMS, 2018).

Teniendo en cuenta que las personas con Hipoacusia Neurosensorial profunda Bilateral no tienen la capacidad de audición y deben recurrir a la lectura de labios, lengua de signos o a un implante (el cuál necesita de una rehabilitación con el fin de lograr que la persona implantada logré escuchar y comprender su entorno), en ocasiones no se logra una comunicación exitosa generando dificultades para su cotidianidad (Cochlear, 2015). Para lograr una inclusión de la comunidad con discapacidad auditiva en la sociedad, se debe atender principalmente las particularidades lingüísticas y comunicativas de la población sorda del país, reconociendo la multiculturalidad, la idiosincrasia y la diversidad, promoviendo la formación académica de los docentes, el desarrollo de procesos de investigación, la producción de material y la implementación de tecnologías que garanticen la equidad y el acceso a información desde el entorno escolar (De la hoz, 2016).

La lengua de señas no tiene una estructura generalizada alrededor del mundo, esto quiere decir que cada país tiene su propia lengua de señas, entre las que se encuentran la lengua de señas americana (ASL), la lengua de señas alemana (GSL), la lengua de señas colombiana (LSC) (Ministerio de Educación e Instituto Nacional para Sordos, 2006).

La lengua de señas colombiana es la primera estrategia utilizada para la comunicación con y entre la comunidad con alteración auditiva de Colombia. El Gobierno Nacional corroboró legalmente con el decreto de ley número 324 de 1996 en su artículo 2° a la lengua de señas colombiana como propia de la comunidad sorda del país, siendo ésta una lengua natural con su propia gramática, sintaxis y vocabulario (Ministerio de Educación e Instituto Nacional para Sordos, 2006).

Dentro de la comunicación oyente – sordo se hace necesario generar estrategias comunicativas que permitan que la persona con discapacidad auditiva logre expresar sus pensamientos y la persona oyente logre comprenderlos, evitando el bloqueo en la efectividad de la comunicación estos los usuarios finales del dispositivo. Teniendo en cuenta los usuarios finales, se plantea en este documento una posible solución para la barrera comunicativa (oyente – sordo) en donde se logra la traducción del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana a la lengua escrita en español, por medio de un guante elaborado con sensores de dos tipos, cinco de cambio resistivo y uno inercial el cual presenta cambios en la aceleración, quienes tomarán las señales representativas de cada fonema para posteriormente realizar su procesamiento y extracción de características que son introducidas en un clasificador k–vecinos que permite la identificación del signo representativo de cada fonema.

Posterior al trabajo realizado se darán bases para futuras investigaciones que permitan ampliar la solución a la efectividad comunicativa oyente - sordo teniendo en cuenta que el alcance de este proyecto genera un primer paso para lograr un reconocimiento inicial del fonema realizado por la persona que maneja esta lengua.

1. ESTADO DEL ARTE

Este proyecto se basa en la traducción del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana que es utilizada por la comunidad con hipoacusia neurosensorial profunda que no obtuvieron una rehabilitación oral exitosa. De esta manera es importante comprender que la hipoacusia neurosensorial profunda bilateral (HPNPB) es una alteración severa que afecta el funcionamiento del oído interno. Las personas que la presentan tienen problemas auditivos profundos por lo cual se ven obligadas a implementar una lengua diferente al no lograr una buena rehabilitación oral (De Ávila, 2014).

La principal forma de comunicación que han implementado las personas con esta alteración auditiva es la lengua de señas, la cual es catalogada como la lengua primaria de los sordos ya que esta permite generar una estructura lingüística, pero a la hora de comunicarse con una persona que no sepa interpretar su lengua se ve afectado su canal de comunicación (“El bilingüismo en sordos”, 1995). Por este motivo, hacen su aparición las primeras personas traductoras, estas manejan y entienden la lengua de señas y comprenden la lengua utilizada por una persona sin esta alteración. Así se logra facilitar la interacción e inclusión de las personas con HPNPB. (De Ávila, 2014) El trabajo de la persona traductora está en un valor entre $200.000 y 2’000.000 de pesos teniendo en cuenta la cantidad de tiempo que será prestado el servicio, lo cual es una gran desventaja debido a que no todas las personas de la comunidad con HPNPB tienen la posibilidad económica de pagar estas sumas de dinero.

También surgen medios por los cuales las personas con HPNPB pueden desarrollar otro tipo de lengua, tales como; el sistema dactilológico, el cual se basa en el cambio de la posición de los dedos, en donde se traza letra por letra sobre la palma de la mano de la persona con alteración (Federación de enseñanza de CC.OO, 2010); la lengua bimodal que es en el cual se utiliza la mímica y al mismo

tiempo la lengua hablada; el tadoma, el cual consiste en sentir las vibraciones generadas por las cuerdas vocales, la lectura de labios, donde la persona con la alteración auditiva interpreta por sí sola lo que lo que el otro individuo está diciendo partiendo del movimiento en sus labios y los gestos naturales que también juegan un papel importante ya que por medio de estos se puede generar claridad en la intención de lo que se desea comunicar (Federación de enseñanza de CC.OO, 2010).

Del mismo modo aparecen ideas aplicando la ingeniería para facilitar el entendimiento de la lengua de las personas sordas, donde generar la traducción de la lengua de señas ha sido la solución utilizada en la mayoría de los casos, sin embargo, esta traducción se ha logrado únicamente de manera parcial por medio de la implementación de sensores analógicos y análisis de imagen.

Uno de los dispositivos tecnológicos que ha traducido partes de la lengua de señas se denomina AcceleGlove, es un producto realizado con sensores de inercia (acelerómetros), el cual consiste en un guante programable que registra los movimientos de la mano y los dedos, creado por la empresa AnthroTronix, y promocionado por el director Jack Maxwell. Inicialmente este guante fue desarrollado para usar junto al departamento de defensa con propósitos de controlar robots, pero encontraron que este guante puede usarse para otros servicios como con videojuegos, entrenamiento deportivo (rehabilitación física), o bien traducir la lengua de señas (Cortés, 2018). Este guante presenta un acelerómetro en el dorso de cada dedo, en la falange medial de los primeros 4 dedos y en la falange distal en el dedo pulgar, de esta manera se reporta la posición con respecto a un vector gravitacional. Los sensores trabajan sobre dos ejes ortogonales X y Y, El eje Y apunta hacia la punta del dedo, y el eje X mide el giro de la mano o la abducción del dedo individual cuando el dedo está en posición vertical. Este proporciona la postura de la mano, compuesta de forma y orientación de la mano como un vector de 12 bytes, a 9600 bits por segundo.

Una desventaja de este dispositivo es su no portabilidad ya que para realizar una traducción de la lengua la persona debe estar conectada a un computador y además tiene un costo elevado para su adquisición, aproximadamente 400 mil dólares. Dado que AcceleGlove no es un guante completo, sino un conjunto de anillos, el tamaño de la mano no es una fuente de error. Sin embargo, el grosor de la mano puede afectar la interpretación de la forma de la mano en algunos casos extremos. Por ejemplo, al cerrar el puño, los dedos delgados pueden doblar las articulaciones hasta 90 °, pero los dedos gruesos no, por lo que una 'a' en ASL (American Sign Language) podría clasificarse como 'o'. Entre las ventajas de este dispositivo está en que el usuario puede desarrollar la capacidad del guante registrando gestos y asignándole un significado; el programa puede almacenar cientos de gestos. La sensibilidad con la que la computadora reconoce los gestos puede variar, por lo que puede reconocer gestos descuidados y grandes para una aplicación, como un programa educativo para niños, o gestos muy precisos para la robótica.

Otro proyecto se realizó en el área del análisis de imagen por el cual se generó la traducción del alfabeto la lengua de señas colombiana teniendo en cuenta únicamente las señas estáticas de este. Fue realizado en 4 etapas, la captura de la imagen, preprocesamiento, extracción de características y reconocimiento. La imagen es capturada por una cámara digital; en la etapa de procesamiento la seña es extraída por el método de segmentación por umbral, posteriormente la imagen es filtrada usando operaciones morfológicas para eliminar el ruido; en la etapa de extracción de características se crean dos vectores que caracterizan la forma de la mano; finalmente la etapa de reconocimiento está constituida por una red neuronal. Todo este sistema fue implementado en el circuito integrado FPGA (Guerrero Balaguera & Pérez Holguín, 2015).

Entre las ventajas de este dispositivo, se presenta la capacidad para reconocer todas las 23 señas estáticas del alfabeto de la lengua de señas colombiano con una tasa de reconocimiento del 98.15%, además de esto no requiere el uso de guantes ni marcadores visuales para su correcto funcionamiento. Una de las desventajas del dispositivo, es el no reconocimiento de las letras que presentan movimientos como lo son la G, H, J, Ñ, S y Z.

También existen aplicaciones para celular que realizan la traducción de una palabra en específico, como es el caso de Signslator, es un traductor de palabras a la lengua de señas con una intérprete que te muestra cómo se hacen las señas en un vídeo. La aplicación es creada por la Asociación Para la Normalización del Lenguaje de Signos, esta aplicación consta de un recuadro en donde se podrá ver a una intérprete esperando a que se le indique qué palabra debe ser traducida a la lengua de señas español (Leal, 2013). Esta aplicación es buena cuando la persona que no conoce la lengua de señas desea decirle algo a la persona sorda, sin embargo, el uso de esta aplicación requiere un computador con acceso a internet, la traducción de la lengua de señas se hace de forma lenta y en ocasiones no logra cargar la traducción.

Otro avance realizado es en la lengua árabe y la comunicación en lengua de señas utilizando el dispositivo Microsoft Kinect. En este se realiza un sistema de comunicación en tiempo real el cual logra la detección de signos en un 96% con un tiempo de aproximadamente 2.2s, por medio de tres fases; la primera, extracción de características que equivale a una imagen de color verdadero de 24 bits con una resolución de 640 × 480; la segunda, contiene los datos de profundidad, los cuales son obtenidos utilizando un proyector de infrarrojos y una cámara de infrarrojos, ambos instalados en el dispositivo Kinect; la tercera, contrastar la imagen infrarroja adquirida con la original da resultados en una medición de profundidad para cada punto. Se realizan 3 algoritmos para la clasificación; el algoritmo 1 es un K vecinos realizando la normalización de los

datos y traslación a un punto de referencia, el algoritmo 2 coincide con dos signos al realizar alineamientos repetidos entre sus gestos atómicos y el algoritmo 3 calcula la alineación de costo mínimo entre dos signos a partir de un gesto atómico particular (Aujeszky y Mohamad, 2016).

Las ventajas de este dispositivo es su excelente traducción de la lengua de señas árabe sin embargo como desventajas es que es necesario el sensor Kinect y el computador lo que no lo hace un dispositivo del todo portátil, además este avance solo se ha realizado para la lengua de señas árabe.

El estudiante de Ingeniería Física de la Universidad Nacional, Adrián Chamorro, creó un guante traductor por medio de flexómetros ubicados en el dorso de cada uno de los dedos, un acelerómetro igualmente ubicado en el dorso de la mano y un Arduino mega ubicado en la parte distal del antebrazo. Este dispositivo el cual usa una red neuronal artificial como clasificador, es capaz de identificar 10 señas del lenguaje de señas colombiano como lo son: hola, adiós, con gusto, permiso, lo siento, tú y yo. El alcance de este proyecto está en la traducción de diez expresiones sencillas (Colprensa, 2018).

Entre las ventajas se logra la traducción de señas completas de palabras o frases del lenguaje de señas colombiano. Pero como desventajas se presenta la incomodidad del dispositivo ya que su diseño es de gran tamaño causando molestias a la hora de realizar la seña, de igual manera el solo tener 10 expresiones traducidas no permite lograr una comunicación efectiva ya que en un momento la persona con HPNPB no tendrá la suficiente cantidad de palabras para expresarse lo cual no permite la comunicación completa entre oyente - sordo.

Si bien los proyectos ya generados son herramientas muy útiles para la comunicación, en Colombia solo hay dos de estos proyectos ejecutado así se evidencia la necesidad de generar un dispositivo electrónico que permita que la

persona oyente quién no conoce la lengua de señas, logre comprender lo que la persona con discapacidad auditiva quiere comunicarle. El usuario con discapacidad auditiva debe tener implante coclear para garantizar que podrá comprender lo que la persona oyente le trasmite, debe ser mayor de 10 años debido a que la plasticidad neuronal ya tuvo su completo desarrollo y si no se logró una rehabilitación oral exitosa, después de este periodo ya deberá recurrir a la lengua de señas. En el proyecto se selecciona para la traducción el alfabeto dactilológico teniendo como punto de partida que al traducir únicamente gestos de pocas oraciones no se logra generar una comunicación fluida ya que se ve orientado únicamente a las palabras que se pueden traducir, mientras con el alfabeto dactilológico se puede deletrear cualquier palabra que la persona con HPNBP necesite expresar.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

2.1. PROBLEMÁTICA

En el año 2015 el Instituto Nacional para Sordos indicó que por cada 100.000 habitantes hay 2.818 personas discapacitadas registradas en el Registro para la Localización y Caracterización de Personas con Discapacidad, donde el 1.1% tienen alteraciones en la audición (INSOR, 2015).

El Departamento Administrativo Nacional, en el registro de población para la localización y caracterización de las personas con discapacidad en Cundinamarca, arrojó como resultados que de las 80.153 personas que presentan alteraciones por la estructura o funciones corporales; 7.171 personas presentan alteraciones en los oídos y 7.978 personas las presentan en la voz y el habla. De estas personas a sólo 3.231 se le ordenó la asistencia a rehabilitación con terapias de fonoaudiología (DANE, 2010).

El Instituto Nacional para Sordos ha encontrado que aproximadamente el 90% de los niños que nacen con discapacidad auditiva han nacido de familias que son oyentes y en la mayoría de los casos los padres no aprenden la lengua de señas. Este porcentaje genera preocupación ya que con esto se le está negando a los niños sordos la posibilidad de interacción con su entorno (Cubides, 2015). El gobierno Nacional crea el proyecto de acuerdo No. 176 DE 2015 “Por el cual se establecen estrategias de formación gratuita en la lengua de señas y orientación psico-social para familias y/o cuidadores-as de niños, niñas y adolescentes sordos en el distrito capital”, el cual tiene como objetivo lograr fortalecer la comunicación, interacción y convivencia entre las personas con discapacidad auditiva y su entorno cercano y esta oportunidad de aprendizaje no es aprovechado por la comunidad (Alcaldía de Bogotá, 2015).

Teniendo en cuenta la necesidad auditiva para la comunicación de las personas con discapacidad auditiva se crean herramientas como el implante coclear, el cual es un dispositivo electrónico que va ubicado en el oído interno que es colocado mediante un proceso quirúrgico. Este dispositivo tiene el fin de transformar ruidos y sonidos del medio ambiente en energía eléctrica que puede actuar sobre las aferencias del nervio coclear, lo cual desencadena una sensación auditiva. (Brandon, 2013). Teniendo en cuenta lo anterior es importante resaltar que el grado de éxito del implante coclear y el desarrollo del lenguaje oral de los niños sordos que son implantados a la edad apropiada depende de varios factores como como etiología, cantidad de audición residual antes de la cirugía, duración de la sensibilidad, número de electrodos insertados en la cóclea, el tiempo diario de uso del dispositivo y la participación de los padres en el proceso de rehabilitación auditiva, donde esta última viene siendo una de las partes más importantes, los padres juegan un papel de gran valor en cuanto al proceso de crecimiento de los niños, con esto se puede decir también que es una responsabilidad de los padres lograr entender a sus hijos en casa así estos no logren desarrollar completamente su lengua oral y sean remitidos a lengua de señas (Vieira y Martinho, 2013).

Con la información descrita en el estado del arte se identifica una deficiencia en cuanto al uso de tecnología teniendo en cuenta el costo de las soluciones implementadas y el hecho de que los dispositivos no sean portátiles. Se permitió la identificación de causas y efectos que tiene la población de sordos mayores a 10 años al comunicarse con una persona de su entorno familiar que no tenga el conocimiento de la lengua de señas como se ve en la *Figura 1* en donde se describen los efectos como la no integración en las conversaciones del entorno al no comprender la lengua que utilizan, la mala interpretación de la lengua lo cual las personas al no entenderla pueden generar malos entendidos y así mismo las reducidas posibilidades de educación ya que debido a los estratos socio-económicos de esta población 41 personas de cada 100 reportan solo haber alcanzado nivel de educación primaria y en el total un 31% no tienen ningún nivel de escolaridad (RLCPD, 2018).

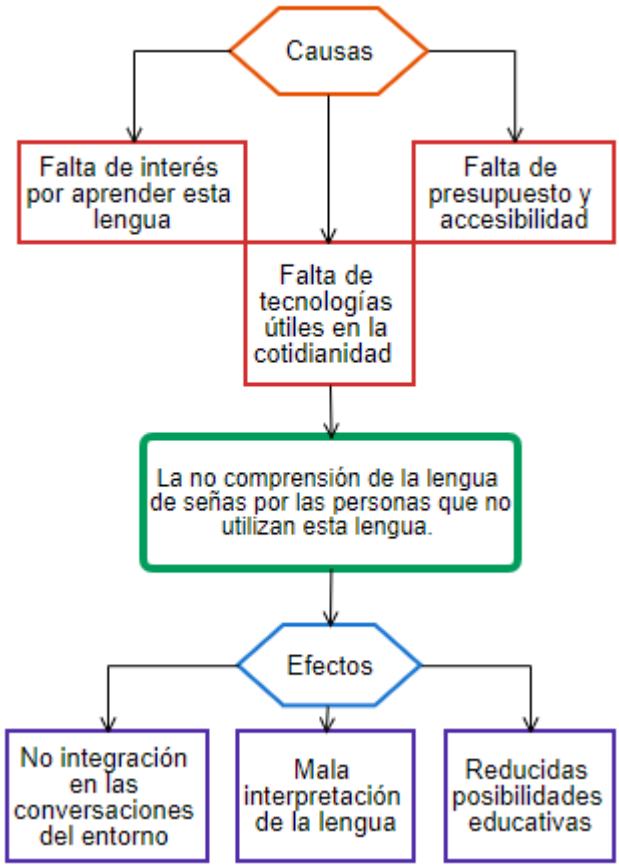


Figura 1. Mapa del problema para el proyecto, causas y efectos. Elaboración propia.

El tener un dispositivo que supla las necesidades descritas en el estado del arte y así mismo que logre la interpretación del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana ayudaría a que las personas que no manejan esta lengua la comprendan y así se logre mitigar los efectos negativos en la comunicación.

Sabiendo que el problema a solucionar es la falta de comprensión de la lengua de señas por parte de las personas que se encuentran en el entorno del sujeto con HPNPB se realiza la propuesta de diseñar e implementar un dispositivo electrónico compuesto por sensores que se encargue de traducir el alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana a la lengua escrita en español para que así la

persona con discapacidad auditiva, mayor de 10 años, con implante coclear y una rehabilitación oral no exitosa pueda ser comprendida en su entorno.

2.2. JUSTIFICACIÓN

Conociendo la problemática en la comunicación entre personas mayores de 10 años que utilizan lengua de señas y las personas de su entono que no comprenden ni utilizan esta lengua, aparece el implante coclear que después de una buena rehabilitación se garantiza que la persona con HPNPB puede escuchar y entender lo que su entorno le exprese sin embargo su rehabilitación oral pudo no ser exitosa y por tal motivo no podrá producir ningún aspecto del habla con sentido oracional.

El recibir la cirugía de implante coclear no asegura que la persona vuelva a escuchar y hablar en ese mismo instante. El paciente debe remitirse a terapias de fonoaudiología y dependiendo de la edad podrá tener un desarrollo de lengua oral exitoso. Los niños de edades de 0 a 5 años que se les ha realizado la cirugía de implante coclear cuentan con una mayor posibilidad de poder producir el habla y la escucha, ya que la plasticidad cerebral permite desarrollar mayor número de habilidades en aprendizaje mientras que las personas mayores de 10 años tienen un aprendizaje más concreto (Bajo y Rodríguez, 2012).

Una encuesta realizada por el Registro para Localización y Caracterización de Personas en el año 2015 mostró como resultados que el 55% de la población sorda menor de seis años no se les lleva a terapias auditivas por razones personales como; creer que no las necesita, el centro de atención queda muy lejos, la falta de dinero o no ha sido autorizado por la aseguradora y no hay quien lo lleve (INSOR, 2014).

De esta forma el proyecto se enfoca en tecnología para la salud de entes

biológicos, el cual es uno de los cuatro ejes temáticos que componen el programa de Bioingeniería de la Universidad El Bosque, esto debido a que el dispositivo propuesto se desarrolla con el fin de poder dar un primer paso para ayudar a personas con discapacidad auditiva y los oyentes para que en un futuro puedan tener una comunicación efectiva sin ninguna barrera. Para dar este primer paso se emplean los principios de ingeniería vistos en la carrera, aplicándolos en los seres humanos y por medio de estos desarrollar una posible solución para la traducción del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana.

En los avances tecnológicos, se han desarrollado equipos que generan algún tipo de incomodidad los usuarios, que no son portátiles y que por tal motivo no pueden ser utilizados en la cotidianidad. El poder acceder a alguna de estas tecnologías tiene un costo elevado y teniendo en cuenta que los estadios en donde se encuentra la mayoría de la población con discapacidad auditiva son bajos no brindan una solución real a la problemática. Por tal motivo se desarrolla un dispositivo traductor del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana a lengua escrita en español, que cumpla con las características de portabilidad, economía y accesibilidad.

3. OBJETIVOS

3.1. GENERAL

Diseñar e implementar un dispositivo electrónico para la mano que permita la traducción del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana a la lengua escrita en español, para sordos mayores de 10 años que utilizan implante coclear y su rehabilitación oral fue poco exitosa, con el fin de que puedan ser comprendidos en su ambiente familiar.

3.2. ESPECÍFICOS

- Identificar las características de los movimientos realizados para representar los gestos utilizados en la lengua de señas colombiana.
- Diseñar un dispositivo que cumpla con las características de ergonomía y portabilidad para la traducción del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana por medio de sensores en las manos.
- Implementar un algoritmo clasificador para el reconocimiento de las señales obtenidas por los sensores en las manos.
- Validar el desempeño del algoritmo clasificador para verificar el porcentaje de aciertos y errores de la traducción.
- Evaluar la funcionalidad en la traducción escrita de la lengua de señas colombiana que se proyecta en una pantalla que tendrá el dispositivo con la asesoría de un experto en lengua de señas.

4. MARCO REFERENCIAL

Para el debido desarrollo del proyecto se deben tener en cuenta conceptos en cada una de las áreas a trabajar. Es importante conocer las generalidades del concepto de lengua, las características de la hipoacusia neurosensorial profunda bilateral, la lengua de señas y la composición de esta en cuando a su fonología, el reconocimiento de señas teniendo en cuenta el modelo de gestos, el acondicionamiento y procesamiento de las señales que sean obtenidas, que son los clasificadores, su función y su rendimiento. También es de importancia tener en cuenta el marco legal en el que se abarca el proyecto.

Teniendo en cuenta lo anterior, la lengua es un sistema que la comunidad humana utiliza para desarrollar la comunicación, la lengua está dotada de convenciones y reglas gramaticales. (Escudero, García y Pérez, 2012).

4.1. HIPOACUSIA NEUROSENSORIAL PROFUNDA BILATERAL (HPNPB)

La hipoacusia neurosensorial profunda bilateral, comúnmente conocida como sordera se define como la capacidad de no escuchar. La pérdida de audición se presenta cuando el umbral de audición en ambos oídos es igual o superior a 25 dB. La pérdida de audición puede ser leve, moderada, grave o profunda *(Figura 2)*. Afecta a uno o ambos oídos y genera dificultades para oír una conversación o sonidos fuertes. Algunas de las personas que presentan esta discapacidad no logran desarrollar el lenguaje oral debido a su condición sensorial lo cual se convierte en una dificultad para ellas, partiendo de esto surge en las comunidades de sordos el sistema de comunicación denominado Lengua de Señas como parte de su proceso histórico y social; dependiendo al país de procedencia, los individuos con HPNPB aprenden la lengua de señas como principal canal de comunicación (Ministerio de Educación e Instituto Nacional para Sordos, 2006).

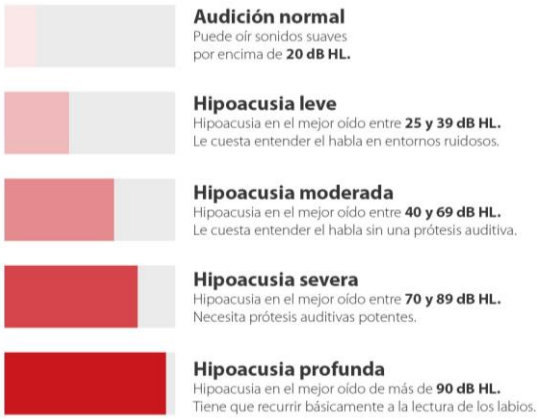


Figura 2. Pérdidas auditivas y su cuantificación en decibeles. Recuperado de: http://alainafflelouaudiologo.com/que-es-la-perdida-auditiva/

4.2. LENGUA DE SEÑAS Y ALFABETO DACTILOLÓGICO

La lengua de señas es el primer método de comunicación empleado por las personas con alteraciones en la audición para interactuar con las demás personas. Está compuesta por un conjunto de estructuras de gestos, movimientos, posturas y expresiones faciales que corresponden a letras y/o palabras. La lengua de señas no tiene una estructura generalizada alrededor del mundo, por lo cual, cada país tiene su propia lengua de señas, en Colombia es la lengua de señas colombiana (LSC) (Instituto Nacional para Sordos, 2009).

Así como en la lengua oral, la lengua de señas tiene algunos parámetros como la fonología, que en la lengua de señas hace referencia a los diferentes signos presentes en una fila de signos de mano *(Figura 5)*. Para determinar el fonema debe cumplir con:

- La configuración, que es la forma de la mano al seguir el signo. Cómo se puede observar en la *Figura 3* ya se tiene una configuración establecida para cada fonema.

- La orientación de la mano, que es hacia donde apunta la palma como se ve en la *Figura 3* la palma de la mano en la letra b va orientada hacía el receptor y la letra c la mano genera una rotación cambiando la rotación de la palma.

Figura 3. Letra b y letra c lengua de señas colombiana. (Instituto Nacional para Sordos, 2009)

- Movimiento, es el movimiento de la mano al hacer el signo (recto, balanceándose, circularmente) como se observa en la letra s se debe realizar un movimiento para representar el fonema *(Figura 4)* (Instituto Nacional para Sordos, 2009).

Figura 4. Letra s lengua de señas colombiana. (Instituto Nacional para Sordos, 2009)

Figura 5. Conjunto de señas del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana. (Instituto Nacional para Sordos, 2009)

Otro parámetro que se debe tener en cuenta para determinar el fonema es la morfología, en las lenguas de señas se tienen morfología derivacional porque no hay inyecciones de tiempo, número o persona. La sintaxis también se debe tener en cuenta ya que se trata principalmente de una combinación de orden de palabras y características no manuales (Instituto Nacional para Sordos, 2009).

Para la gramática de la lengua de señas se debe tener en cuenta tres matrices: la matriz articulatoria, la cual tiene que ver con la postura de la mano, sus partes móviles, su ubicación y orientación; la matriz segmental, que hace referencia al tipo de segmentos en los que puede ser analizada una seña, y finalmente; la matriz de rasgos no manuales que encierra toda la información de carácter gestual que no se realiza con las manos si no que se hace con los ojos, la boca, la nariz, las mejillas, las cejas, la cabeza y el cuerpo, y que refuerza y complementa la seña en las matrices anteriormente mencionadas (Ayala, 2010).

En el alfabeto dactilológico es un sistema de comunicación implementado por la comunidad sorda, el cual consiste en la representación manual para cada fonema del alfabeto. Este sistema puede ser implementado en su versión visual (en el aire o espacio), que es el comúnmente utilizado en las personas con discapacidad auditiva, sin embargo, puede ser utilizado en la versión táctil que es utilizado por las personas sordociegas (Asocide (s.f.).

Por medio del alfabeto dactilológico la persona con discapacidad auditiva puede representar cualquier palabra que requiera en su comunicación, independientemente de la complejidad de esta. Comúnmente es implementado por la comunidad para sustantivos, nombres propios y palabras poco usuales para las cuales no se tiene una representación en la lengua de señas. Es de gran importancia ya que es la escritura del alfabeto ejecutada en el aire, se cuenta con veintisiete posiciones, con variaciones en cada una de estas que son las representaciones exactas de cada fonema y de esta manera se puede realizar un deletreo de cada palabra deseada (Belloch, 2014).

4.3. IDENTIFICACIÓN DE FONEMAS

Teniendo como punto de partida los fonemas del abecedario dactilológico de la lengua de señas, en este proyecto se plantea un sistema de reconocimiento de gestos que por medio de algoritmos formulados y sensores es capaz de interpretar gestos basados en los movimientos realizados por la mano. Para esto se define inicialmente un modelo de gestos apropiado para el contexto y la aplicación, modelo que a su vez permite definir las interacciones entre aplicaciones específicas. Sin embargo, debido a la cantidad de posibles movimientos que pueden ser ejecutados por el cuerpo humano, es importante determinar los tipos de gestos que se analizan y se reconocen. Para el reconocimiento de gestos se han implementado diferentes metodologías como los algoritmos basados en 3D o

los modelos basados en la apariencia; todas basadas en el modelo, el análisis, el reconocimiento, los sistemas y aplicaciones de gestos (Pavlovic et al., 1997).

4.3.1. RECONOCIMIENTO DE GESTOS

En el caso de los gestos de las manos, las estrategias de reconocimiento se pueden dividir en métodos basados en dispositivos de hardware externos, o en métodos basados en visión o apariencia (Zaman y Noor, 2012). En el caso de los métodos basados en hardware, se usan diferentes dispositivos de identificación entre los que se encuentran aparatos como guantes de datos (Gan, Shark, Hall y Zeshan, 2009) o, sensores de movimiento que pueden ser colocados sobre el usuario, o que deben ser sostenido por él para que haya una detección (Mantyla, Mantyjarvi, Seppanen y Tuulari, 2000), por este medio es más sencillo extraer una descripción completa de las características de los gestos, dado que la detección de la mano se da directamente a través de los sensores de los dispositivos (Gingir, 20010). Teniendo en cuenta lo anterior se decide implementar este método de hardware con sensores que permitan la detección de cada movimiento realizado correspondientes a los fonemas del alfabeto dactilológico.

Es posible definir una taxonomía gestual de manos que se adapte al contexto de la interacción humano-computadora y que puede ser de utilidad para establecer el modelo de gestos. Pavlovic et al. (1997) propone una taxonomía en la que los movimientos pueden clasificarse en dos grupos *(Figura 6)*: los no intencionales (aquellos que no transmiten ninguna información significativa), y los que constituyen (que a su vez tienen dos modalidades, los comunicativos y los manipuladores).

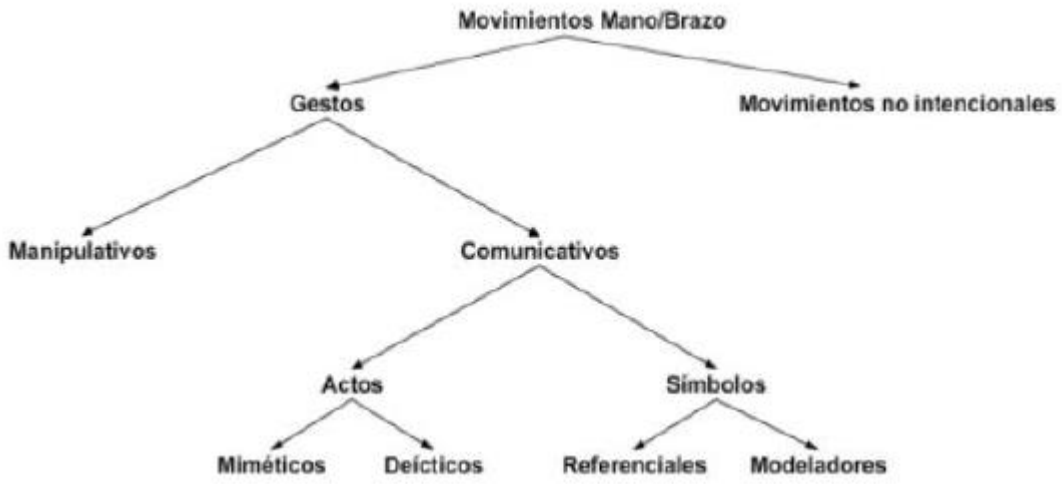


Figura 6. Taxonomía de gestos de manos para interacción hombre-computadora. (Pavlovic et al, 1997)

Considerando lo anterior, algunos autores como Rautaray y Agrawal (2012), y Chen (2009), proponen dos categorías para modelar, y aquellas para modelar espacialmente los gestos: aproximaciones basadas en la apariencia y aquellos que se basan en 3D. La primera categoría utiliza características de imagen 2D para modelar es aspecto visual de la mano y comparar parámetros como lo son la forma, el movimiento y otros rasgos de la mano. Por otro lado, las aproximaciones realizadas a partir de modelos 3D se basan en la cinemática del modelo de la mano y emplean una estrategia de estimación por síntesis para recuperar los parámetros de esta.

4.3.2. ACONDICIONAMIENTO DE LA SEÑAL

Una señal se considera como aquella observación con magnitud física en función del tiempo y espacio de tal modo que la señal contenga información de los procesos (Lindner, 2002). Al realizar la adquisición de las señales representativas de cada uno de los fonemas del alfabeto dactilológico, por medio de sensores que

identifiquen los movimientos que los componen teniendo en cuenta los movimientos de flexión se implementan flexómetros para cada uno de los dedos y se implementa un acelerómetro para los movimientos inerciales. Estas señales deben ser acondicionadas para la debida implementación del dispositivo.

Todas las señales contienen información que se desea extraer o modificar de acuerdo con los requisitos de la aplicación. La necesidad de acondicionamiento de las señales varía ampliamente dependiendo de la funcionalidad del sensor, para el dispositivo traductor se deben tener en cuenta las señales de los flexómetros y del MPU. A continuación, se describen algunos métodos para el acondicionamiento de los acelerómetros y los flexómetros tales como: amplificación, filtrado, linealización, conversión de magnitud, entre otros (*Figura 7)* (Lindner, 2002).

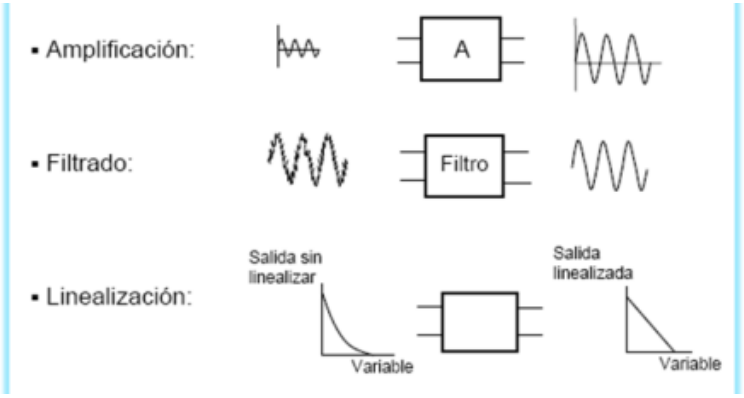


Figura 7. Acondicionamiento de señales. Instrumentación Electrónica

4.3.2.1. AMPLIFICACIÓN DE SEÑALES

La amplificación es el incremento del nivel de tensión para lograr una mejor adaptación al rango del convertidos ADC incrementando así la resolución de la medida y la sensibilidad *(Figura 8)*.

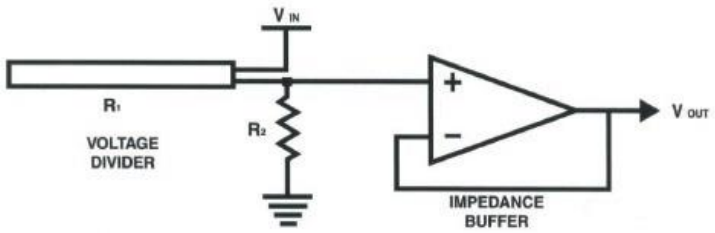


Figura 8. Amplificador de señales. Funcionamiento del flexómetro. (Spectrasymbol, 2017)

La *Ecuación 1* se implementa con el fin de conocer el voltaje resultante después del paso de la señal por el amplificador (Acondicionamiento de señales, 2013).

$$Vout = Vin\left(\frac{R1}{R1 + R2}\right) \qquad (1)$$

4.3.2.2. FILTRADO DE SEÑALES

El filtrado se realiza para rechazar ruido no deseado dentro de un determinado rango de frecuencias. También se utiliza para evitar el aliasing de las señales de alta frecuencia. Los filtros digitales son un sistema lineal e invariante en el tiempo que modifica el espectro de frecuencia de la señal de entrada X(w), según la respuesta que tenga la frecuencia H(w) (función de transferencia) (Acondicionamiento de señales, 2013).

En cierto sentido H(w) funciona como una función de ponderación o conformación espectral para los diferentes componentes frecuenciales. Hay dos tipos de filtros digitales los **FIR** que se caracterizan por ser sistemas no recursivos, puede producir cambios en la magnitud sin girar la fase, es decir, la magnitud y fase son independientes; y los filtro **IIR** que se distinguen por tener retroalimentación en la

señal de salida, es decir “inyectan” parte de la salida en la entrada como medio de control del sistema. Esta metodología de funcionamiento supone que la respuesta al impulso del sistema, en teoría nunca decae a cero (Acondicionamiento de señales, 2013).

Un filtro FIR de orden L se describe mediante la *Ecuación 2*.

$$y(n) = a_0X(n) + a_1X(n-1) + a_2X(n-2) + \cdots + a_LX(n-L) \quad (2)$$

Donde a_L son los coeficientes del filtro y a partir de estos se obtiene la función de transferencia del filtro (*Ecuación 3*) (Acondicionamiento de señales, 2013).

$$F(z) = \sum_{k=0}^{L-1} a[k]z^{-k} \quad (3)$$

Este tipo de filtrado no tiene retroalimentación y la respuesta al impulso H(w) es de duración finita (Acondicionamiento de señales, 2013).

Los filtros IIR se pueden expresar mediante la *Ecuación 4*.

$$y[n] = \sum_{k=0}^{L-1} a[k]X[n-k] + \sum_{k=1}^{L-1} b[k]Y[n-k] \quad (4)$$

Por ende, su ecuación de transferencia es de la siguiente forma (*Ecuación 5*)

$$F(z) = \frac{\sum_{k=0}^{L-1} a[k]z^{-k}}{1 - \sum_{k=1}^{L-1} b[k]z^{-k}} \quad (5)$$

4.3.2.3. LINEALIZACIÓN DE SEÑALES

La Linealización: Este proceso se realiza cuando los sensores producen señales de tensión que no están linealmente relacionadas con las medidas físicas haciendo una interpretación matemática de la señal del sensor (Acondicionamiento de señales, 2013).

4.3.3. PROCESAMIENTO DE SEÑALES

Para definir el Procesamiento Digital de Señales (PDS) se debe tener en cuenta que las señales pueden ser representadas tanto en el dominio temporal como en el dominio de la frecuencia. Para muchos métodos y aplicaciones de procesamientos de diferentes señales, incluidos filtrado y el análisis espectral, es útil tener la representación de las señales en el dominio del tiempo. (Meyer-Baese,2007)

El procesamiento digital de señales es un área de la ciencia y la ingeniería en la que tanto los aportes teóricos como de aplicación continúan extendiéndose desde y hacia varias áreas del saber. Este procesamiento digital se refiere al proceso de modificación de una señal digital en un sistema realizado para destacar diferentes características de la señal que tienen algún significado especial para una aplicación en particular (Lindner, 2002), en el caso de este proyecto se destacan los fonemas del alfabeto dactilológico teniendo en cuenta que cada uno se compone de 8 señales que forman una señal característica para ser modificada.

Las señales en ciencia e ingeniería tienen una naturaleza analógica, es decir, tanto las variables independientes de las funciones que las representan como sus valores son continuos, lo que matemáticamente se representan como f(t). En el procesamiento digital de estas señales requieren ser transformadas *(Figura 9)* de entrada a un formato digital, es decir, a funciones f(n). La conversión de analógico

al digital se realiza en una etapa llamada analógica-digital(A/D) (Proakis y Manolakis, 1998).

Figura 9. Procesamiento digital de una señal analógica. Introducción a las señales y los sistemas. Elaboración propia.

La señal digital es tratada en el procesador digital, que puede ser desde un computador, pasando por sistemas basados en microcontroladores, hasta circuitos digitales específicos diseñados para realizar las tareas de procesamiento deseadas; sin embargo, las configuraciones programables tanto en software como en hardware reconfigurable son las que han brindado al procesamiento digital (Lyons, 2001).

El último paso del procesamiento digital consiste en convertir la salida del bloque procesador a una señal analógica, lo que ocurre gracias a un conversor digital analógico (D/A) (Lindner, 2002). Existen diferentes métodos y estrategias de procesamiento y análisis empleados con carácter general, para el tratamiento de los datos registrados en la fase experimental (Lyons, 2001).

El análisis de sistemas discretos lineales e invariantes en el tiempo se puede hacer de dos maneras, la descomposición de la señal de entrada en señales elementes cuya respuesta es conocida o la solución de la ecuación de diferencias (James, 2002). Para el concepto de descomposición el análisis es el siguiente X(n) puede expresarse como una suma ponderada de funciones elementales (*Ecuación 6*) (James, 2002).

$$x(n) = \sum_{k} C_k x_k(n) \qquad (6)$$

Donde C_k son los pesos de la descomposición de la señal X(n). Si la respuesta del sistema en reposo a $X_k(n)$ es $y_k(n)$, es decir (*Ecuación 7*)

$$y_k(n) = T[x_k(n)] \quad (7)$$

Entonces con la propiedad de linealidad se obtiene (*Ecuación 8*)

$$y(n) = T\{x(n)] = T\left[\sum_k C_k x_k(n)]\right] = \sum_k C_k T[x_k(n)] = \sum_k C_k y_k(n) \quad (8)$$

Finalmente, si el sistema es lineal la respuesta y(n) del sistema a una entrada X(n) es igual a la suma ponderada de las respuesta $y_k(n)$ a cada una de las componentes $X_k(n)$ en que se puede descomponer X(n) en esta descomposición la elección de las funciones elementales dependerá de las características de las funciones a evaluar (James, 2002).

Para sistemas discretos descritos mediante ecuaciones de diferencias con coeficientes constantes son una subclase de los sistemas recursivos y no recursivos. Considere el sistema (*Ecuación 9*)

$$y(n) = ay(n-1) + x(n) \quad (9)$$

Donde el coeficiente a es constante y el sistema es invariante en el tiempo. Para la media acumulativa el coeficiente es dependiente del tiempo y el sistema es entonces variante en el tiempo (James, 2002).

Otro análisis puede ser la correlación, es una operación que se utiliza para medir la similitud entre dos secuencias en la que se puede usar la correlación cruzada, en donde dos secuencias x(n) y y(n) ambas reales y de energía finita se define como (*Ecuación 10*)

$$r_{xy}(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k+n)y(k), n = 0 \pm 1, \pm 2, \ldots \quad (10)$$

El índice es el parámetro de desplazamiento o retardo en el tiempo y los subíndices xy indican cuales señales han sido correlacionadas (*Ecuación 11*) de esta forma se obtiene que

$$r_{yx}(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} y(k)x(k-n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} y(k+n)x(k) = r_{xy}(-n) \quad (11)$$

Por lo tanto, $r_{yx}(n)$ es correlación $r_{xy}(n)$ reflejada con respecto a n=0. (James, 2002)

Para la autocorrelación donde y(n) es igual a x(n) se define como la secuencia (*Ecuación 12*)

$$r_{xx}(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(n)x(k-n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k+n)x(k) \quad (12)$$

Si x(n) y y(n) son señales causales finitas de longitud N la correlación puede expresarse como (*Ecuación 13*)

$$r_{xy} = \sum_{k=max\{n,0\}}^{N+min\{0,n\}-1} x(k)y(k-n) \quad (13)$$

El análisis en el dominio de la frecuencia, el objetivo de este es describir la distribución de la potencia contenida en una señal, mediante el análisis de un conjunto finito de datos (Oppenheim y Schafer, 1989). También proporciona mecanismos para la extracción de componentes de una función periódica sinusoidal. El espectro de las señales continuas periódicas se analiza por medio de series de Fourier, para la síntesis de la señal y el análisis se implementan las siguientes ecuaciones (*Ecuación 14* y *Ecuación 15*)

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_k e^{j\Omega_0 kt} \qquad (14)$$

$$Ck = \frac{1}{T_p} \int_{to}^{to+Tp} x(t) e^{-j\Omega_0 kt} dt \qquad (15)$$

El espectro de estas señales abarca frecuencias de menos infinito a infinito donde las señales periódicas solo se encontrarán frecuencias “discretas” múltiplos de $F_o=1/T_p$ donde T_p es el periodo fundamental de la señal (James, 2002). Para las señales discretas periódicas con periodo fundamental N puede tener componentes frecuenciales separados por $w = 2\pi/N$ radianes o f=1/N ciclos. Utilizando series de Fourier de estas señales se obtiene que para la síntesis de una señal la *Ecuación 16* (James, 2002):

$$x(n) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k e^{\frac{j2\pi kn}{N}} \qquad (16)$$

Otro proceso para el procesamiento de señales es el ensamble average, el cual para poder entenderlo se debe entender el proceso estocástico, este proceso es análogo a tratar una variable aleatoria sin embargo donde el valor de una variable aleatoria puede tomar ciertos números con varias probabilidades los valores de un proceso estocástico se manifiestan como forma de onda. Estos procesos estocásticos pueden ser discretos o continuos. Es importante comprender también

el concepto de valor esperado el cual es el valor que durante un largo periodo de tiempo se espera que tenga su variable aleatoria.

Teniendo en cuenta lo anterior el ensamble average en un proceso estocástico es el promedio del conjunto el cual es el valor esperado, es decir dada una gran cantidad de pruebas es la forma de onda promedio que resultaría de un proceso estocástico (Cayar y Kavvas, 2009).

Matemáticamente se puede demostrar cómo (*Ecuación 17*)

$$E[X(t)] = \mu x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x * Px_t(x)dx \qquad (17)$$

4.3.4. CARÁCTERÍSTICAS INGENIERILES

En el aprendizaje automático, la minería de datos y el análisis de datos, una característica es un atributo o variable usada para describir algunos aspectos de los datos. Las características informativas son la base para el análisis de datos. Son útiles para describir los objetos subyacentes y para distinguir y caracterizar diferentes grupos de objetos.

Las características pueden ser de varios tipos que incluyen categórica que es un conjunto de valores discretos, ordinal que es un conjunto de características ordenadas y numérica que es un conjunto de valores numéricos. El tipo de característica seleccionada para el proyecto son las numéricas ya que son conjuntos de datos numéricos que representan información relevante de las señales. Los diferentes tipos de características requieren diferentes análisis debido a las diferencias estructurales en sus dominios (Dong & Liu, 2018).

Las características ingenieriles incluyen temas como transformación de características, generación de características, extracción de características,

selección de características, análisis y evaluación de características, metodología de ingeniería de características automática general, aplicaciones de ingeniería de características.

4.3.4.1. SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

La selección de características se trata de seleccionar un pequeño conjunto de características de un conjunto muy grande de características. El tamaño reducido del conjunto hace que sea computacionalmente factible usar cierto algoritmo. L selección de características también puede conducir a una calidad mejorada en el resultado de esos algoritmos. El objetivo final de extraer y seleccionar las características es conseguir la mayor separabilidad entre clases y un aprendizaje más rápido puesto que en muchas ocasiones se disponen de muchos datos redundantes o que no aportan información a la hora de definir la clase objetivo.

Se pueden diferenciar características por su relevancia, irrelevancia y redundancia. Se considera una característica irrelevante cuando el conocimiento de su valor no aporta nada para predecir la clase objetivo. Las características redundantes son aquellos que no aportan la suficiente información y pueden ser eliminados. La redundancia es definida en términos de dependencia que existe entre los atributos, los atributos que están altamente correlacionados se dice que son redundantes (Dong & Liu, 2018).

Los métodos de selección se pueden clasificar de distintas maneras. Las clasificaciones más consideradas son dos. Según el tipo de evaluación que hacemos, individual (cada característica se le asigna un valor según su grado de relevancia) o por subgrupos (se producen subconjuntos de características que se evalúan según una medida y se comparan con el mejor anterior subconjunto) y según la relación del método con el algoritmo de aprendizaje.

La clasificación basada en la relación entre el algoritmo de selección el método de aprendizaje que se use para inferir el modelo.

- Técnicas de filtro: Se calcula la relevancia de las características y se eliminan los menos relevantes. Lo bueno o malos que son las características se calcula solo en función de las propiedades intrínsecas de los datos sin haber una relación con el algoritmo de aprendizaje. Su complejidad computacional es menor (Spasova, 2017).
- Técnicas de envoltorio (weappers): La evaluación del subconjunto de variables se obtiene mediante aprendizaje y evaluación de un clasificador. El clasificador es una caja negra, no es consciente de que se está realizando la selección. Hay cierto riesgo de sobre aprendizaje (Spasova, 2017).
- Técnicas embebidas: El algoritmo de aprendizaje del clasificador incluye la búsqueda del subconjunto óptimo de variables. El algoritmo de aprendizaje es consciente de que se está realizando la selección. Tiene un menor coste computacional con respecto a las técnicas wrappers (Spasova, 2017).

Para la técnica de filtros que no dependen del algoritmo de aprendizaje, sino que solo dependen de las propiedades de los datos, se pueden evaluar los datos mediante una combinación lineal de la ganancia de información. La medida de evaluación de las características utilizada es la ganancia de información, por ello se deben dar las siguientes explicaciones para la mejor comprensión de los métodos de selección utilizados. La entropía denota el nivel de incertidumbre que presenta una distribución X, cuanta más entropía más incertidumbre. La entropía que denotamos como (X) se define como (*Ecuación 18*):

$$H(X) = -\sum_{x \in X} p(x) \log\big(p(x)\big) \qquad (18)$$

Si todos los eventos de una variable aleatoria son igual de probables entonces la entropía es máxima, lo que es lo mismo, una incertidumbre máxima. Puesto que se trabaja con atributos discretos se tiene que, (x) = $\frac{\#x}{N}$, siendo N el número total de eventos y #x el número de eventos de tipo x.

La información mutua o ganancia de información, $I(X;\mathrm{Y})$,de dos variables es una cantidad que mide la dependencia entre dos variables, es decir, mide la reducción de incertidumbre de una variable, X, debido al conocimiento del valor de otra variable o dicho de otra manera la información compartida entre ambas. La entropía puede verse como un caso particular de la ganancia de información, cuando X e Y son iguales ($X;\mathrm{Y}$) = $H(X)$ (Spasova, 2017).

4.3.4.2. FÓRMULA PARA EVALUACIÓN DE CARACTERÍSTICAS

La fórmula utilizada para la evaluación de las características recogiendo los métodos de selección de 15 de ellas basada en la entropía, más concretamente los que son combinaciones lineales de está (*Ecuación 19*).

$$J(X_K) = I(X_K;Y) - \beta \sum_{j \in s} I(X_j;X_K) + \gamma \sum_{j \in s} I(X_j;X_K|Y) \qquad (19)$$

Siendo Y la clase objetivo, X los atributos, S el conjunto de atributos seleccionados y X_K la característica que estamos evaluando (Spasova, 2017).

En primer lugar, se debe a explicar el significado de cada uno de los sumandos de la anterior formula:

- (X_K;Y): Es la ganancia de información que hay entre la característica evaluada y la clase objetivo, on el fin de ver si el valor es grande la característica k es relevante con respecto a la clase. Este valor es independiente de las características que se hayan seleccionado, es decir evalúa cada característica de forma individual.
- $\sum_{j\epsilon S} I\left(X_j\ ;\ X_K\right)$: Es la ganancia de información de la característica evaluada k con respecto a cada una de las características que ya están seleccionadas. Si la ganancia es muy alta la información que nos aporta dicha característica viene proporcionada por alguna característica o un subconjunto de características ya escogidas. Viene a definir la redundancia o correlación entre características.
- $\sum_{j\epsilon S} I\left(X_j\ ;\ X_K|Y\right)$: Ela ganancia de información entre un par de características dada la clase Y. El objetivo es aumentar la información complementaria entre características. Si la característica evaluada comparte mucha información con las características ya seleccionadas dada la clase objetivo es un dato positivo para seleccionar dicha característica.

Según los parámetros β y γ que se utilicen el método dará más o menos relevancia en disminuir la redundancia entre características en aumentar la información complementaría entre ambos. Los parámetros β y γ definirán realmente el método que se esté usando (Spasova, 2017).

Los métodos que pueden utilizarse son los siguientes:

- **MIM: Mutual Information Maximisation**

  Es el método más sencillo, el método 'MIM', consiste solo en el primer sumando de la formula general, o cuando los valores de los parámetros β y γ en la fórmula general valen 0. Se trata de realizar un ranking de características según la ganancia de información con la clase objetivo Y. De esta forma se evalúa cada característica de forma independiente con

respecto a las demás. En este caso se le indica al algoritmo cuantos atributos deseamos seleccionar y nos quedamos con los N mejores (*Ecuación20*) (Spasova, 2017).

$$J_{mim}(X_K) = I(X_K; Y) \qquad (20)$$

- **MIFS: Mutual Information Maximisation**

Utiliza la ganancia de información para calcular la relevancia, pero incluye otro término para penalizar la redundancia entre características. De esta forma se intenta conseguir una baja correlación entre los atributos que se van seleccionando (*Ecuación 21*) (Spasova, 2017).

$$J_{mifs}(X_K) = I(X_K; Y) \; - \beta \sum_{j \in s} I(X_j; X_K) \qquad (21)$$

- **MRMR: Minimum Redundacy Maximum Relevance**

Es una forma particular del 'MIFS', la fórmula es la misma la diferencia es el valor de β = $\frac{1}{|s|}$. De esta forma el valor del parámetro es inversamente proporcional al tamaño del conjunto de atributos seleccionados. Cuanto más grande es el conjunto mayor creencia se tiene de la independencia entre atributos (*Ecuación 22*) (Spasova, 2017).

$$J_{mrmr}(X_K) = I(X_K; Y) \; - \frac{1}{|s|} \sum_{j \in s} I(X_j; X_K) \qquad (22)$$

- **JMI: Join Mutual Information**

Este caso utiliza β = 1/|S| y γ = 1/|S|, por lo que cuanto mayor es nuestro subconjunto menos relevancia se les da a estos dos sumandos y asumimos que habrá más correlación entre las características seleccionadas. A su

vez, también reducimos la importancia de la ganancia condicionada más independencia entre características (*Ecuación 23*) (Spasova, 2017).

$$J_{jmi}(X_K) = I(X_K;Y) - \frac{1}{|s|}\sum_{j \in s} I(X_j;X_K) + \frac{1}{|s|}\sum_{j \in s} I(X_j;X_K|Y) \quad (23)$$

- **CMI: Conditional Mutual Information**

  Se define con la fórmula general utilizando β = (0,1) y γ = (0,1). Se da una importancia según el valor que queramos asignarles a los parámetros a la redundancia entre características y la ganancia de información entre características dada la clase objetivo (*Ecuación 24*) (Spasova, 2017).

$$J_{cmi}(X_K) = I(X_K;Y) - \beta\sum_{j \in s} I(X_j;X_K) + \gamma\sum_{j \in s} I(X_j;X_K|Y) \quad (24)$$

- **CIFE: Condicional Infomax Feature Extraction**

  Se define con la fórmula general utilizando β = 1 y γ = 1. Se da una importancia máxima a la redundancia entre características y la ganancia de información entre características dada la clase objetivo (*Ecuación 25*) (Spasova, 2017).

$$J_{cife}(X_K) = I(X_K;Y) - \sum_{j \in s} I(X_j;X_K) + \sum_{j \in s} I(X_j;X_K|Y) \quad (25)$$

4.3.5. CARACTERÍSTICAS ESTADÍSTICAS

A continuación, se presentan algunas características estadísticas que se pueden extraer en el dominio del tiempo y en el de la frecuencia, siendo estas un conjunto de datos significativos de la señal (Nayana & Geethanjali, 2017),

Existen características estadísticas en el dominio del tiempo como:

- El valor absoluto medio: Es el promedio absoluto de datos para un segmento de longitud L (*Ecuación 26*) (Nayana & Geethanjali, 2017).

$$MAV = \frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L}|y_i| \qquad (26)$$

- Longitud de forma de honda: Proporciona información de frecuencia del segmento de datos (*Ecuación 27*) (Nayana & Geethanjali, 2017).

$$WL = \sum_{i=1}^{L}|y_i - y_{i-1}| \qquad (27)$$

- Cruce por cero: Proporciona información sobre la frecuencia de cuantas veces la señal cruza por cero (*Ecuación 28*) (Nayana & Geethanjali, 2017).

$$ZC = (y_i > 0 \;\&\&\; y_{i+1} < 0)||(y_i < 0 \&\& y_{i+1} > 0) \quad |yi - yi+1| \geq \in \qquad (28)$$

- Cambio de pendientes: Caracteriza la frecuencia midiendo la cantidad de veces que cambia de pendiente (*Ecuación 29*) (Nayana & Geethanjali, 2017).

$$SSC = (y_i > \; y_{i-1} \&\& y_i > y_{i+1}||(y_i \&\& y_i < y_{i+1)} \quad y_i - y_{i-1}| \geq \in \qquad (29)$$

- RMS: Proceso aleatorio Gaussiano de amplitud modelada (*Ecuación 30*) (Nayana & Geethanjali, 2017).

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{L}|y_i|^2} \qquad (30)$$

- Promedio: La media de un segmento indica la amplitud del segmento (*Ecuación 31*) (Nayana & Geethanjali, 2017).

$$M = \frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L} y_i \qquad (31)$$

- Varianza: Mide indirectamente la distribución de datos de la media del segmento. Representa la variabilidad de una serie de datos respecto a su medida. El resultado es la unidad de medida en la que se miden los datos, se elevada al cuadrado (*Ecuación 32*) (Nayana & Geethanjali, 2017).

$$VAR = \frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L} |y_i - \mu|^2$$

$$\mu = \frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L} y_i \qquad (32)$$

- Desviación Estándar: Es la raíz cuadrada positiva de la varianza (*Ecuación 33*) (Nayana & Geethanjali, 2017)

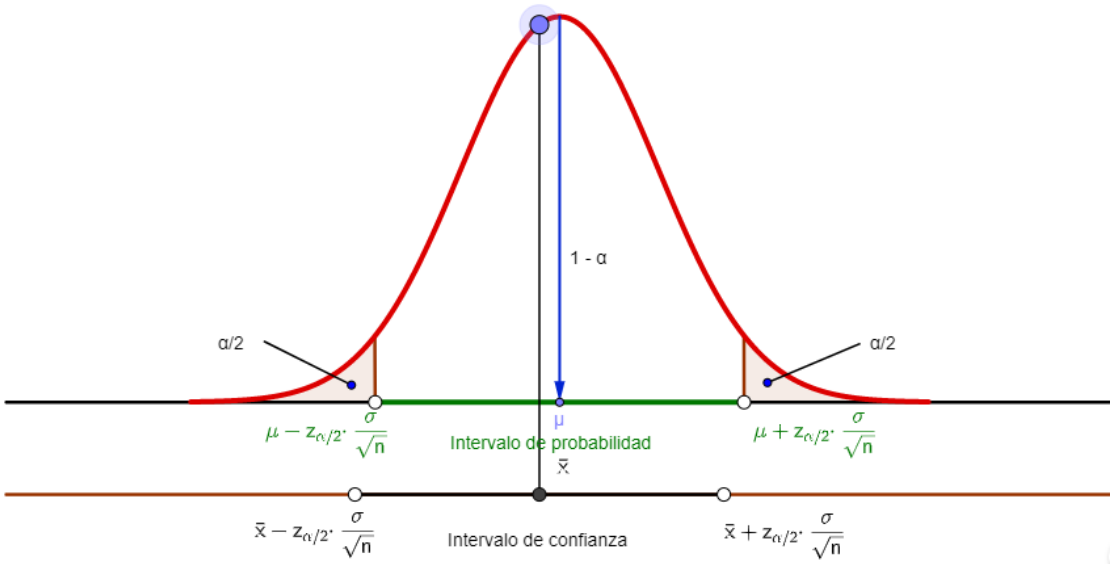
$$STD = \sqrt{\frac{1}{L}\sum_{i=1}^{L} |y_i - \mu|^2} \qquad (33)$$

Las tareas del algoritmo de reconocimiento intentan inferir de patrones en la señal, información contenida de forma implícita. Por ejemplo, de una señal de voz puede reconocerse tanto el mensaje hablado, como el hablante. En imágenes médicas pueden utilizarse algoritmos para reconocer tejidos malignos y benignos o en imágenes industriales pueden ser reconocidos caracteres, formas de productos, el ensamblaje correcto de partes, entre otros (Lindner, 2002).

4.3.5.1. HERRAMIENTAS ESTADÍSTICAS IMPLEMENTADAS

La primera herramienta estadística que se implementa es la fórmula del tamaño de muestra, con el fin de seleccionar un nivel de confianza y un margen de error. Se debe conocer que el intervalo de confianza es un intervalo en torno a la estimación

obtenida, teniendo el nivel de significación fijado se tiene la confianza de encontrar el auténtico valor del parámetro estimado (*Figura 10*). Y así con todos los intervalos que podemos construir a partir de todas las muestras del mismo tamaño. La confianza se mide en términos de probabilidad: 0,95, 0,99 (nivel de significación α = 5%, 1%). Para un intervalo de confianza del 95% significa que, si se extrae un número determinado de muestras del mismo tamaño de una población con un parámetro de valor constante, el 95% de los intervalos de confianza construidos a partir de esas muestras contendrán el valor del parámetro que buscamos y el 5% restante no lo contendrán (García et al, 2013).



Valor de Z_α	1.28	1.65	1.69	1.75	1.81	1.88	1.96
Nivel de confianza	80%	90%	91%	92%	93%	94%	95%

Figura 10.Intervalo de confianza con su valor de nivel de significación fijado. (García et al, 2013)

También se implementó el análisis de varianza de un factor, después de realizar la extracción de características por cada una de las estrategias propuestas, también conocido como ANOVA. El objetivo de este es poder evaluar la repetibilidad y

reproducibilidad de los datos obtenidos de la extracción de características para esto se realiza el ANOVA. Cómo resultado se selecciona como característica una que sea repetible y reproducible donde el valor de p tienda a cero o que el valor p sea diferente de cero, pero menos que el valor crítico de f, del cual se desprende un componente intragrupo (realizar la comparación entre el mismo grupo) y otro intergrupos (realizar la comparación de un grupo con otro) (*Figura 11*), por lo tanto, se analiza la variabilidad de las características tomadas en cada estrategia (Rutherford, 2004)

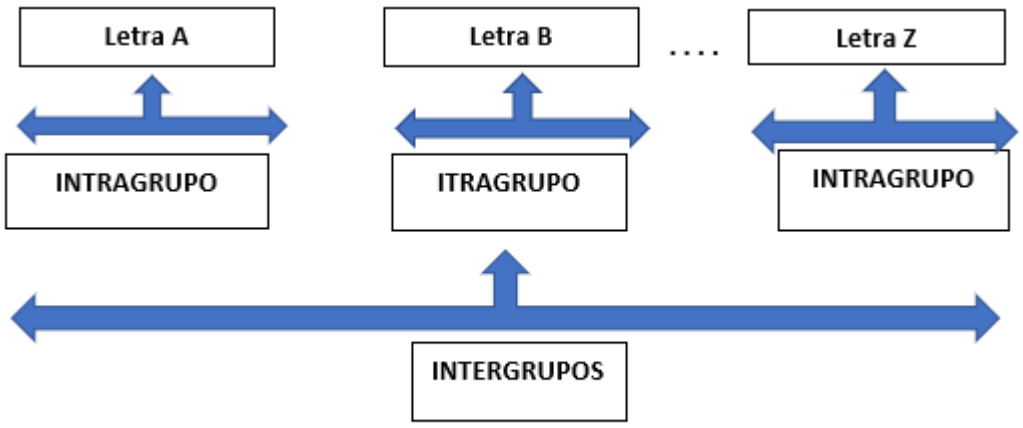


Figura 11. Componente intragrupo y Componente intergrupos. (Rutherford, 2004)

Esta prueba evalúa dos enunciados acerca de dos o más medias de población, los cuales se denominan hipótesis nula e hipótesis alternativa, esto con el fin de que se utilicen los datos de la muestra para determinar si se puede rechazar la hipótesis nula. La hipótesis nula es cuando es cuando los valores evaluados tienden a ser iguales (*Ecuación 34*) y la hipótesis es cuando los valores evaluados son diferentes (*Ecuación 35*), de esta forma determinar la probabilidad del comportamiento de las características (Rutherford, 2004).

$$Ho = \theta 1 = \theta 2 \qquad (34)$$

$$Ha = \theta 1 \neq \theta 2 \quad (35)$$

Luego de definir la hipótesis, se evalúa si estas se encuentran dentro de la región de rechazo de la distribución Fisher como se puede observar en la *Figura 12.*

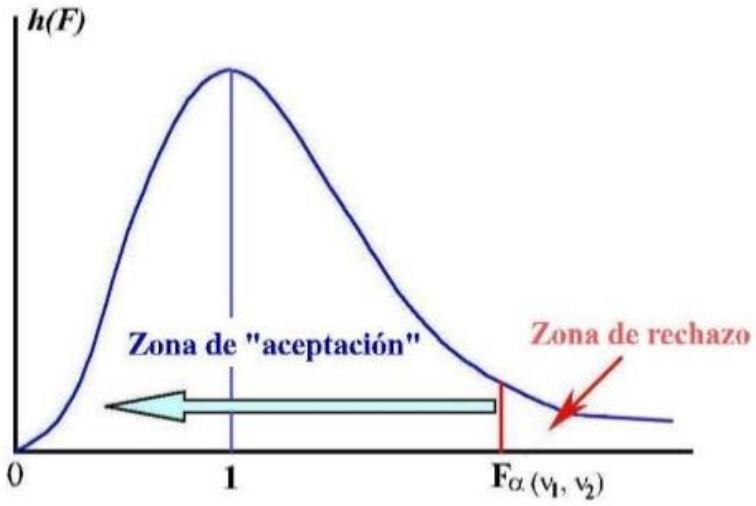


Figura 12. Distribución Fisher y región de rechazo. (Rutherford, 2004)

Posteriormente se procede a determinar los indicadores que permiten evaluar las hipótesis para poder establecer la repetibilidad y reproducibilidad del método, así se obtiene el valor crítico F que corresponde al área bajo la curva de la región de rechazo. Un valor F correspondiente a los grados efectivos de libertad de la cantidad de grupos evaluados, este valor F establece el valor P o área bajo la curva de la probabilidad de que las hipótesis planteadas se presenten. Si el valor P es menor que el valor critico F, la hipótesis nula o alternativa se encuentra dentro de la región de significancia, la magnitud del valor P depende de cómo se presentan las hipótesis nula o alternativa en el método. Por lo tanto, si el valor P tiende a infinito quiere decir que el análisis de varianzas apoya la hipótesis nula donde los valores de las características son iguales a los del patrón de medición y a partir de ello se infiere que el método es repetible y reproducible. Se debe tener en cuenta que el valor P puede tomar valores distintos de cero, lo cual indica que

los valores arrojados son diferentes del valor programado en el patrón y presentan variabilidad, así que no se acepta la hipótesis alternativa y se dice que el método no cumple con los indicadores de repetibilidad y reproducibilidad. En la *Figura 13* se resumen las interpretaciones del valor P en el análisis de varianzas ANOVA (Rutherford, 2004).

Análisis Repetibilidad y reproducibilidad del método		
Valor P	Región significancia	R&R
Si valor P tiende a 0	Hipótesis Nula	Si
Si valor P diferente de 0 y menor que Valor Crítico F	Hipotesis alternativa	Si
Si valor P mayor que valor crítico F	Fuera de región de significancia	No

Figura 13. Interpretación valor P análisis de varianzas ANOVA.

4.3.6. CLASIFICADORES

Como se ha mencionado anteriormente, se realiza la implementación de un algoritmo de reconocimiento o clasificador para encontrar los patrones de la señal representativa de cada fonema y poder interpretarlo de forma correcta una vez este sea generado por la persona con discapacidad auditiva.

Un clasificador, para este caso, es poder lograr que el fonema realizado por la persona con discapacidad auditiva sea reconocido y asignado a una de las clases disponibles (cada una de las letras). Estos fonemas van a estar definidos por una serie de características y para poder clasificarlos se deben definir las fronteras entre cada una de las clases (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018).

El proceso de clasificación consta de las siguientes fases *(Figura 14)* independientemente del tipo del clasificador:

- Reunir las muestras de las clases y elegir las características (vector de características) que sean apropiadas y se calculan.
- El conjunto de vectores de características se usa para entrenar el clasificador y se calculan las fronteras de las clases.
- Se extraen las mismas características de los objetos desconocidos a clasificar.
- El clasificador usa las fronteras calculadas durante el entrenamiento para decidir a qué clases pertenecen los vectores de características de los objetos que queremos reconocer. (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018)

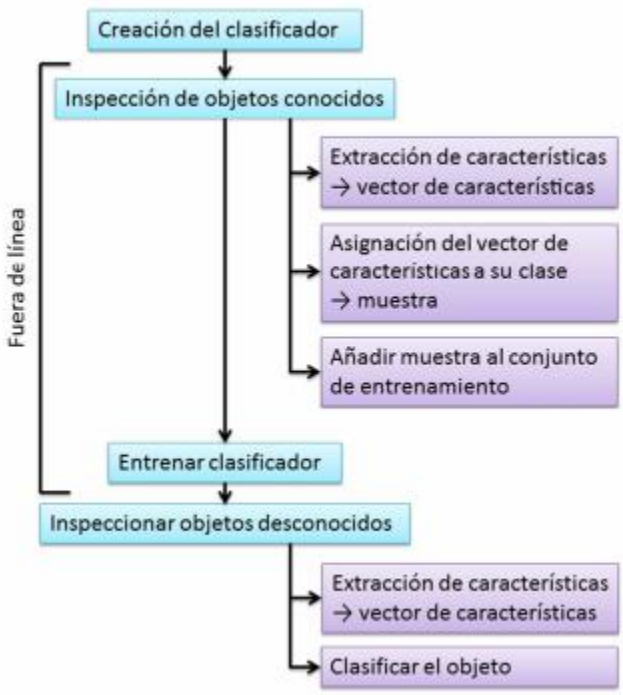


Figura 14. Pasos del proceso de entrenamiento y uso de un clasificador. (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018)

Para empezar a desarrollar este algoritmo se debe tener en cuenta el tamaño, la calidad y la naturaleza de los datos. Depende de qué desea hacer con la respuesta. Depende de cómo se hayan traducido los cálculos del algoritmo en

instrucciones para el equipo que está usando (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018).

Dependiendo de lo anterior se pueden tener en cuenta las variantes del aprendizaje automático este puede ser aprendizaje supervisado, este tipo de algoritmos hacen predicciones basadas en un conjunto de ejemplos, cada ejemplo usado para el entrenamiento se etiqueta con el valor de interés. Un algoritmo de aprendizaje supervisado busca patrones en esas etiquetas de valor. El aprendizaje sin supervisión organiza los datos de alguna manera o describe su estructura, esto puede significar agruparlos en clústeres o buscar diferentes maneras de examinar datos complejos para que parezcan más simples u organizados. El aprendizaje de refuerzo, esta variación de algoritmo elige una acción en respuesta a cada punto de datos. El algoritmo de aprendizaje también recibe una señal de recompensa un poco más adelante, que indica cómo de buena fue la decisión. Según esto, el algoritmo modifica su estrategia para lograr la mayor recompensa (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018).

Además de tener en cuenta el tipo de variación se deben tener otro tipo de consideraciones como (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018):
:

- ***Tiempo de entrenamiento***: la cantidad de minutos u horas necesarios para entrenar un modelo varía mucho según el algoritmo. A menudo este tiempo depende de la precisión. Además, algunos algoritmos son más sensibles a la cantidad de puntos de datos que otro.
- ***Linealidad***: Muchos algoritmos de aprendizaje automático hacen uso de la linealidad. Los algoritmos de clasificación lineal suponen que las clases pueden estar separadas mediante una línea recta. Entre ellos, se encuentran la regresión logística y las máquinas de vectores de soporte. Los algoritmos de regresión lineal suponen que las tendencias de datos

siguen una línea recta. Estas suposiciones no son incorrectas para algunos problemas, pero en otros disminuyen la precisión.

- ***Cantidad de parámetros***: Son números que afectan al comportamiento del algoritmo, como la tolerancia a errores o la cantidad de iteraciones, o bien opciones de variantes de comportamiento del algoritmo. El tiempo de entrenamiento y la precisión del algoritmo a veces pueden ser muy sensibles y requerir sólo la configuración correcta. Normalmente, los algoritmos con parámetros de números grandes requieren la mayor cantidad de pruebas y errores posible para encontrar una buena combinación. La ventaja es que tener muchos parámetros normalmente indica que un algoritmo tiene mayor flexibilidad. A menudo, puede lograr una precisión muy alta. Siempre y cuando se encuentre la combinación correcta de configuraciones de parámetros.
- ***Cantidad de características***: Para ciertos tipos de datos, la cantidad de características puede ser muy grande en comparación con la cantidad de puntos de datos. Una gran cantidad de características puede trabar algunos algoritmos de aprendizaje y provocar que el tiempo de entrenamiento sea demasiado largo.

4.3.6.1. ALGORITMO K-VECINOS

El algoritmo k- vecinos (k-NN) es un clasificador que se define por poder clasificar ejemplos sin etiquetar siendo asignados en la clase de ejemplos en donde sus etiquetas sean similares. Si bien es un concepto simple, ha sido utilizado en aplicaciones de reconocimiento óptico, facial e identificando datos biométricos para detectar proteínas o enfermedades. La letra k es un término variable que implica que podría usarse cualquier número de vecinos más cercanos. Cuando se elige el número k es necesario tener un conjunto de datos de entrenamiento compuesto por ejemplos que ya se encuentren clasificado en varias categorías. En general, los clasificadores vecinos más cercanos son utilizados para tareas de

clasificación donde las características y las clases pueden llegar a ser numerosas. Este tipo de algoritmo presenta fortalezas como que es simple y efectivo, no realiza suposiciones sobre la distribución de datos y entrenamiento rápido, entre las debilidades requiere la selección de un k apropiado y presenta una clase de clasificación lenta. Una de las maneras para calcular la distancias (*Ecuación 36*) entre los vecinos y la muestra variable es la distancia euclidiana. Luego de realizar el cálculo de las distancias se toman los vecinos más cercanos y se clasifica a partir de la moda de estos (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018).

$$dist(p,q) = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + (p_2 - q_2)^2 + \cdots + (p_n - q_n)^2} \quad (36)$$

Luego de tener en cuenta lo anterior se procede a realizar el algoritmo, cuando este ya se encuentra terminado se hace una separación de datos, ya que, si la selección del modelo y el error verdadero deben ser calculados simultáneamente, la separación se hace en tres conjuntos (entrenamiento, prueba y validación). Para el algoritmo clasificador utilizado en el dispositivo se tiene una matriz de 1269 muestras las cuales son divididas como se muestra en la *Figur 15* (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018).

Figura 15. División de los datos para el clasificador. (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018)

- El conjunto de **entrenamiento**, el cual se usa para ajustar los parámetros del clasificador y construir el modelo.

- El conjunto de **prueba**: se usa solamente para evaluar el desempeño de clasificación final de un clasificador completamente entrenado. Este conjunto debe ser lo suficientemente significativos y de la evaluación de este se reporta la eficacia del modelo.
- El conjunto de **validación** se usa para seleccionar un clasificador de entre varios que han sido entrenados. Esta validación puede ser simple, cruzada, leave one out y boostrap. La validación implementada fue la validación cruzada, en esta se comprueba si los resultados del análisis son independientes de la partición. Esta se realiza dividiendo el conjunto en x grupos diferentes seleccionando uno de esos grupos como prueba y las muestras restantes son el conjunto de entrenamiento este proceso se repite x veces cambiando el conjunto de prueba y entrenamiento. En cada repetición se evalúan los índices de rendimiento, se promedian teniendo como resultado el rendimiento real del clasificador (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018).

Cada uno de estos conjuntos deben corresponder a un porcentaje acorde de acuerdo con cada una de sus funciones. El conjunto de entrenamiento debe ser el de mayor cantidad de datos ya que con este es con el cual se construye el modelo del clasificador y así mismo el conjunto de prueba es ya el final que deseamos clasificar y va a indicar la funcionalidad y eficacia del modelo. Después de separar el conjunto de entrenamiento se seleccionan los otros dos conjuntos y el primero para ser probado es el conjunto de validación, al terminar se ingresan esos datos al conjunto de entrenamiento y se realiza la prueba final de viernes.

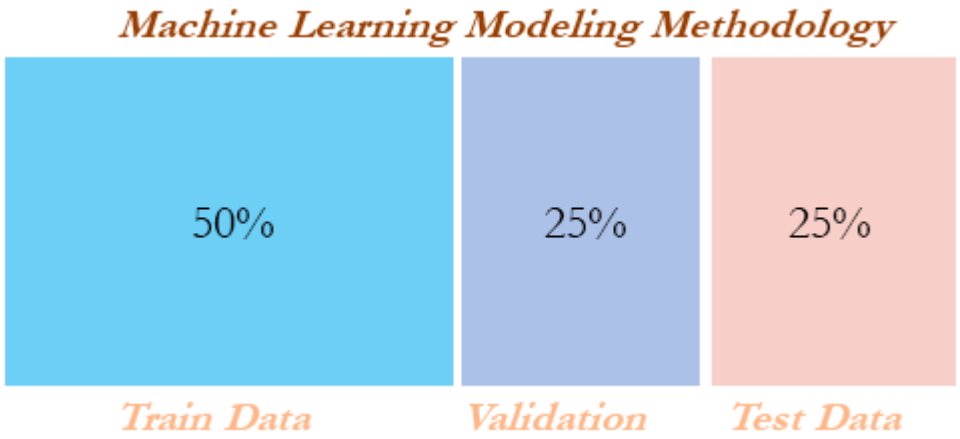


Figura 16. Porcentaje que debe tener cada uno de los conjuntos para los datos del clasificador. (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018)

4.3.6.2. EVALUACIÓN DE RENDIMEINTO DE CLASIFICADORES

Posterior al entrenamiento se realiza una evaluación de rendimiento del modelo. Un índice de desempeño es una función que provee una medida de calidad de un clasificador y generalmente se calculan a partir de la matriz de confusión. En la *Tabla 1* se muestra el número de instancias que se encuentran bajo cada una de estas cuatro categorías (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018).

		Predicción	
		Positivo	Negativo
Observación	Actual verdadero	positivo verdadero (VP)	falso negativo (FN)
	Actual falso	falso positivo (FP)	negativo verdadero (VN)

Tabla 1. Matriz de confusión. Elaboración propia.

Las instancias positivas y negativas que un clasificador predice correctamente se denominan positivos verdaderos (VP) y negativos verdaderos (VN), respectivamente. De forma similar, las instancias clasificadas incorrectamente se denominan falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN).

$$Sensibilidad = \frac{VP}{VP + FN} \quad (37)$$

$$Especificidad = \frac{VN}{VN + FN} \quad (38)$$

.

$$Exactitud = \frac{VP}{VP + VN + FP + FN} \quad (39)$$

$$Precisión = \frac{VP}{VP + FP} \quad (40)$$

Con estas instancias se puede hallar índices como:

- Sensibilidad determina la efectividad del clasificador para identificar la clase positiva, es la capacidad de que cuando se realice una letra a se muestre como a. (*Ecuación 37)*
- Especificidad determina la efectividad del clasificador para identificar la clase negativa. Es decir, detectar las letras que no son la que se desea clasificar (*Ecuación38)*
- Exactitud determina la efectividad global de una clasificación, es decir generaliza el rendimiento de la capacidad del modelo de acertar. Es la capacidad de que cada vez que se realice el mismo gesto correspondiente a un fonema este sea clasificado como el fonema que representa. (*Ecuación 39)*

- Precisión da concordancia entre las etiquetas de clase con las etiquetas positivas dadas por el clasificador. Indica la dispersión del conjunto de los valores obtenidos es decir la capacidad de clasificar la misma letra al hacer el mismo gesto. (Ecuación 40) (Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning, 2018).

4.4. MARCO NORMATIVO

Los dispositivos médicos han sido considerados de gran importancia para la atención sanitaria y la mejora de la salud de la población mundial. Por tal motivo deben regirse de acuerdo con ciertas normas, leyes, decretos y resoluciones.

En el Decreto 4722 de 2005 “por el cual se reglamenta el régimen de registros sanitarios para uso humano” se establece el marco normativo para este tipo de tecnologías en la salud. En el cual se indica que los dispositivos médicos son instrumentos tecnológicos para ser utilizados en seres humanos (Ministerio de la Protección Social, 2005).

El concepto anterior es un poco global para el dispositivo a desarrollar en el proyecto por tal motivo se verifica la clasificación de los equipos médicos teniendo en cuenta los riesgos que representen, esta clasificación se fundamenta en los riesgos relacionados con el uso y el posible fracaso de los dispositivos con base en la combinación de varios criterios tales como, duración de contacto con el cuerpo, grado de invasión y efecto local contra efecto sistémico (Figura 17 y Figura 18) (Ministerio de Salud y Protección Social, 2013).

- Clase I: Son aquellos dispositivos médicos de bajo riesgo y que no representan un riesgo parcial no razonable de enfermedad o lesión.

- Clase IIA: Son los dispositivos médicos de riesgo alto, sujetos a controles especiales en la fase de fabricación para demostrar su seguridad y efectividad.
- Clase IIB: Son los dispositivos médicos de riesgo alto, sujetos a controles especiales en el diseño y fabricación para demostrar su seguridad y efectividad.
- Clase III: Son los dispositivos médicos de muy alto riesgo, destinados a proteger o mantener la vida o para un uso de importancia sustancial en la prevención del deterioro de la salud humana, o si su uso presenta un riesgo potencial de enfermedad o lesión.

De la anterior clasificación se puedo ver que el dispositivo diseñado en este proyecto es de clase I ya que no presenta ningún riesgo para la salud de la persona que lo va a utilizar.

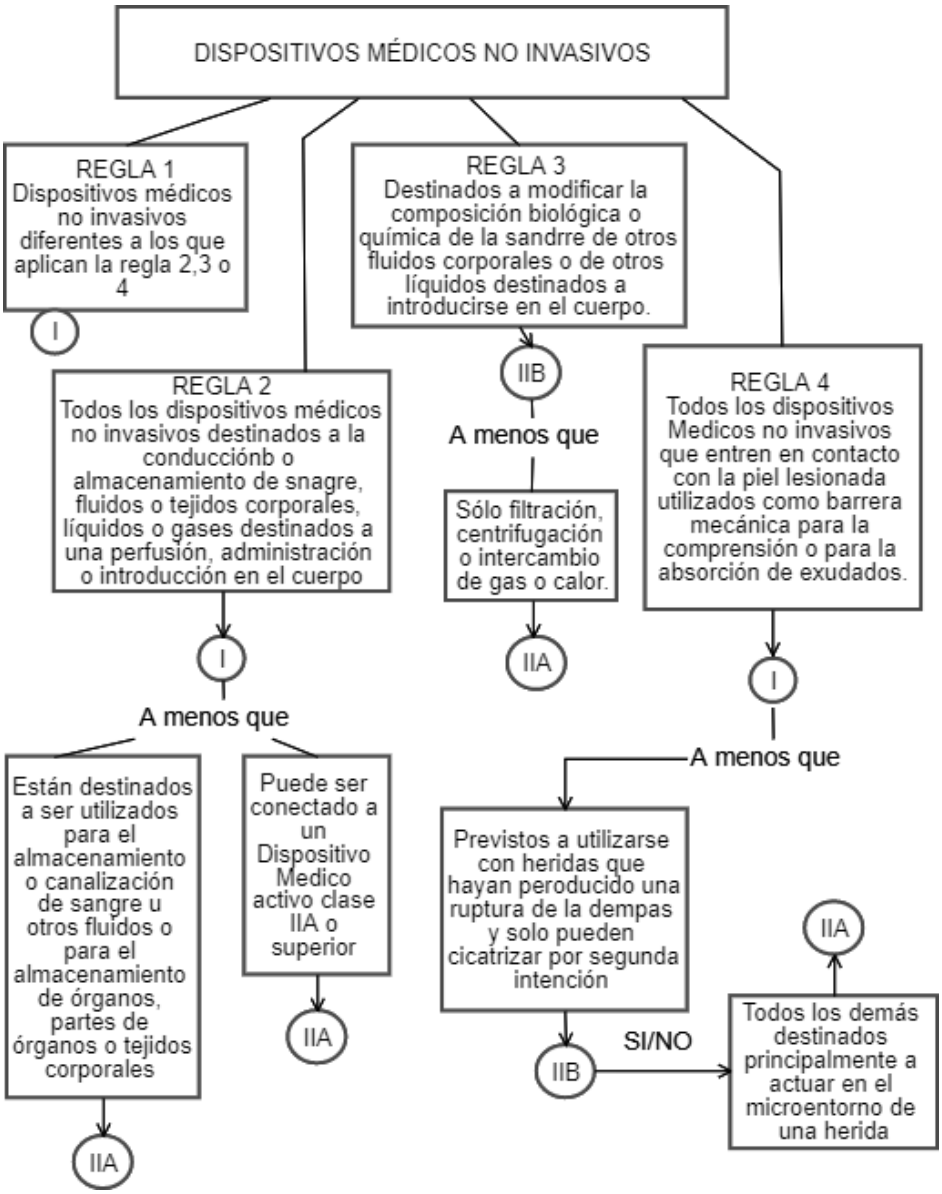


Figura 17. Clasificación dispositivos médicos no invasivos. ABC de Dispositivos médicos. Elaboración propia

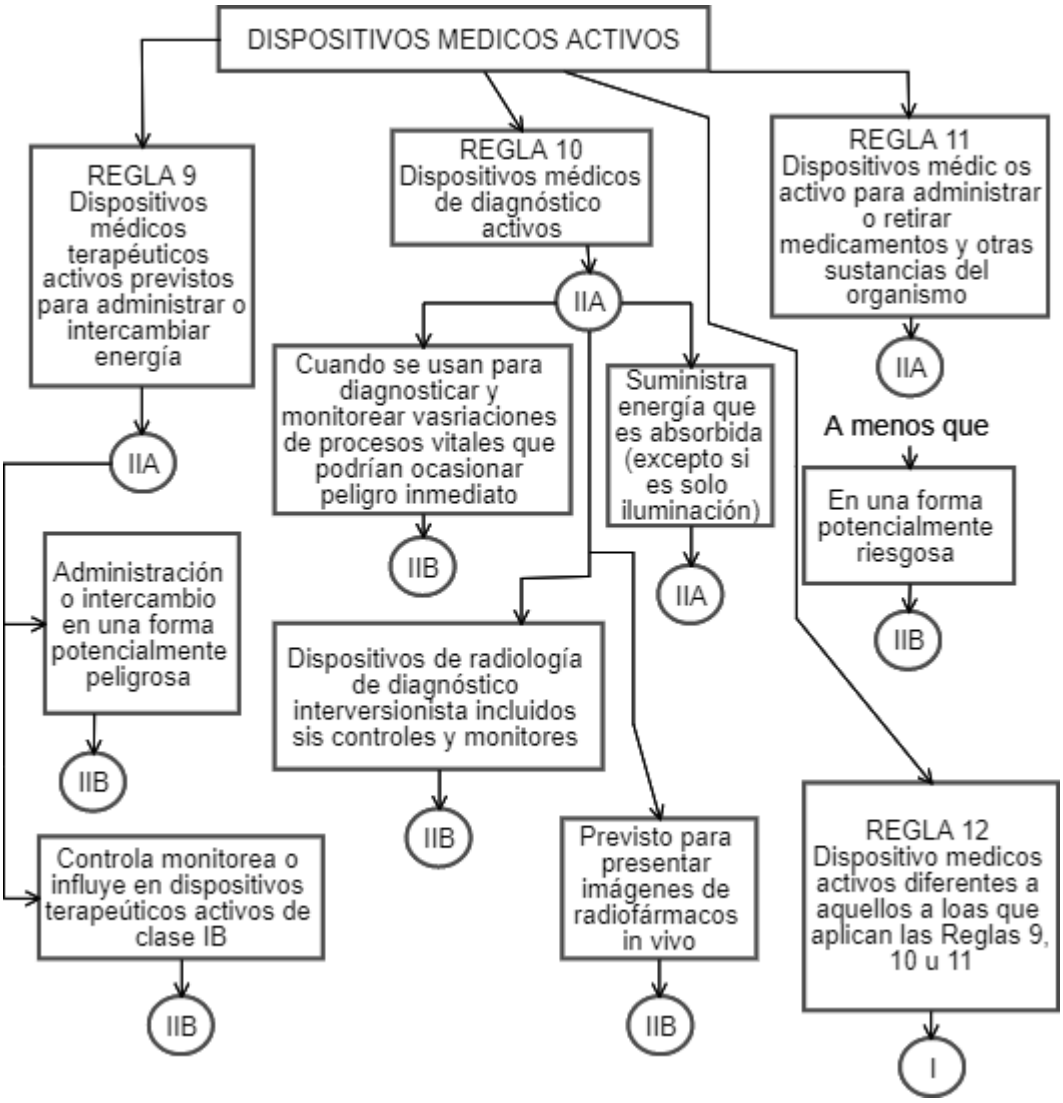


Figura 18. Clasificación dispositivos médicos activos. ABC de Dispositivos médicos. Elaboración propia

5. ALCANCE

El alcance de este proyecto es ser un elemento facilitador para la comunicación entre la población con alteraciones auditivas y la población de oyentes, teniendo en cuenta que las personas no oyentes deben ser mayores de 10 años con implante coclear y que además utilicen la lengua de señas como método principal de comunicación por no lograr una rehabilitación oral completa. Esto con el fin de mejorar la interacción, comprensión y ejecución del proceso comunicativo a partir de un dispositivo electrónico que logre la traducción de todas las letras del alfabeto dactilológico utilizando un guante con sensores en cada uno de los dedos y uno en la parte dorsal de la mano que registran cada movimiento necesario para identificar cada uno de los fonemas.

6. POBLACIÓN Y MUESTRA

La población a la que va dirigida este proyecto es a personas mayores de 10 años con implante coclear que no tuvieron una rehabilitación oral exitosa y como medio comunicativo con su grupo familiar utilizan lengua de señas. En ocasiones no todas las personas de su entorno logran aprender ni conocer la lengua de señas lo ocasiona que en algunos casos sean discriminadas.

Para esta población con el dispositivo podemos ofrecer la posibilidad de que la comunicación sea bilateral efectiva pues se daría una interiorización, análisis y respuesta del receptor.

7. METODOLOGÍA

El desarrollo del proyecto se dividió en 5 fases diferentes, las cuales son planteadas teniendo en cuenta los objetivos del proyecto identificando las tareas y actividades que se realizan para el cumplimiento de estos. En la *Figura 19* se observan las fases metodológicas para la realización de este proyecto y una descripción de cada una de ellas.

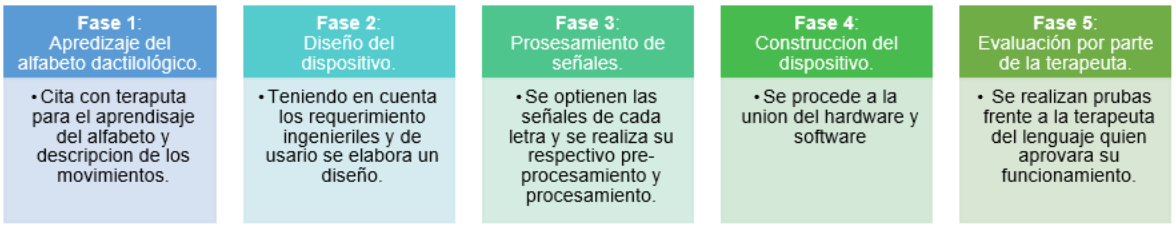


Figura 19. Fases de la metodología planteada para la realización del proyecto. Elaboración propia.

7.1. FASE 1: APRENDIZAJE ALFABETO DACTILOLÓGICO

El aprendizaje del alfabeto dactilológico constituye la primera fase del proyecto, siendo esta una fase de gran importancia ya que de este aprendizaje es de donde serán extraídas las señales representativas de cada fonema y se deben aprender los fonemas de la forma correcta de realizarlos. La toma de señales no se realiza con una persona que tenga implante coclear y discapacidad auditiva ya que se debía contar con una persona permanentemente para el desarrollo del proyecto por las pruebas realizadas, también debido al protocolo ético de trabajo con pacientes y dado que el dispositivo se encuentra en una fase de prototipo inicial en donde se realiza una primera etapa para un futuro desarrollo. Por estos motivos los fonemas fueron enseñados por una terapeuta del lenguaje experta en lenguaje de señas colombiano y aprendido por la estudiante Camila Andrea Mambrú Barrera. Se realizan 4 sesiones con la terapeuta cada una de 1 hora, en las que se enseña el alfabeto dactilológico del lenguaje de señas colombiano, se ajusta la morfología de la mano, la velocidad y se realizan prácticas de deletreo para cada uno de los fonemas. Para ejecutar de una forma correcta la seña se debe tener en

cuenta el grado de flexión de los dedos, la posición de la mano que debe ser realizada en el recuadro comunicativo el cuál se encuentra de la mitad del pecho hacía arriba para que el receptor observe el gesto. Luego de esto se realiza una descripción (*Tabla 2*) de la matriz articulatoria de cada fonema del alfabeto dactilológico del lenguaje de señas colombiano, en una tabla de 28 por 3 en la que se muestra la letra del alfabeto, el fonema y la descripción de la matriz articulatoria. Esta matriz tiene el objetivo de poder identificar los movimientos presentes en cada una de las letras para poder identificar requerimientos del dispositivo.

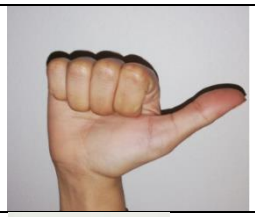
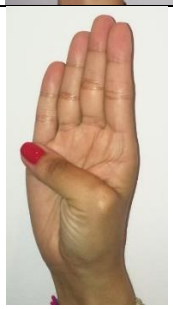
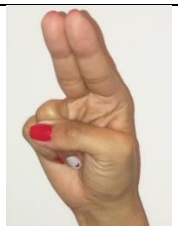
LETRA	**IMAGEN**	**DESCRIPCIÓN**
a		
b		
..		
z		

Tabla 2. Esquema de tabla para la descripción de la matriz articulatoria de cada fonema. Elaboración propia

7.2. FASE 2: DISEÑO DEL DISPOSITIVO.

En esta fase se realizan encuestas a una población de 20 personas que tienen discapacidad auditiva y cuentan con las características anteriormente mencionadas, en el caso de los menores de edad la encuesta fue diligenciada por su acudiente teniendo en cuenta la opinión del menor y la personal. El formato de la encuesta realizada se muestra en la *Figura 20*. Esta en cuenta se realiza con el fin de identificar si se ve como necesidad tener un dispositivo que permita la comunicación sordo – oyente referente a la experiencia que tiene cada una de las personas, dos de las preguntas son cualitativas para extraer las características y necesidades de cada uno de los usuarios desde su individualidad.

Anteproyecto Bioingeniería

La siguiente encuesta permitirá saber los requerimientos del usuario para la propuesta plateada del diseño e implementación de un dispositivo electrónico que permita la traducción de lengua de señas colombiana a la lengua escrita en español para sordos con implante coclear con poco éxito en rehabilitación oral.

Esta encuesta va dirigida a personas con alteración auditiva y su núcleo familiar.

*Esta encuesta esta bajo la ley 1581 del 2012 que constituye el marco legal de la protección de los datos personales en Colombia, teniendo en cuenta esto no se divulgaran ninguno de los datos personales incluidos en la encuesta.

NOMBRE:_____. EDAD:_____.

GENERO:_____.

1. Como siente usted que su alteración auditiva le ha afectado en su experiencia personal, profesional y académica.
   _____
   _____
   _____
   _____

2. Usted utilizaría el dispositivo traductor de lengua de señas en su vida cotidiana.
   SI___
   NO___

3. Que características cree necesarias para el dispositivo.
   _____
   _____
   _____
   _____

Encuesta realizada por: Camila Andrea Mambrú Barrera – Mariana Alejandra Rodríguez Torres

Figura 20. Diseño de la encuesta aplicada a los usuarios. Elaboración propia.

Los resultados obtenidos de esta encuentras son la parte principal para el levantamiento de requerimientos del usuario ya que es importante tener en cuenta las sugerencias y aportes de la población a la cuál va diseñada el proyecto.

Adicionalmente en esta fase se plantean los diseños para el desarrollo del dispositivo traductor del alfabeto dactilológico de la lengua de señas teniendo en cuenta la extracción de requerimientos, el diseño conceptual y el diseño de detalle. Se analiza que el dispositivo debe contar con tres partes para lograr el objetivo planteado; una que se encargue de tomar la observación de la señal que se está realizando, una parte en donde sea procesada esta señal y al ser traducida la letra se necesita una parte en la cual se pueda ver dicha traducción, y una vez se realice la traducción se inicia nuevamente el proceso cómo se puede observar en la *Figura 21*. De esta manera las partes del dispositivo son: lector de señas, unidad de procesamiento y visualización.

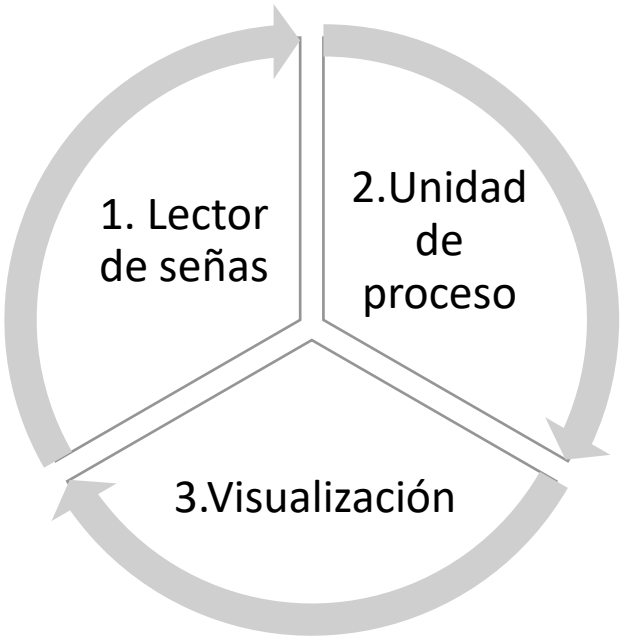


Figura 21. Fases del dispositivo. Elaboración propia.

7.2.1. LECTOR DE SEÑAS

El lector de señas es la sección encargado de capturar las señales de cada uno de los fonemas, se decide cubrir esta zona por medio de un guante que facilite la ubicación de los implementos electrónicos que deban ser utilizados, así que se realiza la toma de las medidas anatómicas, de la mano de la estudiante Camila Andrea Mambrú Barrera en la que se tienen en cuenta las mediciones del largo de los dedos hasta los nudillos, el ancho de la articulación interfalángica proximal, el ancho de la articulación interfalángica en el caso el pulgar, el largo de la mano desde el tercer nudillo hasta la muñeca, el ancho de la mano y el ancho de la muñeca, siguiendo la *Figura 22.* Esto con el fin de que los sensores escogidos siempre se encuentren en una ubicación específica para que los datos obtenidos en cada letra y la repetición de esta no se afecte por el cambio de posición del sensor.

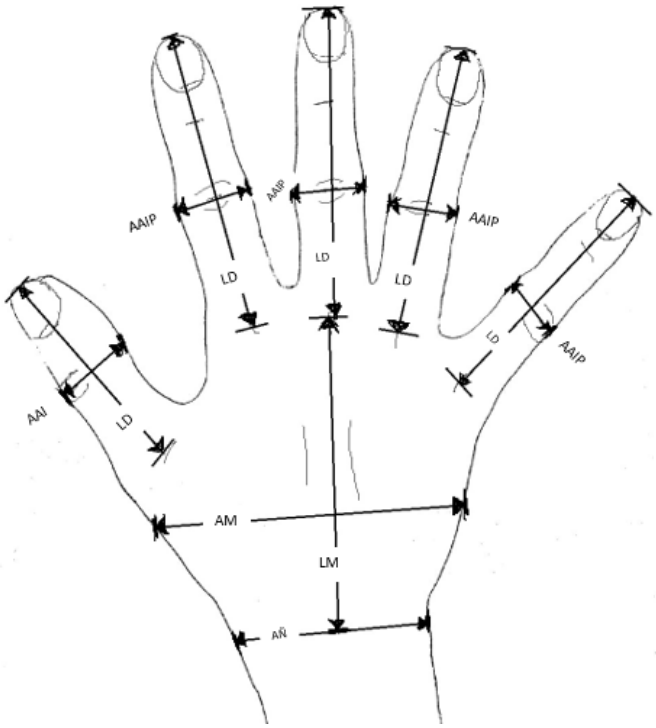


Figura 22. Diseño de plantilla para la toma de medidas anatómicas donde AAIP (ancho de la articulación interfalángica proximal), LD (Largo del dedo), AAI (ancho de la articulación interfalángica), AM (ancho de la mano), LM (Largo de la mano), AÑ (ancho de la muñeca). Elaboración propia

Para la selección de los sensores se realiza un cuadro de decisión en el cual se evalúan las características del largo, el ancho, el precio, la accesibilidad y la funcionalidad para cada uno de los sensores que podrían implementarse. Cada una de estas características es evaluada de 1 a 5 siendo 1 como el valor más bajo y 5 el que cumple al 100% la necesidad *Tabla 3*. La característica del tamaño se selecciona debido a que se necesita un sensor que su tamaño le permita estar situado en el dorso de la mano sin que sea incómodo para el usuario, la accesibilidad hace referencia a que tan fácil es poder conseguir el sensor en el mercado y la funcionalidad hace referencia a que el sensor cuente con aspectos electrónicos importantes tales como las escalas de trabajo, los bytes adecuados, la corriente y el voltaje de funcionamiento y la presencia de interfases seriales.

Sensor	Tamaño	Accesibilidad	Precio	Funcionalidad	Total

Tabla 3. Cuadro de decisión para la selección de los sensores. Elaboración propia.

Posteriormente se realiza comparación de materiales textiles para la elaboración del guante, en la que se evalúan las características de elasticidad, permeabilidad, tenacidad y precio en diferentes telas. A cada característica se le evalúa de 1 a 5, siendo 5 el material que mejor cumple la característica para la necesitas y 1 el que menos la cumple. De esta manera se evaluará el material que presente mayor comodidad y el que se clasifique con mayor puntaje será escogido para la construcción del guante *Tabla 4*.

Tela	Elasticidad	Permeabilidad	Tenacidad	Precio	Total

Tabla 4. Cuadro de decisión para la selección de material textil. Elaboración propia.

7.2.2. UNIDAD DE PROCESAMIENTO

La unidad de procesamiento es la sección en la que está incluida el microprocesador, el cableado interno y componentes electrónicos diferentes a los sensores del dispositivo. Los componentes electrónicos que acompañan los sensores son seleccionados a partir de la sugerencia de los autores del datasheet. Por el contrario, el microcontrolador fue seleccionado teniendo en cuenta las siguientes características y calificando cada una de ellas de 1 a 5 donde 5 es el valor con mejor calificación; el tamaño hace referencia a las dimensiones del microcontrolador siendo calificado como 5 el de menor tamaño y 1 el de mayores dimensiones, memoria hace referencia a la capacidad para almacenar datos siempre y cuando el módulo se encuentre alimentado calificando con 5 la mayor memoria, precio calificando como 5 el que se más económico, velocidad hace referencia a la frecuencia a la que puede ejecutar actividades que se le asignen calificando con 5 el que tenga mayor velocidad y la portabilidad que hace referencia a que tan cómodo es el microcontrolador para ser transportado. Los microcontroladores que se evaluaron fueron Arduino Uno, Nano y Mega.

Microcontrolador	Tamaño	Memoria	Precio	Velocidad	Portabilidad	Total

Tabla 5. Cuadro de decisión para la selección del microcontrolador. Elaboración propia.

A cada característica se le evalúa de 1 a 5, siendo 5 el mejor y 1 el peor. De esta manera el microcontrolador con mayor puntaje será escogido para la construcción del guante *Tabla 5*. Después de decidir los componentes se realiza el esquema del circuito para posteriormente imprimir en una baquelita. Después de la selección de todos los materiales, se realiza el diseño de la estructura externa para proteger las estructuras electrónicas. Para la implementación de este diseño se evalúan las características de: dureza haciendo referencia a el grado de resistencia que opone un material, accesibilidad se refiere a que tan fácil es de

conseguir en el mercado, precio evaluando como favorable el que sea más económico, resistencia al impacto que se refiere a la resistencia a romperse al tener un choque con una carga y estabilidad dimensional como la propiedad de los materiales de retener su forma y tamaño. Estas fueron evaluadas de 1 a 5, siendo 5 la mejor calificación para las características en los materiales acrílico, MDF y spectra *Tabla 6*.

Material	Dureza	Accesibilidad	Precio	Resistencia al impacto	Estabilidad dimensional	Total

Tabla 6. Cuadro de decisión para la selección del material para la estructura externa. Elaboración propia.

7.2.3. VISUALIZACIÓN

La sección de visualización es en la cual se refleja el resultado obtenido de la traducción del fonema, se realiza el respectivo diseño para la protección de la LCD y el material a trabajar será el seleccionado de la *Tabla6.*

7.3. FASE 3: PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES

7.3.1. ESTIMACIÓN DEL TAMAÑO DE MUESTRAS

Para iniciar se realizó una estimación del tamaño de muestra, en este caso el tamaño de muestra hace referencia a la cantidad de observaciones por letras que se deben extraer de cada una con el fin de que los datos obtenidos sean representativos. Con la fórmula del tamaño de la muestra que podemos observar en la *Ecuación 41* donde *n* es el tamaño mínimo de muestra que se debe tener. Esta fórmula relaciona; *N* como la cantidad de letras que serán clasificadas, *Z* como el grado de confianza que se desea, *e*, hace referencia al margen de error máximo, *p* que indica la probabilidad que se tiene favor, en este caso para la clasificación y *q* como la probabilidad en contra. Para este proyecto se tomaron los

valores de *N* como la cantidad de letras que debemos traducir que son 27, *Z* como el 95% de confiabilidad, *e* como un 5% de error, como porcentaje a favor el 50% y en contra 50%.

$$n = \frac{N * Z^2 * p * q}{(N-1) * e^2 + Z^2 * p * q} \qquad (41)$$

Para la implementación de la *Ecuación 41* se tiene en cuenta el conjunto de teoremas conocidos como Ley de los grandes, teniendo en cuenta que una muestra al azar de una población, por medio del teorema del límite central se demuestra que la suma de muchas variables aleatorias independientes se aproxima a una distribución normal (también llamada campana de Gauss) (García et al, 2013). Teniendo en cuenta esto se realiza la toma de observaciones necesarias para poder determinar de una forma adecuada las características de cada fonema logrando un muestreo significativo para el entrenamiento de la clasificación.

7.3.2. PRE - PROCESAMIENTO DE LA SEÑAL

Se inicia con una amplificación de las señales, el cual se hace analógico por recomendación del fabricante de los sensores. Luego se realiza una linealización de los datos obtenidos por los sensores en donde por medio de la aplicación de celular llamada Clinometer bubble level se logra observar los grados de inclinación la que se ubica el celular, con esto se une el sensor a la pantalla del celular y se inclinó grado a grado anotando el dato que se generaba para esa inclinación sobre el eje, con ayuda del software Matlab se leyeron los datos obtenidos y se realizó una curva de aproximación para lograr encontrar la ecuación del sensor seleccionado y ver que comportamiento poseía el sensor.

Se realiza un análisis de frecuencias con transformada de Fourier, para encontrar la frecuencia de corte del filtro a implementar y se realiza el aislamiento de la

sección del fonema que se desea con el fin de trabajar con los datos correspondientes a las frecuencias fundamentales de las señales por fonema.

Así mismo se debe tener en cuenta que el objetivo es lograr la traducción del fonema realizado, lo cual genera la necesidad de crear un sistema que se encargue de clasificar el gesto correspondiente a cada fonema.

7.3.3. SELECCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Para la clasificación se debe contar con una selección de características las cuales después de tener las señales procesadas serán extraídas en cada fonema siendo estos los datos que ayudarán a realizar la correcta clasificación del fonema. La selección de las características se realiza a partir de bibliografía donde se decide probar el conjunto de características mencionadas en el marco referencial, estas son extraídas y probadas por medio de la covarianza para identificar cuáles de estas no tienen ningún tipo de correlación entre ellas lo cual las harían ideales para ingresar al clasificador.

Se presentan 5 estrategias diferentes para la extracción de las características.

7.3.4. ESTRATEGIA 1

La primera estrategia se basa en extraer la característica de la señal desde el punto de 0° de la mano, antes de realizar el fonema, durante la posición del fonema y hasta que la mano regresa a su posición original de extensión. Esto se realiza con las diferentes señales de los sensores del guante *Figura 23*. Como se muestra en la *Figura 24* la extracción de la característica se realiza con la porción de la señal que está dentro del cuadrante rojo.

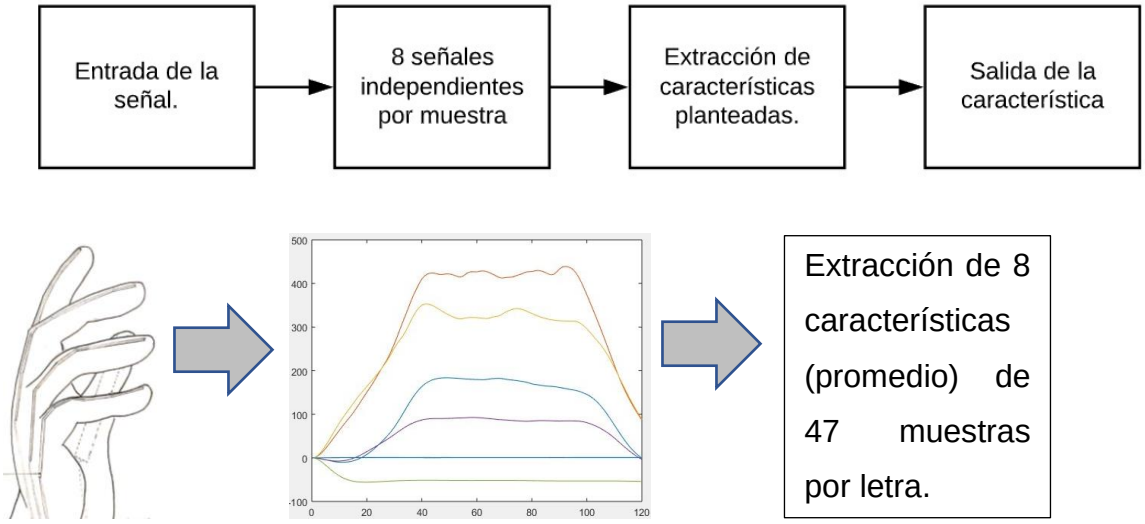


Figura 23. Diagrama de flujo de la estrategia 1. Elaboración propia.

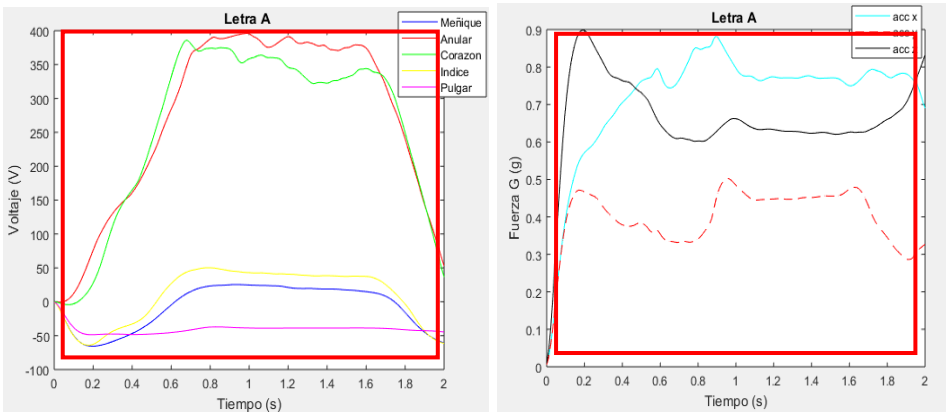


Figura 24. Porción de señal seleccionada para extraer las características. Elaboración propia.

7.3.5. ESTRATEGIA 2

Para la segunda estrategia, la extracción de características se realiza con las señales recortadas, la sección de la señal que se toma es donde los valores de los sensores representan el fonema mantenido. A estas señales ya recortadas se les realiza ensamble avergae donde se extrae una forma de onda característica de todas las observaciones por letra, por medio de la suma de las señales obtenidas

por los diferentes sensores del guante en una observación y el promedio de las observaciones totales por letra y finalmente a esa señal característica se le extraen las características (*Figura 25*). La *Figura 6* muestra de manera gráfica el procedimiento de la estrategia 2.

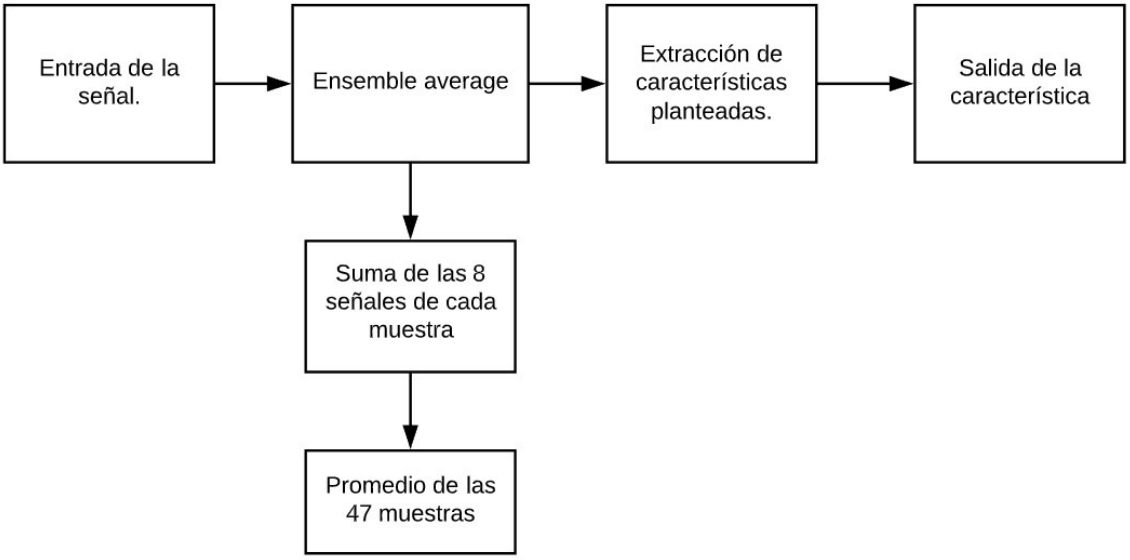


Figura 25. Diagrama de flujo de la estrategia 2. Elaboración propia.

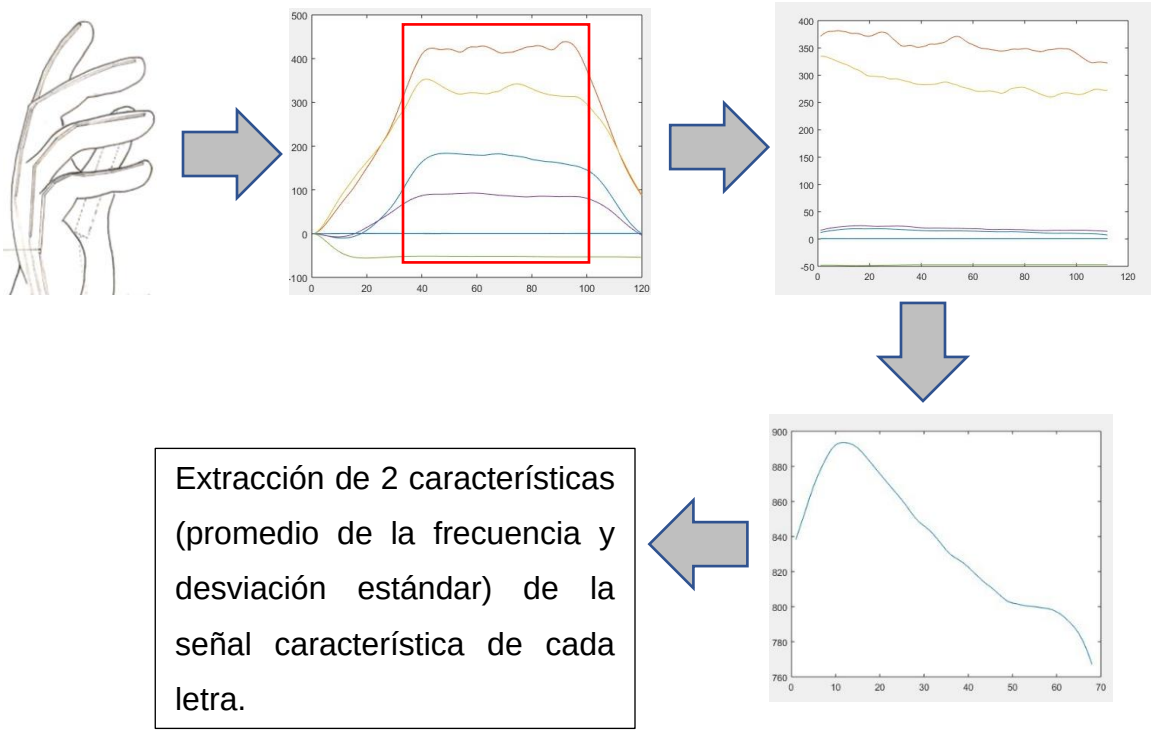


Figura 26. Diagrama de flujo gráfico de la estrategia 2. Elaboración propia

7.3.6. ESTRATEGIA 3

Para la tercera estrategia, la extracción de características se realiza con las señales recortadas, la sección de la señal que se toma es donde los valores de los sensores representan el fonema mantenido. A estas señales ya recortadas se suman entre sí y se realiza la extracción de la característica (*Figura 27*). La *Figura 28* muestra de manera gráfica el procedimiento de la estrategia 3.

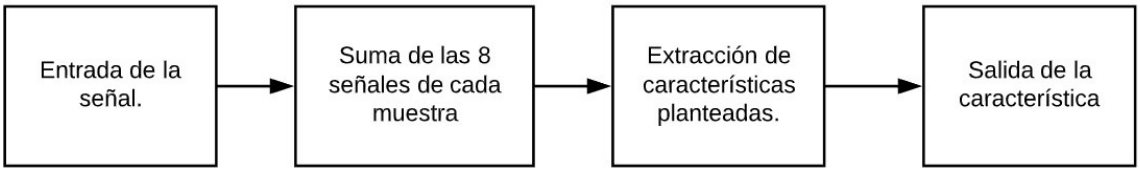


Figura 27. Diagrama de flujo de la estrategia 3. Elaboración propia.

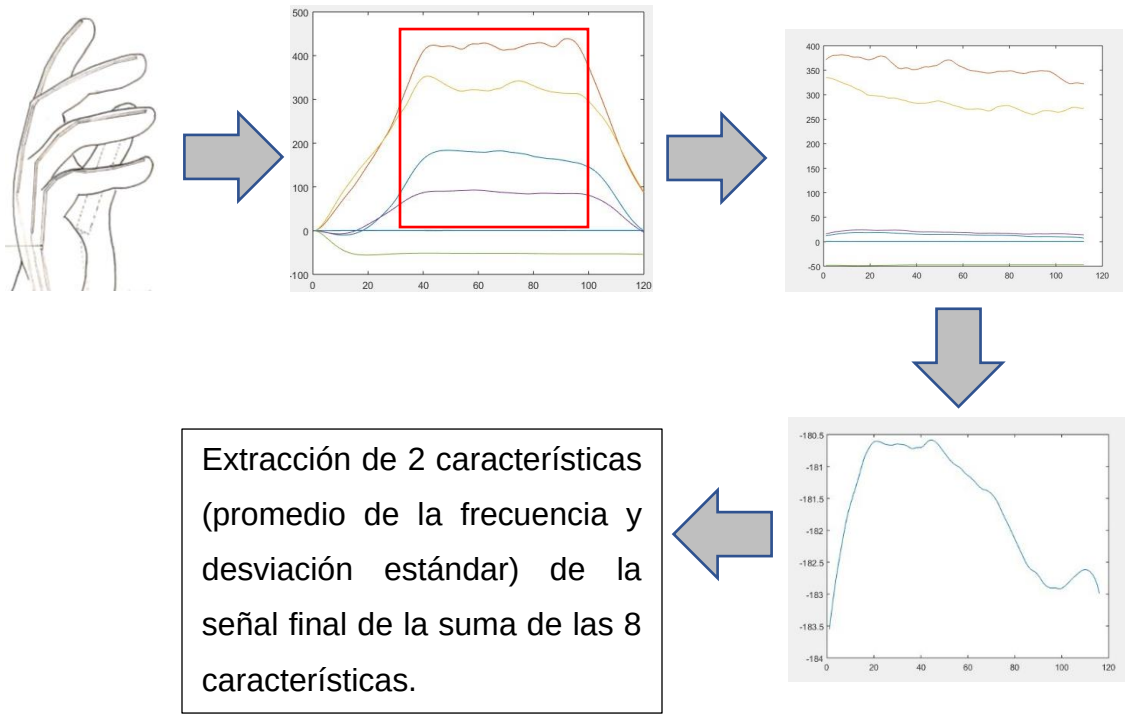


Figura 28. Diagrama de flujo gráfico de la estrategia 3. Elaboración propia.

7.3.7. ESTRATEGIA 4

Para la cuarta estrategia la extracción de características se realiza con las señales recortadas, la sección de la señal que se toma es donde los valores de los sensores representan el fonema mantenido. A estas señales ya recortadas se les extrae las características por cada señal generada por los sensores en el guante (*Figura 29*). La *Figura 30* muestra de manera gráfica el procedimiento de la estrategia 4.

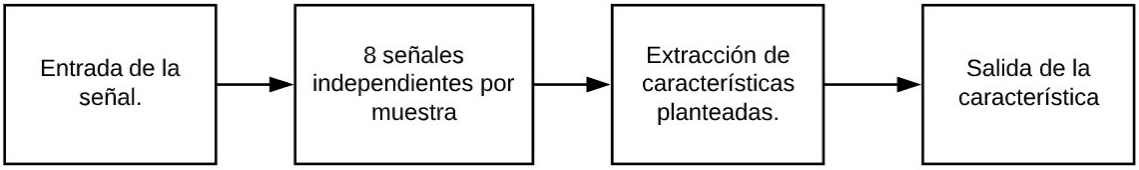


Figura 29. Diagrama de flujo de la estrategia 4. Elaboración propia.

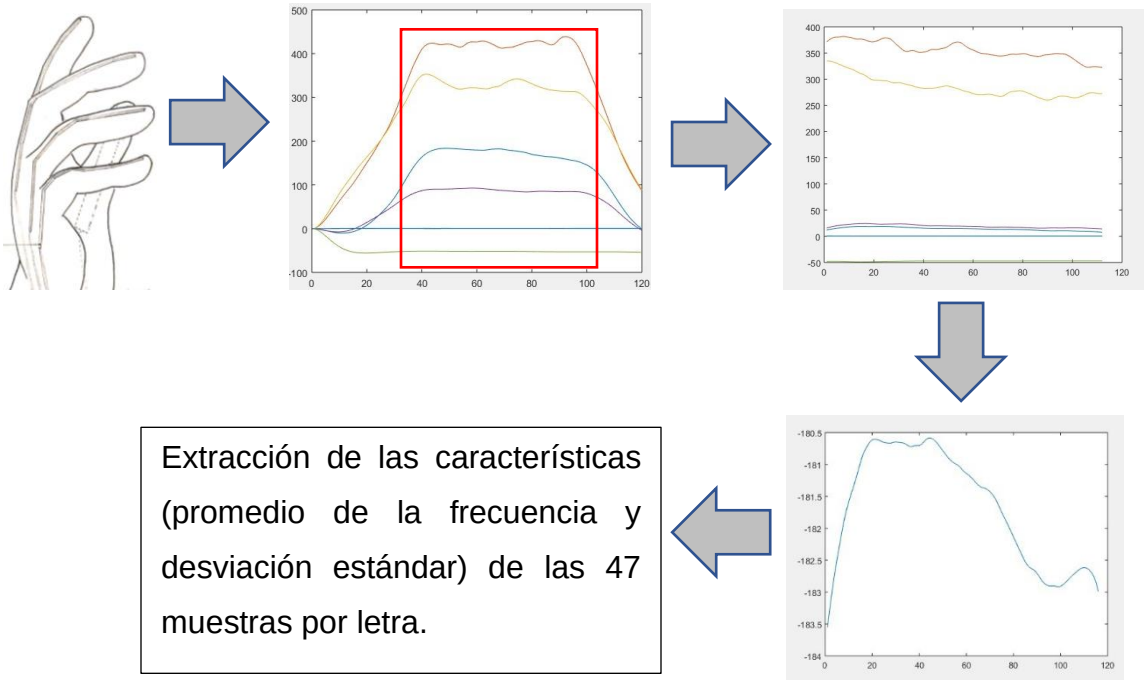


Figura 30. Diagrama de flujo gráfico de la estrategia 4. Elaboración propia.

7.3.8. ESTRATEGIA 5

Para la quinta estrategia, que fue la seleccionada, se realiza la extracción de características se hace con las señales recortadas, la sección de la señal que se toma es donde los valores de los sensores representan el fonema mantenido. A estas señales ya recortadas se les extrae la característica inicial que es el promedio para cada señal generada por los sensores en el guante (*Figura 31*). La *Figura 10* muestra de manera gráfica el procedimiento de la estrategia 4.

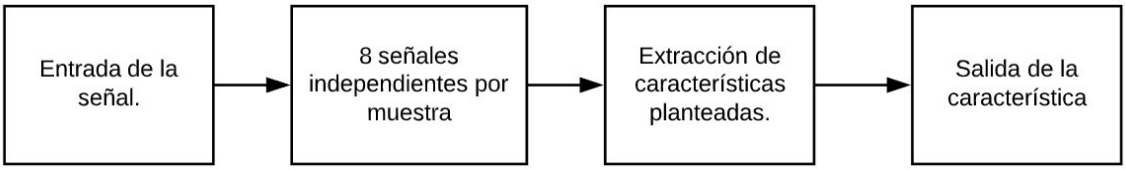


Figura 31. Diagrama de flujo de la estrategia 5. Elaboración propia.

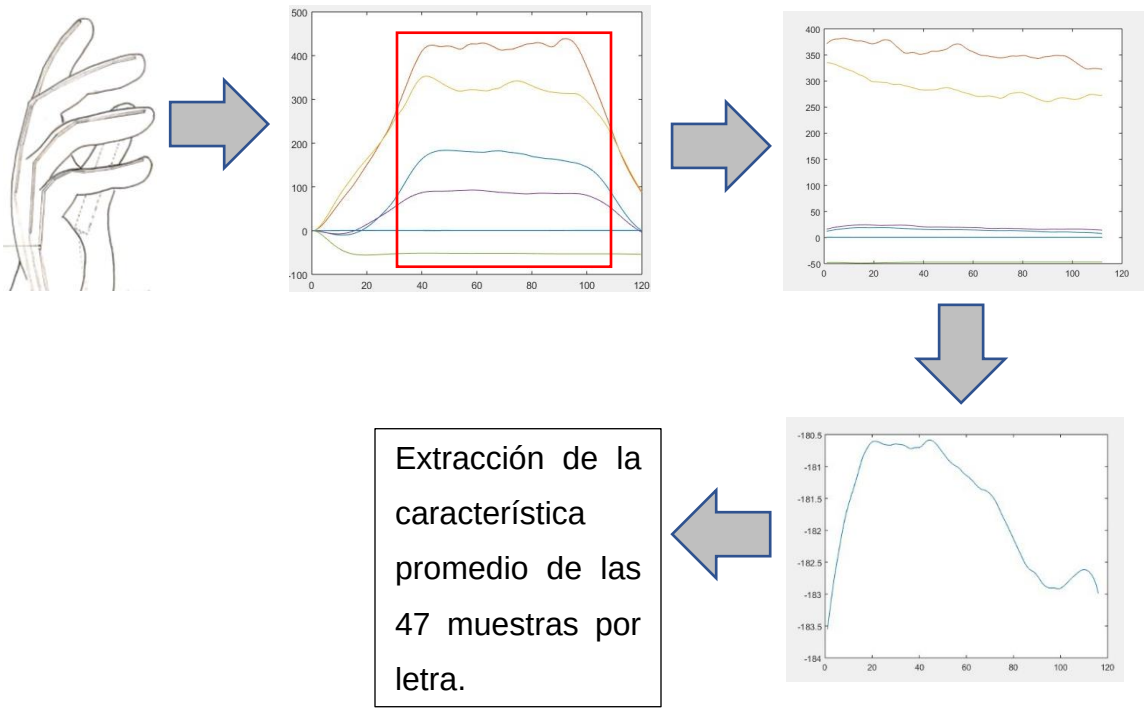


Figura 32. Diagrama de flujo gráfico de la estrategia 53. Elaboración propia.

7.3.9. EVALUACIÓN DE CARACTERÍSTICAS

Se implementó el análisis de varianza de un factor, después de realizar la extracción de características por cada una de las estrategias propuestas, también conocido como ANOVA. El objetivo de este es poder evaluar la repetibilidad reproducibilidad de la característica extraída. Para realizar el análisis de varianza los datos de cada característica deben presentar una distribución normal así que previo a realizar las ANOVA se presenta una gráfica por característica en la que se muestra una distribución normal. Posteriormente se organizan los 27 grupos de datos de una característica en columnas, teniendo en cuenta que cada una de las columnas equivale a la característica extraída en una letra, así que a esta matriz resultante se le realiza el análisis de varianza de un factor y obteniendo como resultado las variables a tener en cuenta que son el valor p y el valor critico f estos valores nos dirán si la característica es repetible y reproducible como se muestrea en la *Figura 13.*

7.3.10. CLASIFICADOR

Luego de validar las características se realiza una validación cruzada con la cual se garantiza que los datos son independientes entre datos de entrenamiento y prueba, para ella se crean 5 grupos de muestras aleatorias de la matriz obtenida de la extracción de características para entrenar el clasificador K-vecinos, partiendo de la matriz de aprendizaje y seleccionando de estos 10 valores aleatorios por cada letra los cuales son almacenados en la matriz de prueba, realizando este proceso cinco veces y promediando los resultados de exactitud, sensibilidad, precisión y especificidad. Este procedimiento se realiza con diferente cantidad de vecino 3, 5, 7, 23, y 25 para validar con que numero de vecinos es más efectivo el clasificador.

Se decide implementar un clasificador K–vecinos debido a que para esta aplicación no se necesita un entrenamiento del clasificador para realizar algún tipo de predicción de las letras, sino que únicamente se necesita realizar la

comparación de los datos de los fonemas en vivo con los datos previamente obtenidos y la forma más práctica de hacerlo es evaluando la distancia estos.

Finalmente, para evaluar el clasificador se realiza los índices de rendimiento como, Especificidad, Exactitud, Precisión y sensibilidad, con la matriz de confusión que se genera. A continuación, se observan las ecuaciones para evaluar los índices de rendimiento del clasificador. También se realiza un matriz de confusión en la cual se valida 25 veces cada letra de la A a la Z, donde las columnas representan la respuesta del sistema y las filas el objeto.

	A	…	Z
A			
…			
Z			

Tabla 7. Cuadro de matriz de confusión para evaluación del clasificador. Elaboración propia.

7.4. FASE 4: CONSTRUCCIÓN DEL DISPOSITIVO

A partir de los diseños y los materiales seleccionados en la fase 2 de metodología se realizan los cortes y se ensamblan formado cada parte del dispositivo. El lector de señas, la unidad de proceso y la sección de visualización teniendo en cuenta el debido funcionamiento de cada una. El lector debe tomar las señales de cada uno de los sensores para capturar un total de 8 señales; la unidad de proceso debe capturar cada una de las señales y realizar la amplificación, linealización, filtrado y aislamiento, también en esta sección se realiza todo el proceso de clasificación; la sección de visualización debe proyectar en la pantalla led la letra que es clasificada. Estas tres secciones deben funcionar de forma correcta interna y externamente.

7.5. FASE 5: EVALUACIÓN POR PARTE DE LA TERAPEUTA

En esta fase se determina en compañía de la terapeuta de lenguaje si el dispositivo es funcional y cumple con los objetivos planteados para el proyecto esto con el fin de que ella de su aprobación del dispositivo identificando si por medio de este se logra la adecuada traducción de los fonemas y además determinando las oportunidades de mejora. Se debe validar la traducción de aciertos y errores en la clasificación en vivo de la traducción.

Se realiza una matriz de confusión *Tabla 7* al igual que en la fase 3 pero en esta ocasión con 10 repeticiones por letra y la clasificación obtenida en cada una de ellas.

Así mismo se realiza una validación del dispositivo teniendo en cuenta 9 palabras comúnmente utilizadas en el entorno de la persona con discapacidad auditiva las cuales son ayuda, comida, baño, dame, toma, hola, chao, gracias y jugar, palabras que son seleccionadas por la fonoaudióloga con el fin de evaluar cuántos errores se presentan y de esta manera evaluar si los errores cometidos igual permiten la comunicación o el entendimiento de las palabras que se desean interpretar. Cada una de las palabras tuvo 3 intentos para ser realizada en donde se permite la identificación de los errores cometidos en la clasificación de estas.

8. LEVANTAMIENTO DE REQUERIMIENTOS

8.1. REQUERIMIENTOS DEL USUARIO

Para el desarrollo del dispositivo inicialmente se tuvieron en cuenta las medidas anatómicas de la mano dominante ya que de esto depende el tamaño del guante. Se tomó a una de las integrantes del proyecto como objeto de estudio debido a que el proyecto está en una primera parte experimental y se necesita que las medidas del modelo tomado estén dentro de los rangos promedios además en esta primera etapa se utilizan las medidas para una persona sin ninguna discapacidad o morfología diferente en la mano de tal forma que permite realizar las señas con normalidad. Según la bibliografía las medidas anatómicas de la mano derecha de una mujer en las edades de los 20 a los 24 años se puede observar en la *Tabla 8,* se utilizan estas medidas ya que es el rango de edad en el que se encuentra la integrante del proyecto, se debe tener en cuenta que el guante debe ser diseñado de acuerdo al tamaño de la persona que lo va a implementar, las medidas de un niño de 10 años (edad desde la que se plantea el proyecto) se pueden observar en la *Tabla 9* (Binvignat et al., 2012). Así mismo se deben tener en cuenta las medidas para el usuario que vaya a utilizar el dispositivo ya que también afectan el tamaño del sensor escogido para los dedos y la linealización.

Longitud de la mano (mm)	Ancho de la mano (mm)	Longitud del dedo pulgar (mm)	Longitud del dedo índice (mm)	Longitud del dedo corazón (mm)	Longitud del dedo anular (mm)	Longitud del dedo meñique (mm)
166 ± 32	78 ± 10	69 ± 10	95 ± 11	104 ± 13	96 ± 13	88 ±10

Tabla 8. Medidas anatómicas promedio en milímetros de la mano derecha para una mujer de 20 a 24 años. Elaboración propia.

Longitud de la mano (mm)	Ancho de la mano (mm)	Longitud del dedo pulgar (mm)	Longitud del dedo índice (mm)	Longitud del dedo corazón (mm)	Longitud del dedo anular (mm)	Longitud del dedo meñique (mm)
138 ± 3280	49± 10	67 ± 10	63 ± 11	70± 13	64 ± 13	54 ±10

Tabla 9. Medidas anatómicas promedio en milímetros de la mano derecha para un niño de 9 -10 años. Elaboración propia.

Para definir los requerimientos del usuario de una forma clara, se realizó una encuesta con una muestra 20 personas que tienen hipoacusia neurosensorial profunda bilateral, cuentan con implante coclear pero no lograron tener una rehabilitación oral 100% exitosa y asisten a terapia de lenguaje con la fonoaudióloga, siendo estas las personas que cumplen con el enfoque del proyecto y con el fin de identificar si el dispositivo propuesto era considerado funcional, útil y además conocer qué características serían importantes para tener en cuenta en el dispositivo de acuerdo con la opinión de los usuarios.

Con el fin de obtener la opinión de las personas que manejan lenguaje de señas frente al traductor de señas, se realizó la pregunta: ¿Usted utilizaría el dispositivo traductor de lengua de señas en su vida cotidiana?, con el resultado de esta se pudo observar que el proyecto tenía un gran impacto y era de gran ayuda para estas personas. Cada una de las personas encuestadas comentó su experiencia personal frente a su comunicación teniendo como mayor dificultad el ámbito académico ya que muchos de ellos no lograron entrar a estudiar en una universidad por no poder comprender el lenguaje ni lograr expresar sus ideas y que éstas sean comprendidas, por otro lado, los que se encuentran en la universidad en la mayoría de los casos es necesario que tengan un intérprete en las clases y en uno de los casos una de estas personas no logró estudiar lo que realmente quería. En el caso de dos menores de edad que fueron encuestados, su

acudiente fue quién respondió la encuesta en la cual se pudo observar la frustración por parte de ellos al no lograr entender a sus hijos. Otras personas manifestaron que al hablar con el lenguaje de señas con una persona que no maneja este lenguaje, se generaba en ocasiones malinterpretación de lo que se quería decir y se creía que eran personas de mal humor o que estaban disgustadas.

Continuando con la encuesta, las personas establecieron unas características que podría tener el dispositivo, de las cuales se identificaron los requerimientos del usuario para el diseño del guante el cuál debe ser fabricado con un material elástico, permeable y que presente tenacidad para brindar la comodidad necesaria, para dar seguridad a los sensores y al usuario se planta el diseño del guante con dos capas protectoras. La ergonomía, la economía, el fácil uso u la portabilidad también fueron características para tener en cuenta reflejadas en la encuesta.

El dispositivo se diseñó ergonómico ya que como se refleja en el estado del arte en cuanto a los dispositivos similares al guante planteado en este proyecto muchas de las tecnologías existentes no cuentan con esta característica debido a su tamaño y peso lo cual afecta el movimiento natural de la mano. Del mismo modo el fácil uso ya que las aplicaciones existentes no tienen un buen funcionamiento y una interfaz que sea amigable con el usuario. Para la economía se evalúa cada uno de los elementos planteados para el dispositivo con el fin de lograr un dispositivo que sea más económico a los existentes. En cuanto a la portabilidad es una característica esencial debido a que ninguna de las soluciones existentes cuenta con esta lo cual hace que los dispositivos no puedan ser implementados en la cotidianidad.

8.2. REQUERIMIENTOS DE INGENIERÍA

Teniendo en cuenta los requerimientos del usuario que se mencionaron anteriormente, se escogieron los requerimientos de ingeniería, para poder abarcar en su totalidad la adecuada implementación del dispositivo este es dividido en 3 secciones principales que son lector de señas, la unidad de proceso y la visualización.

Para los requerimientos ingenieriles del lector de señas, se realiza una tabla en la que se describe la matriz articulatoria de cada uno de los fonemas del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiano. En la *Figura 33* se observa la posición 0 de la mano sin ningún tipo de movimiento, desde una vista lateral y una vista frontal.

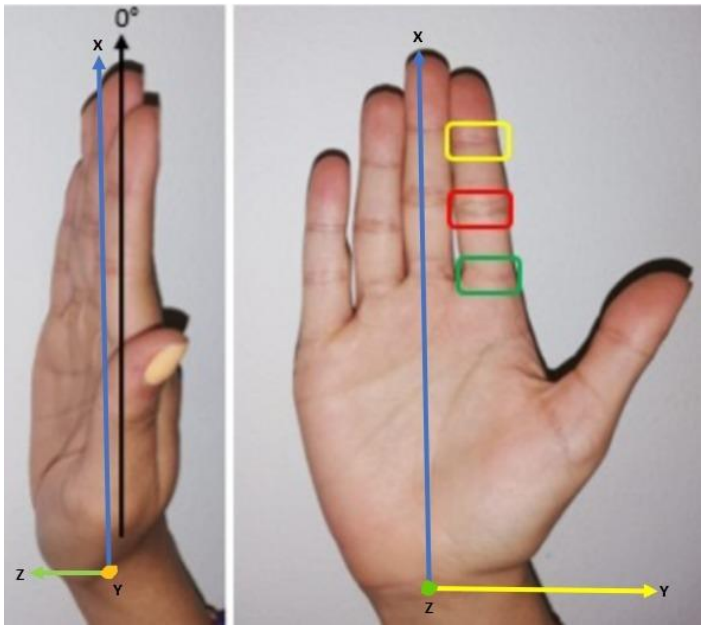
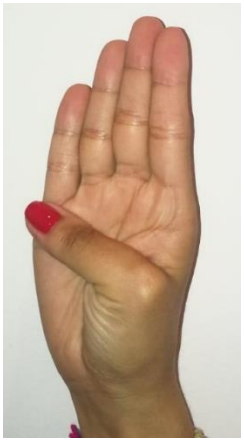


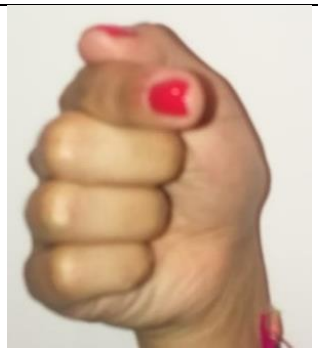
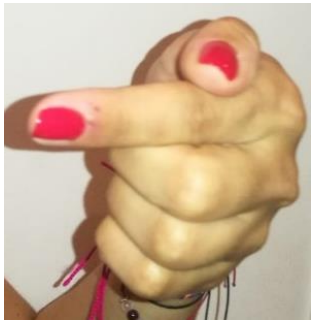
Figura 33. La imagen del costado izquierdo muestra la mano en su posición de 0° desde una vista lateral y la imagen del costado derecho muestra la posición inicial con la palma hacia el frente y además señala la articulación metacarpofalángica (verde), articulación interfalángica proximal (rojo) y articulación interfalángica distal (amarillo). También se muestra la ubicación de los ejes para el respectivo análisis en cada fonema, eje x(azul), eje y (amarillo) y eje z (verde). Elaboración propia

En la *Tabla 10*, se realiza la descripción de la matriz articulatoria de los fonemas del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana.

LETRA	IMAGEN	DESCRIPCIÓN
A		En esta letra se presenta movimientos de flexión de 90 ° sobre la articulación metacarpofalángica, 180° sobre la articulación interfalángica proximal y 270° sobre la articulación interfalángica distal de los dedos meñique, anular, corazón e índice. El dedo pulgar no presenta movimiento por ende se mantiene en su posición original. La orientación e la palma es hacia el frente.
B		En esta letra los dedos; meñique, anular, corazón e índice se mantienen en extensión siendo esta su posición original. Por el contrario, el dedo pulgar realiza flexión sobre la articulación metacarpofalángica. La orientación e la palma es hacia el frente.
C		En esta letra se presentan movimientos de flexión en los dedos; meñique, anular, corazón e índice; la flexión sobre la articulación metacarpofalángica es aproximadamente de 25°, sobre la

		articulación interfalángica proximal es de aproximadamente 75° y sobre la articulación interfalángica distal es de aproximadamente de 90°, en el pulgar la flexión de la articulación metacarpofalángica es aproximadamente de 90°, sobre la articulación interfalángica es aproximadamente de 60°. La mano presenta una rotación sobre el eje Y orientando la palma hacia lateral.
D		En esta letra los dedos; meñique, anular y corazón presentan un movimiento de flexión de aproximadamente 90° sobre la articulación metacarpofalángica, de aproximadamente110° sobre la articulación interfalángica proximal, de aproximadamente 90° sobre la articulación interfalángica distal. El dedo índice permanece en extensión, en su posición original. El dedo pulgar presenta una flexión sobre la articulación metacarpofalángica aproximadamente de 90°, sobre la articulación interfalángica aproximadamente de 90°, uniéndose con la falange distal del dedo corazón. La mano presenta una rotación sobre el eje Y orientando la

		palma hacia lateral.
E		En esta letra se presen un movimiento de flexión de 90° sobre la articulación interfalángica proximal y de 180° sobre la articulación interfalángica distal, igual sucede en el dedo pulgar una flexión de 70° sobre la articulación metacarpofalángica y 90 sobre la articulación interfalángica. Las articulaciones metacarpofalángica de los dedos meñique, anular, corazón e índice no presentan movimiento. No se presentan movimientos de cambio de orientación de la mano.
F		En esta letra la articulación metacarpofalángica de los dedos; meñique, anular y corazón no presentan ningún cambio, pero sobre las articulaciones interfalángicas proximal hay una flexión de 90° e interfalángicas distales hay una flexión de 180°. El dedo índice no presenta ningún movimiento, está en su posición original de extensión. El dedo pulgar no presenta movimiento de flexión, per o realiza movimiento de aducción trasladándose hacia el dedo índice. La orientación de la mano no

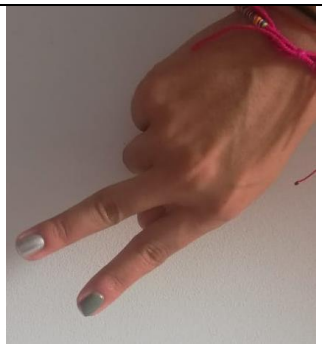
		presenta ningún cambio
G	  	Para esta letra la articulación metacarpofalángica de los dedos; meñique, anular y corazón presentan una flexión de 90°, las articulaciones interfalángicas proximales se encuentran flexionadas a 180° y las interfalángicas distales están flexionadas a 270°. El dedo índice no presenta ningún movimiento, está en su posición original de extensión, pero a medida que se realiza la letra este genera un movimiento de flexión progresivo iniciando con la articulación interfalángica proximal en un ángulo de 90° y poco a poco la articulación interfalángica distal va aumentando sobre los 90°. El dedo pulgar no presenta movimiento de flexión, pero realiza movimiento de aducción trasladándose hacia el dedo índice. La orientación de la mano presenta flexión sobre el eje Y y rotación sobre el eje X.
H		En esta letra presenta un movimiento de flexionen los dedos; meñique, anular y pulgar, en la articulación metacarpofalángica y articulación interfalángica proximal de los dedos,

	   	meñique y anular se flexiona 90°y en la articulación interfalángica distal de estos mismos dedos se flexiona aproximadamente 180°. El dedo pulgar presenta una flexión sobre la articulación metacarpofalángica ubicándose sobre los dedos meñique y anular. Los dedos corazón e índice no presentan ningún movimiento. La mano presenta un movimiento rotacional sobre el eje Y aproximadamente de 180° mostrando el dorso de la palma, además de esto presenta movimientos de abducción y aducción constantes.
I		En esta letra los dedos; anular, corazón e índice presentan flexiones de 90° sobre las articulaciones metacarpofalángicas, 180°sobre las articulaciones interfalángicas proximales y 270° sobre las articulaciones interfalángicas distales. El dedo pulgar presenta flexión ubicándose sobre los dedos, anular corazón e índice. El dedo meñique no presenta ningún movimiento al igual que la orientación de la mano.

J	 	En esta letra los dedos; anular, corazón e índice presentan flexiones de 90° sobre las articulaciones metacarpofalángicas, 180°sobre las articulaciones interfalángicas proximales y 270° sobre las articulaciones interfalángicas distales. El dedo pulgar presenta flexión ubicándose sobre los dedos, anular corazón e índice. El dedo meñique no presenta ningún movimiento al igual que la orientación de la mano. Además, se genera un movimiento rotacional de la mano sobre el eje z.
K		En esta letra los dedos; meñique y anular tienen un movimiento de flexión de 90° sobre las articulaciones metacarpofalángicas y sobre las articulaciones interfalángicas proximales de 180° y articulaciones interfalángicas distales 270°. Los dedos corazón e indicen no presentan ningún movimiento. El dedo pulgar presenta un movimiento de flexión ubicándose en el medio de los dedos corazón e índice. La mano gira 180° sobre el eje Y ubicándose

		sobre el eje x.
L		En esta letra los dedos; meñique anular y corazón se encuentras flexionados 90° sobre las articulaciones metacarpofalángicas, sobre las articulaciones interfalángicas proximales de 180° y articulaciones interfalángicas distales 270°. Los dedos índice y pulgar no presentan ningún movimiento al igual que la orientación de la mano continúa en su posición inicial.
M		En esta letra los dedos; anular, corazón e índice no presentan ningún movimiento y se mantienen en extensión. El dedo meñique no presenta una flexión sobre la articulación metacarpofalángica, en la articulación interfalángica proximal presenta una flexión de 90° y en la articulación interfalángica distal de 180°. El dedo pulgar presenta una flexión de 90° en la articulación metacarpofalángica ubicándose sobre el dedo meñique. La mano gira 180° sobre el eje X.
N		En esta letra los dedos; índice y corazón no presentan ningún movimiento y se mantienen en

		extensión. El dedo meñique y el anular no presentan flexión sobre la articulación metacarpofalángica, en la articulación interfalángica proximal presenta una flexión de 90° y en la articulación interfalángica distal de 180°. El dedo pulgar presenta una flexión de 90° en la articulación metacarpofalángica ubicándose sobre el dedo meñique y anular. La mano gira 180° sobre el eje X
Ñ		En esta letra los dedos; índice y corazón no presentan ningún movimiento y se mantienen en extensión. El dedo meñique y el anular no presentan flexión sobre la articulación metacarpofalángica, en la articulación interfalángica proximal presenta una flexión de 90° y en la articulación interfalángica distal de 180°. El dedo pulgar presenta una flexión de 90° en la articulación metacarpofalángica ubicándose sobre el dedo meñique y anular. La mano gira 180° sobre el eje X y hace movimiento de abducción y aducción constante.

		
0		En esta letra los dedos; meñique, anular, corazón e índice presentan un movimiento de flexión de aproximadamente 90°° sobre la articulación metacarpofalángica, 140° sobre la articulación interfalángica proximal y 150° sobre la articulación interfalángica distal. El dedo pulgar presenta una flexión sobre la articulación metacarpofalángica de 90° y la articulación interfalángica de 60° aproximadamente, uniéndose con la falange distal del dedo corazón. La mano presenta una rotación sobre el eje Y orientando la palma hacia lateral.
P		En esta letra los dedos; meñique, anular y corazón no presentan un movimiento de flexión sobre las articulaciones metacarpofalángica, sobre la articulación interfalángica proximal presentan una flexión de 90° y sobre la articulación interfalángica distal de 180°. El dedo índice

		presenta una flexión de un grado de 90° en la articulación metacarpofalángica y sobre este se ubica el dedo corazón. En el caso del dedo pulgar presenta una flexión sobre la articulación metacarpofalángica de 90°. La mano presenta una rotación sobre el eje X de 180°.
Q		En esta letra las articulaciones; metacarpofalángicas, interfalángicas proximales e interfalángicas distales tienen un ángulo de flexión de 45° y el dedo pulgar utiliza este mismo ángulo en las articulaciones que lo componen. La posición de la mano presenta un movimiento de rotación sobre el eje Y y una extensión orientando la palma hacía arriba. Todos los dedos en esta letra se conectan entre sí.

R		En esta letra los dedos; meñique y anular tienen una flexión de 90° en las articulaciones; metacarpofalángicas, las articulaciones interfalángicas proximales presentan una flexión de 180° y las articulaciones interfalángicas distales presentan una flexión de 210°. Los dedos índice y pulgar se encuentran en su posición inicial y el dedo corazón se ubica sobre el dedo índice. La posición de la mano presenta un movimiento flexión sobre el eje X.
S		En esta letra los dedos, meñique, anular y corazón presentan flexiones de 90° sobre las articulaciones metacarpofalángicas, sobre las articulaciones interfalángicas proximales presentan flexión de 180° y las articulaciones interfalángicas distales presentan flexión de 210°. El dedo pulgar presenta flexión ubicándose sobre los dedos, anular y corazón. El dedo índice no presenta ningún movimiento al igual que la orientación de la mano. Adicionalmente con el dedo índice y los demás en posición se realiza la forma de S en el aire.

T		Esta letra presenta solo una flexión de 90° sobre la articulación metacarpofalángica del dedo índice. El dedo pulgar presenta un movimiento de aducción ubicándose frente al dedo índice. Los dedos; meñique, anular y corazón no presentan ningún cambio. La mano presenta una rotación sobre el eje Y orientando la palma hacia lateral.
U		En esta letra los dedos; índice y corazón no presentan ningún movimiento y se mantienen en extensión. El dedo meñique y el anular no presentan flexión sobre la articulación metacarpofalángica de 90°, en la articulación interfalángica proximal presenta una flexión de 90° y en la articulación interfalángica distal de 210°. El dedo pulgar presenta una flexión de 90° en la articulación metacarpofalángica ubicándose sobre el dedo meñique y anular.
V		En esta letra los dedos; índice y corazón no presentan ningún movimiento y se mantienen en extensión. El dedo meñique y el anular no presentan flexión sobre la

		articulación metacarpofalángica, en la articulación interfalángica proximal presenta una flexión de 90° y en la articulación interfalángica distal de 180°. El dedo pulgar presenta una flexión de 90° en la articulación metacarpofalángica ubicándose sobre el dedo meñique y anular.
W		En esta letra los dedos; anular, corazón e índice no presentan ningún movimiento y se mantienen en extensión. El dedo meñique no presenta una flexión sobre la articulación metacarpofalángica, en la articulación interfalángica proximal presenta una flexión de 90° y en la articulación interfalángica distal de 180°. El dedo pulgar presenta una flexión de 90° en la articulación metacarpofalángica ubicándose sobre el dedo meñique
X		En esta letra se presenta movimientos de flexión de 90 ° sobre la articulación metacarpofalángica, 180° sobre la articulación interfalángica proximal y 270° sobre

		la articulación interfalángica distal de los dedos meñique, anular y corazón. El dedo pulgar presenta una flexión de 90° en la articulación metacarpofalángica ubicándose sobre los dedos meñique anular y corazón. El dedo índice no presenta flexión en su articulación metacarpofalángica, en la articulación interfalángica proximal presenta una flexión de 90° y en la articulación interfalángica distal presenta una flexión de 180°. La posición de la mano rota sobre el eje x ubicando la palma hacia lateral.
Y		En esta letra los dedos, anular, corazón e índice presentan flexiones de 90° sobre las articulaciones metacarpofalángicas, flexión de 180° sobre las articulaciones interfalángicas proximales y flexión de 200° sobre las articulaciones interfalángicas distales. El dedo meñique y pulgar no presenta ningún movimiento. La mano gira 180° sobre el eje Y mostrando el dorso de la mano

Z		En esta letra los dedos, meñique y anular presentan flexiones de 90° sobre las articulaciones metacarpofalángicas, flexión de 180° sobre las articulaciones interfalángicas proximales y flexión de 200° sobre las articulaciones interfalángicas distales. El dedo pulgar presenta flexión ubicándose sobre los dedos, meñique y anular. El dedo índice y corazón no presenta ningún movimiento al igual que la orientación de la mano. Adicionalmente con el dedo índice y los demás en posición se realiza la forma de Z en el aire.

Tabla 10. Descripción de la matriz articulatoria de cada uno de los fonemas del alfabeto de la lengua de señas colombiano. Elaboración propia.

De las características en común de la mayoría de las letras, se puede observar que los movimientos que las componen son de flexión y extensión en cada uno de los dedos y de rotación sobre su eje en la mano, así mismo se deben tener en cuenta las tres articulaciones presentes en los movimientos ya que cada una de estas brinda información para cada fonema, por este motivo los sensores para tener en cuenta deben permitir identificar esas variables.

Para la sección de la unidad de proceso, dada la cantidad de observaciones y de variables que deben ser tenidas en cuenta para la clasificación se determina que las características para el procesador debe ser, tener una memoria mayor a 200

KB, una entrada de voltaje de 5V, una RAM que permite que los datos se almacenen siempre y cuando el módulo está alimentado como una SRAM mayor a 6KB, una velocidad de 16 MHz o más y finalmente la disposición de más de 5 pines analógicos y más de 4 pines digitales.

Por último, para la sección de visualización se requiere de una pantalla que permita mostrar el resultado obtenido de la clasificación para que el receptor pueda recibir la información por parte de la persona discapacitada y así lograr la comunicación sordo – oyente.

9. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A continuación, se mostrarán los resultados obtenidos en cada una de las fases mostradas en el capítulo de la metodología.

9.1. FASE 1: APRENDIZAJE ALFABETO DACTILOLÓGICO.

Como primeros resultados se muestran las imágenes de la *Tabla 5* en donde la estudiante Camila Andrea Mambrú Barrera se reúne con la terapeuta para el aprendizaje del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana.

Luego de realizar las practicas con la terapeuta se realizó un cuadro en el que se describen las matrices articulatorias de cada uno de los fonemas del alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana, este cuadro se puede observar en la sección de requerimiento en la *Tabla 5.*

9.2. FASE 2: DISEÑO DEL DISPOSITIVO.

Como se mencionó en la sección de metodología para el diseño del dispositivo, este se dividió en tres partes, lector de señas, unidad de procesamiento y visualización. El diseño de estas secciones se realizó a partir de la información recolectada de las encuestas.

Los resultado obtenidos en la primera pregunta de la encuesta afirman, que si hay una barrera en la comunicación que afecta de forma directa las experiencias personales, profesionales y académicas en el 100% de las personas encuestadas, este mismo porcentaje de la población creen necesario el uso de un dispositivo traductor de lenguaje de señas, con las características de ergonomía, portabilidad, economía y fácil uso, siendo las respuestas más frecuentes a la tercera pregunta cómo se puede observar en la *Figura 34*.

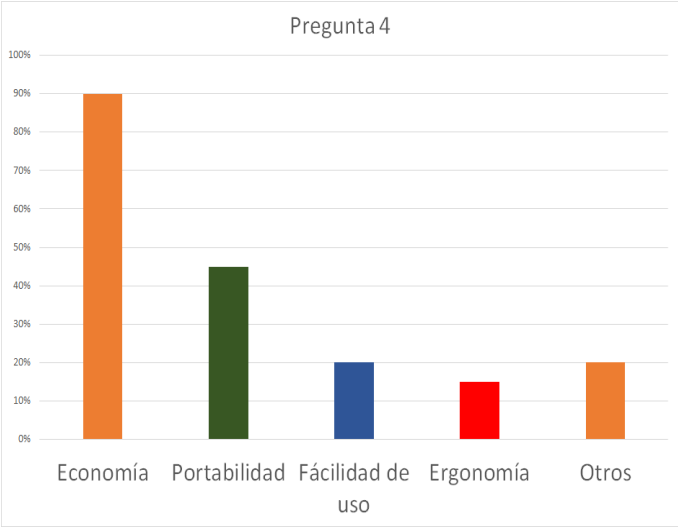


Figura 34. Resultado de la encuesta sobre características importantes para el dispositivo. Elaboración propia.

9.2.1. LECTOR DE SEÑAS

Para la sección del lector de señas el resultado de la toma de medidas de la mano de la estudiante Camila Andrea Mambrú Barrera fue el siguiente, como se puede observar en la *Figura 35.*

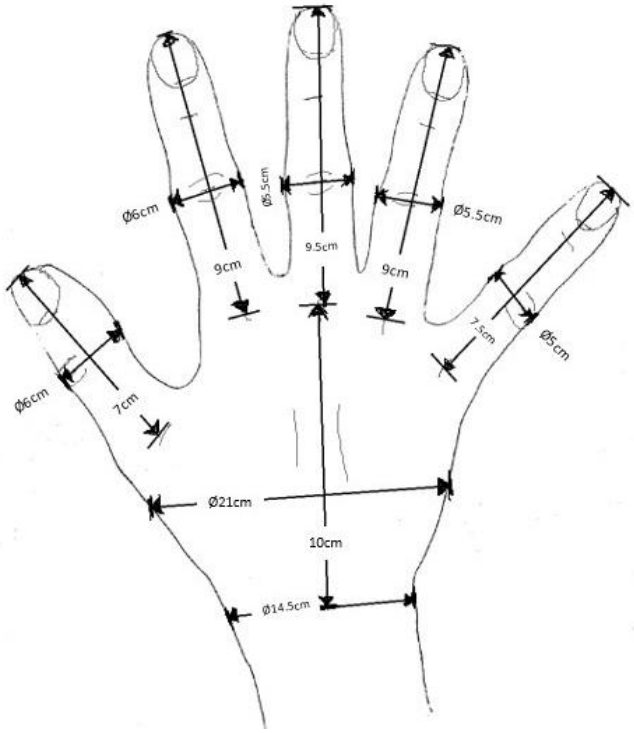


Figura 35. Toma de medidas de la mano. Elaboración propia.

9.2.1.1. SELECCIÓN DE SENSORES

Como se demuestra en la Tabla 5 en la que se describen la matriz articulatoria de cada fonema del Alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana, que se encuentra en la sección de requerimientos, los movimientos más comunes entre los fonemas son la flexión y extensión de los dedos, por este motivo se decidió que los sensores con los que se debe trabajar son flexómetros esto debido a que permiten identificar la flexión en las diferentes articulaciones que presentan los dedos además el diseño de este sensor representa los movimientos de los dedos de una manera natural. Teniendo en cuenta que la flexión máxima que presenta sensor es de 180° siendo esto de gran importancia ya que en los fonemas la falange distal del dedo se ubica debajo de la falange proximal del dedo, dando una representación del giro completo donde el sensor puede realizar la lectura de estos movimientos.

Se debe tener en cuenta que para detectar la flexión y extensión de los dedos pueden existir otros sensores como lo son los sensores inerciales y sensores de presión. Anqué estos sensores no van a identificar la flexión completa del dedo o sobre cada una de las articulaciones, por ejemplo, el sensor de presión se puede colocar en la palma de la mano, pero solo se indicará cuando el dedo este flexionado generando confusión en las letras, el sensor inercial podría ubicarse en cada falange y de esta detectar los grados de inclinación de cada una, pero generará incomodidad en el usuario.

Existen dos tipos de flexómetros, diferenciados por el tamaño y costo como se muestra en la *Tabla 11.*

Sensor	Largo total (mm)	Ancho (mm)	Precio $
Flex 4,5''	116,42	6,42	$68.100
Flex 2,2''	77,66	6,35	$26.000

Tabla 11. Características de sensores Flex. Elaboración propia.

Teniendo en cuenta las medidas de la mano de la estudiante Camila Andrea Mambrú Barrera vemos que el sensor ideal es el flexómetro de 4,5'' para que se pueda tomar todo el movimiento de flexión desde la punta del dedo hasta el nudillo.

De igual manera analizando la *Tabla 5* en la que se describen la matriz articulatoria de cada fonema del Alfabeto dactilológico de la lengua de señas colombiana, que se encuentra en la sección de requerimientos, se identificó otro movimiento que se realiza sobre el carpo de la mano, el cual es rotación dándole una orientación a la mano cuando se realiza un fonema.

Para esto se decidió que el sensor debía ser capaz de capturar esos tipos de cambio como un sensor inercial. Se realiza la investigación de los sensores de inercia que podrían ser utilizados en el dispositivo con el fin de identificar los movimientos de la mano como se observa en la *Tabla 12.*

SENSOR	CARACTERÍSTICAS	MEDIDAS	PRECIO
MPU-6050	Tiene integrado un acelerómetro y giroscopio en los 3 eje. Acelerómetro de triple eje con salida digital con un rango	22 mm x 15 mm x 1 mm	$9.000

	de escala completa programable de ± 2g, ± 4g, ± 8g y ± 16g. Los ADC integrados de 16 bits permiten el muestreo simultáneo de acelerómetros mientras no se requieren externos Multiplexor. corriente de funcionamiento normal: 500 µA. Interrupciones programables por el usuario. Interrupción de alta G		
L3GD20	Es un giroscopio de 3 ejes. Interfaces seriales SPI / I2C. Salida de datos de 16 bits. Filtro pasa bajas y pasa altas integrado con selección de banda ancha. Tres escalas completas seleccionables (250/500/2000 dps)	22mm x 13mm x 1 mm	$20.825

POLOLU-2739	Es una unidad de medición de inercia (IMU) giroscopio acelerómetro y magnetómetro de 3 ejes con un barómetro digital, La placa funciona de 2.5 a 5.5 V	24.5 mm x 12.7 mm x 1 mm	$74.700 + envío
SEN-13284	Este sensor de movimiento se basa en el chip LSM9DS1 embebido contiene un acelerómetro de 3 ejes, un giroscopio de 3 ejes y un magnetómetro de 3 ejes. Sus componentes le permiten 9 grados de libertad (9DOF). Interfaces seriales SPI / I2C. Escala completa seleccionable ± 2 / ± 4 / ± 8 / ± 16 g aceleración lineal. Salida de datos de 16 bits. Ahorro de energía inteligente	24.26mm x 24.26mm x 1mm	$73.780

	para dispositivos de mano		
MMA7361	acelerómetro con acondicionamiento de señal, filtro de paso bajo de 1 polo, compensación de temperatura. Bajo consumo de corriente. Alta sensibilidad (800 mV / g). Sensibilidad seleccionable (± 1.5g, ± 6g).	28mm x 17mm x 1 mm	$14000

Tabla 12. Características de sensores de inercia. Elaboración Propia.

Para seleccionar el sensor se realizó una matriz de decisión como lo muestra la *Tabla 8.* teniendo como calificación los números de 1 a 5 las características de tamaño, accesibilidad, precio y funcionalidad, siendo 5 el mejor y 1 el peor.

Sensor	Tamaño	Accesible	Precio	Funcionalidad	Total
MPU-6050	5	5	5	2	17
L3GD20	5	3	3	2	13
POLOLU-2739	4	3	1	2	10
SEN-13284	4	3	2	2	11
MMA7361	3	5	4	5	17

Tabla 13. Matriz de decisión de los sensores de inercia. Elaboración propia.

De acuerdo con los resultados obtenidos de la matriz de decisión *Tabla 8* se selecciona el MPU-6050, si bien hubo un empate entre este y el MMA7361 en esta propuesta del dispositivo solo implementamos el acelerómetro también debemos tener en cuenta que para futuras aplicaciones se podían aprovechar los otros sensores incluidos en el MPU.

Para la adquisición de la señal, los flexómetros y el MPU fueron seleccionados dadas las características que cada uno posee ya que estas son útiles para la identificación de las señales. (*Tabla 13).*

SENSOR	ESPECIFICACIONES ELECTRICA
Flexómetro 11.4mm	• Resistencia Plana: 10K Ohm. • Tolerancia de resistencia: ±30%. • Rango de resistencia a la flexión: 60K a 110k Ohm • Potential nominal: 0.5 Watts continuo. 1-Watt Pico. • Su resistencia aumenta con respecto aumenta el grado de flexión. • Al identificar el movimiento de flexión su cambio de resistencia es casi instantáneo.

MPU-6050	Acelerómetro • Triple eje X, Y Z • Salida digital con rangos de escala ±2g, ±4g, ±8g, ±16g. • No requiere multiplexores externos. • Corriente de funcionamiento normal:500µA • Toma un dato cada 10 ms.

Tabla 13. Características de los sensores implementados para el dispositivo electrónico. Elaboración propia.

9.2.1.2. SELECCIÓN DE TELA

Luego de seleccionar los sensores se selecciona la tela con la que se realizara el guante (*Tabla 10*). Se contó con la asesoría de una modista quién fue la que recomendó el uso de una tela que no fuera completamente rígida, sino que permitiera hacer el movimiento de manera natural para esto fue necesaria una tela elástica. Cumpliendo con estas recomendaciones se escogió la tela Bahhia, esta es una tela implementada en textiles para deportistas de alto rendimiento que permite la flexibilidad y la entrada de corrientes de aire.

Tela	Elasticidad	Permite la respiración	Tenacidad	Precio	Total
Chalís	5	3	1	1	10
Franela	5	5	2	2	14
Bahhia	5	5	5	5	20
Impora	1	3	3	1	11

Tabla 10. Matriz de decisión de la tela a seleccionar para el dispositivo electrónico. Elaboración propia.

9.2.1.3. UBICACIÓN FINAL DEL LECTOR DE SEÑAS

Al ya estar seleccionados los materiales se procede a realizar un diseño de la ubicación de los sensores en el guante. Para impedir que los sensores estuvieran en contacto directo con la piel del usuario se utilizaron dos capas de tela en el diseño de la propuesta; la primera capa recubre la mano y sobre esta están los sensores, la segunda capa cubre los sensores y la mano, sobre esta capa final se encuentra un velcro que ayuda a pegar y mantener estable el MPU sobre el dorso de la mano, esta ubicación del MPU fue escogida ya que si se dejaba al interior del espacio medio del guante donde están ubicados los flexómetros se podría llegar a causar un corto en el sistema. Como se ve reflejado en el diseño preliminar realizado en la *Figura 36*.

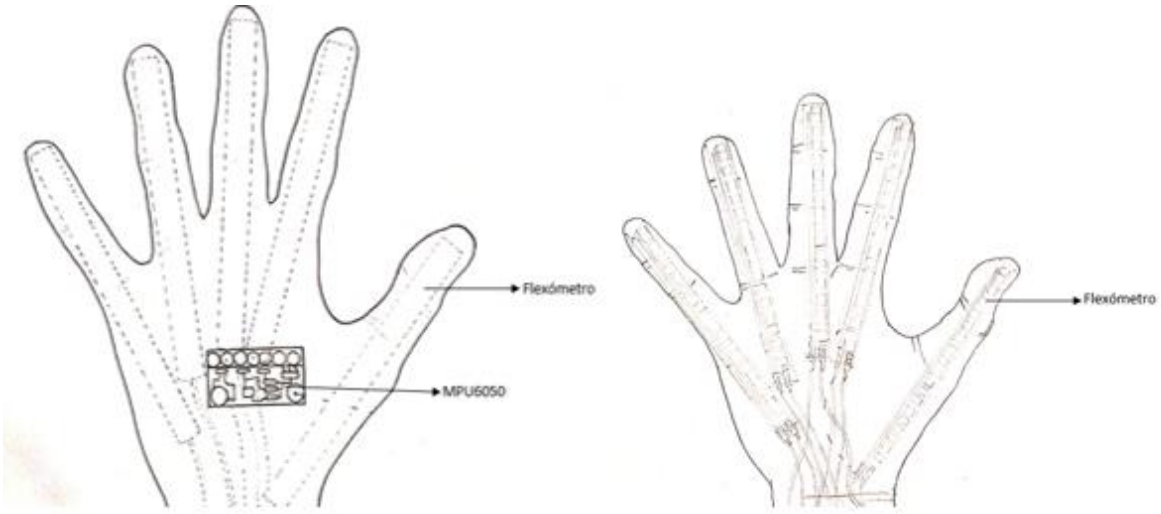


Figura 36. Diseño a mano del guante con la ubicación de los sensores respectivos. Elaboración propia.

9.2.2. UNIDAD DE PROCESAMIENTO

Para la sección de unidad de procesamiento, se seleccionaron los componentes electrónicos que sugiere el fabricante de los sensores escogidos. Por tal motivo la configuración recomendada para usar los flexómetros se muestra en la *Figura 37.* La cual el amplificador puede ser LM358 o LM 324 y la resistencia que acompaña al circuito es de 1K ohmio y la entrada de voltaje es de 5v.

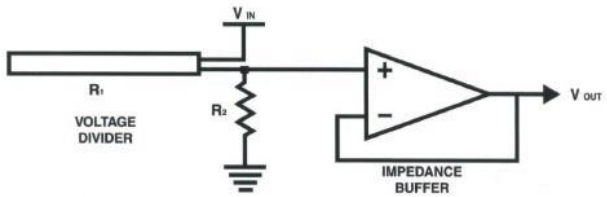


Figura 37. Configuración recomendada para el funcionamiento del flexómetro. (Spectrasymbol, 2017)

9.2.2.1. SELECCIÓN DEL MICROCONTROLADOR

De acuerdo con lo requerido para la selección del microprocesador, se tuvieron en cuenta 3 diferentes tipos de Arduino, el Arduino nano, el Arduino uno y el Arduino mega. Las características que se tuvieron en cuenta, como se indica en metodología, fueron: tamaño, memoria, precio, velocidad y portabilidad. El resultado se observa en la tabla de decisión *Tabla 11.*

Objeto	Tamaño	Memoria	Precio	Velocidad	Portabilidad	Total
Ard. Nano	5	1	5	5	5	21
Ard. Uno	3	3	4	5	3	18
Ard. Mega	2	5	3	5	2	17

Tabla 11. Matriz de decisión de los microprocesadores. Elaboración propia.

El mayor resultado fue obtenido por el Arduino nano con 21 puntos, siendo este un dispositivo efectivo para ser portable, físicamente su tamaño es pequeño, su precio es rentable en caso de daños y la velocidad de funcionamiento es la misma que en el resto de los microcontroladores. A pesar de esto, el Arduino nano presenta características favorables para un dispositivo portátil, no lo suficientemente útil para el dispositivo traductor de lengua de señas debido a que la memoria que debe presentar este dispositivo debe ser mayor a 200 KB por esta razón se escogió el Arduino mega.

9.2.2.2. DISEÑO ELECTRÓNICO

Se planteó un diseño esquemático de cómo deben ir conectados los componentes electrónicos con ayuda del software Eagle de Autodesk (*Figura 38*). En la *Figura 38* se puede observar los componentes numerados, los números 7 son los sensores flexómetros, cada número está acompañado de una letra, la cual representa la inicial del dedo al que pertenece, conectado a los flexómetros están las resistencia de 1K ohmios con el número 6 y de igual manera que en los flexómetros, el número está acompañado por una letra que representa la inicial del dedo al que pertenece; luego la conexión es dirigida al LM324 identificado con el número 2 o dirigido al LM358 (estos son encargos de realizar la amplificación de la señal de los flexómetros) identificado con el número 3, la salida de estos amplificadores se dirige hacia el Arduino Mega, identificado con el número 1, a las entradas analógicas. A la entrada analógica A0 se conecta la primera salida del amplificador LM324 la cual es correspondiente a los datos del dedo meñique, A1 se conecta la segunda salida del amplificador LM324 la cual es correspondiente a los datos del dedo anular, A2 se conecta la tercera salida del amplificador LM324 la cual es correspondiente a los datos del dedo corazón, A3 se conecta la cuarta salida del amplificador LM324 la cual es correspondiente a los datos del dedo índice, A6 se conecta la primera salida del amplificador LM358 la cual es correspondiente a los datos del dedo pulgar. Con el numeral 4 y 5 se encuentran

los componentes de la LCD y el MPU respectivamente, ambos tienen las mismas conexiones dirigidas hacia el Arduino Mega; las salidas de voltaje, de tierra y las entradas de SDA y SCL. Finalmente encontramos los botones de borrado y de espacio asignados con 9.B y 9.E respectivamente, conectados a ellos una resistencia de 1K y finalmente conectados a entradas digitales del Arduino Mega en D2 y D3.

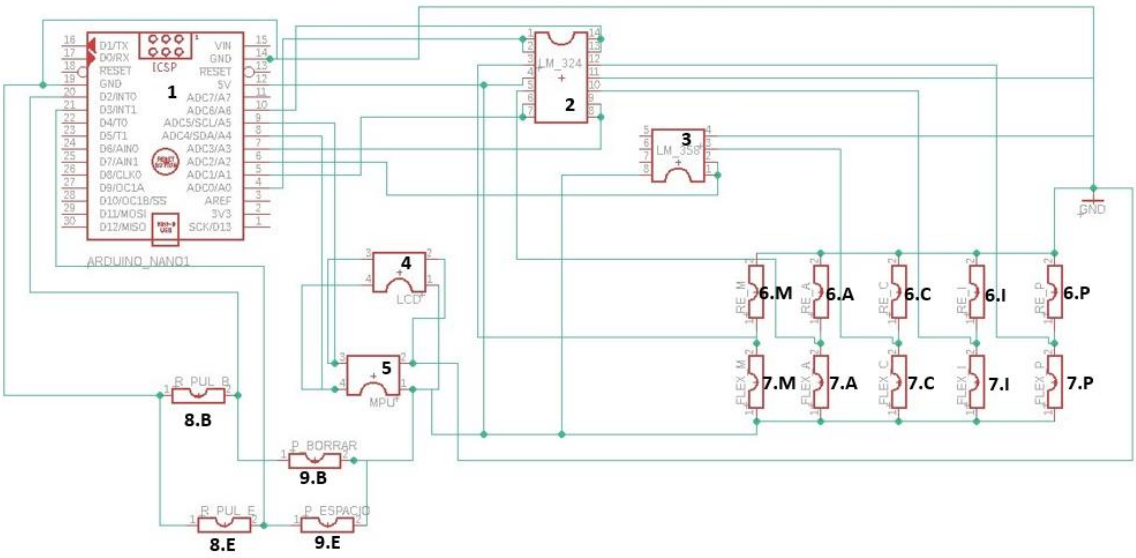


Figura 38. Diseño del circuito del dispositivo. Elaboración propia

9.2.2.3. DISEÑO ESTRUCTURAL

Luego con ayuda del software Fusion 360 de Autodesk se realizaron los diseños de la estructura externa de la unidad de proceso del dispositivo como se muestran en la *Figura 39.* El diseño se realiza teniendo como base un cuadrado el cual se debe a la forma que presentan los componentes internos del dispositivo los cuales tienen esta misma forma y de esta manera se logra encajar cada una de las piezas. El diseño también cuenta con un espacio para que los cables provenientes del guante puedan movilizarse de manera cómoda para no interrumpir el movimiento generado en cada fonema al igual que los cables que están conectados a la LCD. También cuenta con dos espacios en los cuales se ubican

los botones de espacio, borrado y un on/off que se encarga de poner en marcha el dispositivo.

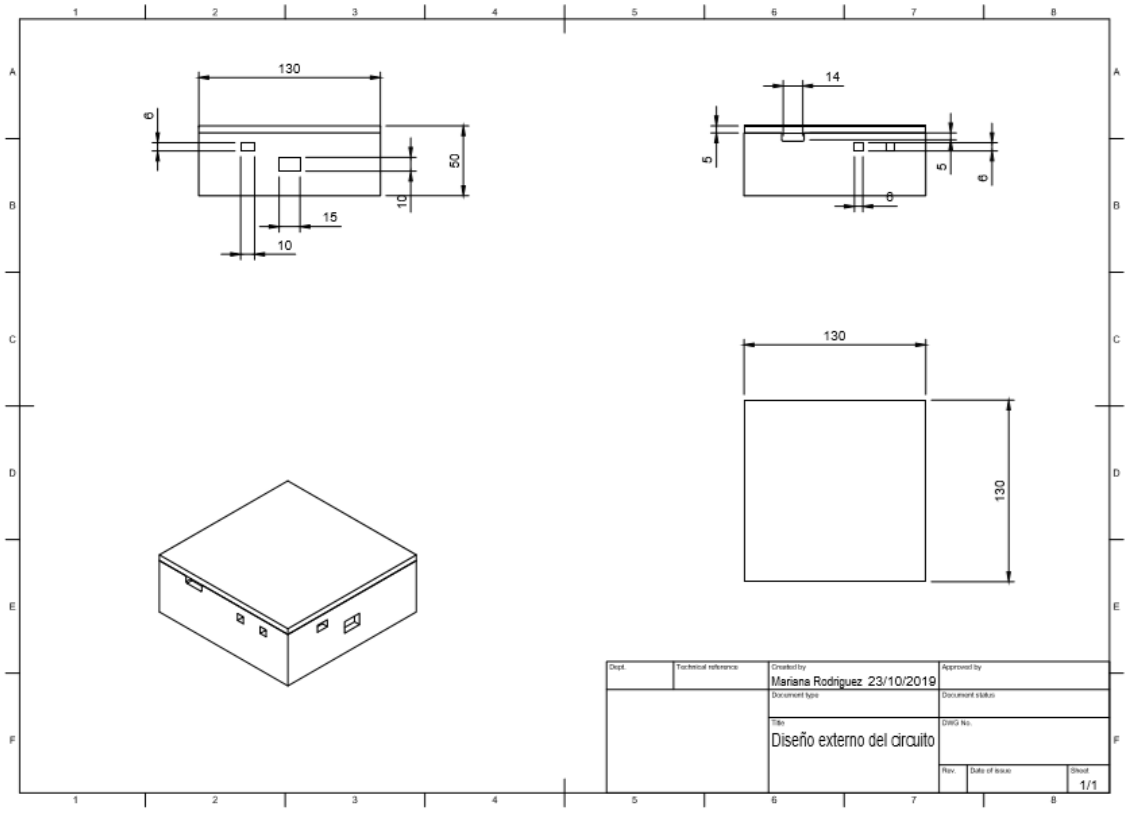


Figura 39.Estructura externa unidad de proceso. Elaboración propia

Para la selección del material de la estructura externa de la unidad de proceso se realizó un cuadro de decisión (*Tabla 12*) en el que se evaluaron las características de dureza, accesibilidad, precio, resistencia al impacto y estabilidad dimensional. Entre los elementos evaluados encontramos acrílico, MDF y spectra.

	Dureza	Accesibilidad	Precio	Resistencia al impacto.	Estabilidad dimensional	Total
Acrílico	5	5	4	3	4	21
MDF	5	5	4	4	2	20
Spectra	2	3	1	1	4	11

Tabla 12. Matriz de decisión de los microprocesadores. Elaboración propia.

El material escogido para armar la estructura externa de la unidad de proceso fue el acrílico, como se puede observar en la *Tabla* 12 por la obtención del mayor puntaje, sus características lo hacen significativo y pertinente para la construcción del dispositivo, teniendo en cuenta algunas cualidades que los usuarios expresaron en cuanto a la economía del dispositivo; la accesibilidad y precio van a ser beneficioso para la valorización del dispositivo siendo este más económico, la dureza, la resistencia al impacto y la estabilidad dimensional van a permitir que el dispositivo se mantenga en buen estado cuando este en las manos del usuario.

9.2.3. VISUALIZACIÓN

Para la sección de visualización se seleccionó una pantalla LCD debido a que el receptor del mensaje debía leer el mensaje de una manera sencilla, de la misma manera el emisor del mensaje no debe presentar incomodidades con un componente grande o pesado. El diseño de la estructura externa de la pantalla se realizó con ayuda del software Fusion 360 de Autodesk, los diseños se muestran en la *Figura 40.*

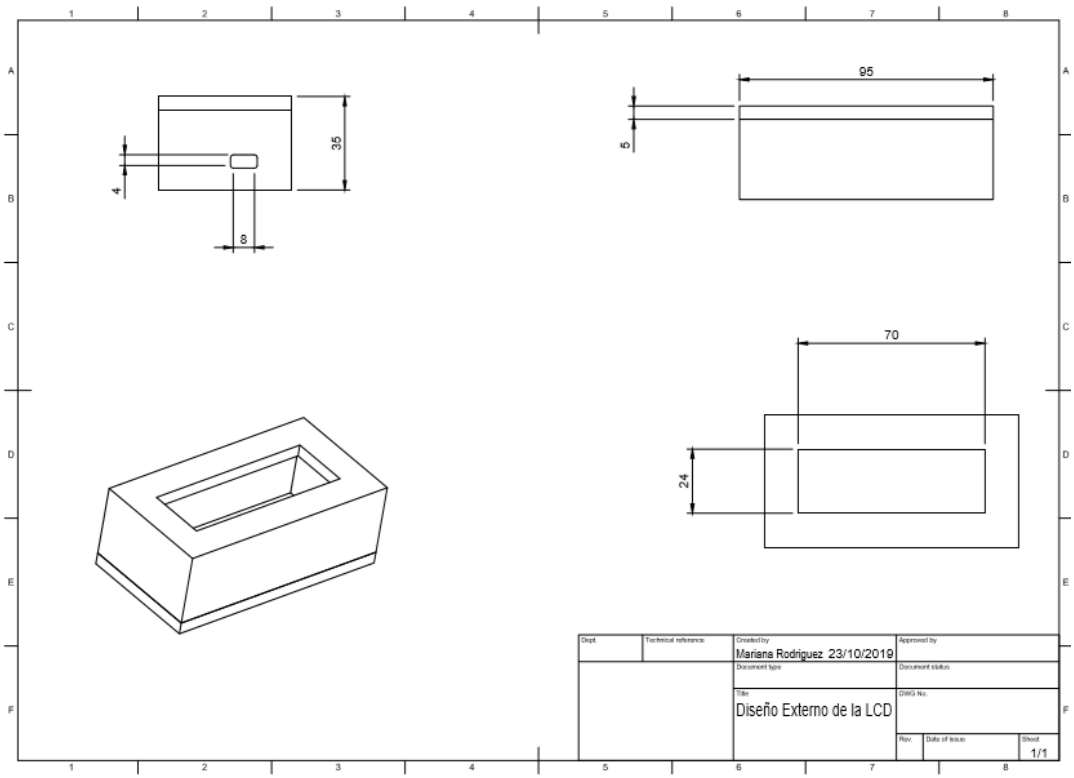


Figura 40.Estructura externa de la pantalla LCD. Elaboración propia

La estructura externa de la pantalla se implementó con el mismo material de la estructura externa de la unidad de procesos, el acrílico, cumpliendo con las mismas características evaluadas y beneficiando al usuario en uso y economía.

9.3. FASE 3: PROCESAMIENTO DE LAS SEÑALES.

9.3.1. ESTIMACIÓN DEL TAMAÑO DE MUESTRAS

Como inicio de la fase de procesamiento de las señales se estima el tamaño de la muestra a trabajar, en este caso el tamaño de muestra hace referencia a la cantidad de letras que se deben extraer de cada una con el fin de que los datos obtenidos sean representativos. Se implementó la *Ecuación 41* con los parámetros indicados en la sección de metodología y de esta manera se obtiene como resultado la *Ecuación 42* y así se define la menor cantidad de observaciones que se debe tener por letra.

$$n = \frac{27 * (1{,}96)^2 * 0.5 * 0.5}{(27-1) * 0.05^2 + (1{,}96)^2 * 0.5 * 0.5} = 26{,}55 \cong 27 \quad (42)$$

Por cada letra mínimo deben realizarse 27 observaciones, con el fin de que sean significativos para el procesamiento de las señales por cada letra del alfabeto se realizaron 47 observaciones.

9.3.2. PRE - PROCESAMIENTO DE LA SEÑAL

Para tomar las observaciones se estableció una frecuencia de 96 datos por segundo, esta frecuencia se decidió por medio del Teorema de Nyquist, el cual afirma que la frecuencia de muestreo debe ser 2 veces mayor que la frecuencia natural del sistema *Ecuación 43*. Para determinar la frecuencia de muestreo se parte de la velocidad promedio en que una persona mantiene la mano en la posición representativa del fonema de cada la letra, esto se da en un rango de 500 milisegundos a 1000 milisegundos posterior a realizar la toma de 47 observaciones por letra y analizando cada una de estas se concluyó la duración de los fonemas en este rango de tiempo, partiendo de esto se puede observar por medio de la fórmula de frecuencia *Ecuación 44* la mínima frecuencia de muestreo que se necesita es de 4Hz. Por tal motivo se debe tener un sensor que, según el teorema de Nyquist, debe poder tomar muestras el doble de rápido de 500 milisegundos. Es suficiente con una vez cada 200 milisegundos ya que sería el doble de lo que se necesita y se puede comprobar que no se evidencia aliasing ya que los sensores que se implementaron son capaces de tomar 1 muestra una vez cada 10 milisegundos.

$$F(s) \geq 2Fmax \quad (43)$$

$$f = \frac{1}{s} \quad (44)$$

$$f = \frac{1}{0.5} * 2 = 4Hz$$

9.3.2.1. AMPLIFICACIÓN

Luego de establecer el número de observaciones se realiza el acondicionamiento de las señales representativas a cada fonema. El primer acondicionamiento es la amplificación de las señales, esta amplificación es hecha a sugerencia de los fabricantes del datasheet. Para los sensores flexómetro la amplificación se realiza analógica con amplificadores operacionales LM324 y LM358, el diagrama de componentes se puede observar en la *Figura 6.* Estos amplificadores operacionales se utilizan con estos sensores porque la baja corriente de amplificación del amplificador operacional reduce el error debido a la impedancia de la fuente del sensor flexible como divisor de voltaje, en ecuación de ganancia que se muestra en la *Ecuación 45 e*n donde el valor de $R1$ será un número variable en el tiempo debido a que este es el valor dado por el sensor resistivo, el flexómetro indicando que este valor va a aumentar 5 veces más de su valor original. Con lo cual se consigue una salida de tensión directamente relacionada con la flexión del dedo.

$$Vout = 5\left(\frac{R1}{R1 + 1000}\right) \tag{45}$$

$$Vout = \frac{5R1}{R1 + 1000}$$

9.3.2.2. LINEALIZACIÓN

Para la linealización se realiza en el sensor inercial MPU. Para la linealización se usó una Aplicación de celular llamada Clinometer bubble level, la función de esta aplicación es mostrar los grados de inclinación en la que se ubica el celular, con esto se unió el sensor a la pantalla del celular y se inclinó grado a grado anotando

el dato que se generaba para esa inclinación sobre el eje, esta toma de datos se realizó sobre los rangos entre 100° y – 100° tomando un valor cada 5 grados y con ayuda del software Matlab se leyeron los datos obtenidos y se realizó una curva de aproximación para lograr encontrar la ecuación del sensor y ver que comportamiento poseía el sensor. En la *Figura 41* y en la *Figura 42* se puede observar la curva de caracterización de los ejes X y del sensor MPU 6050 con su respectiva ecuación característica.

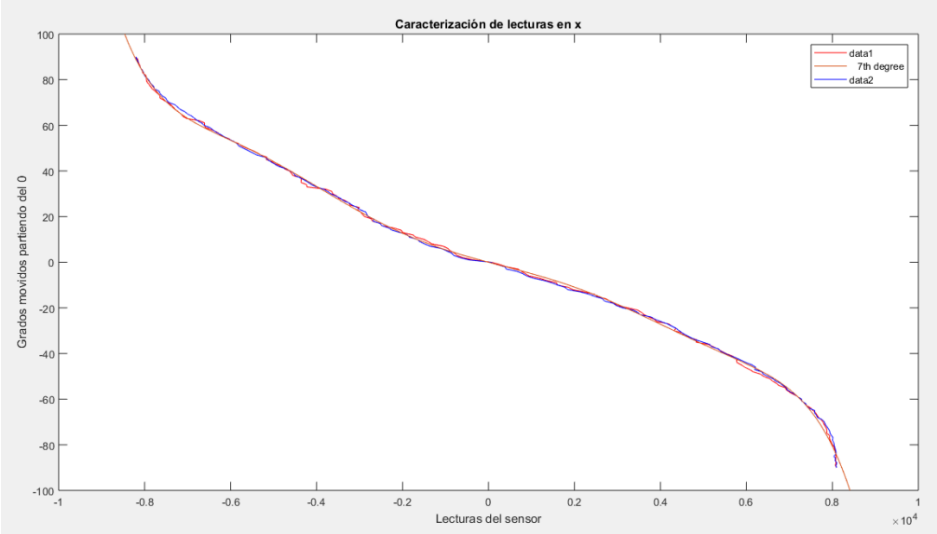


Figura 41. Gráfica de la curva de aproximación para encontrar la ecuación del MPU en el eje x. Elaboración propia.

$$Y = p1x^7 + p2x^6 + p3x^5 + p4x^4 + p5x^3 + p6x^2 + p7x + p8 \qquad (46)$$

Los coeficientes utilizados para la ecuación característica respecto al eje x fueron los siguientes: p1=-6.9434e-26, p2=-1.4566e-23, p3=7.2025e-18, p4=-2.5443e-15, p5=-2.5748e-10, p6=2.345e-07, p7= -0.00499, p8 0.0012298 (*Ecuación 46*).

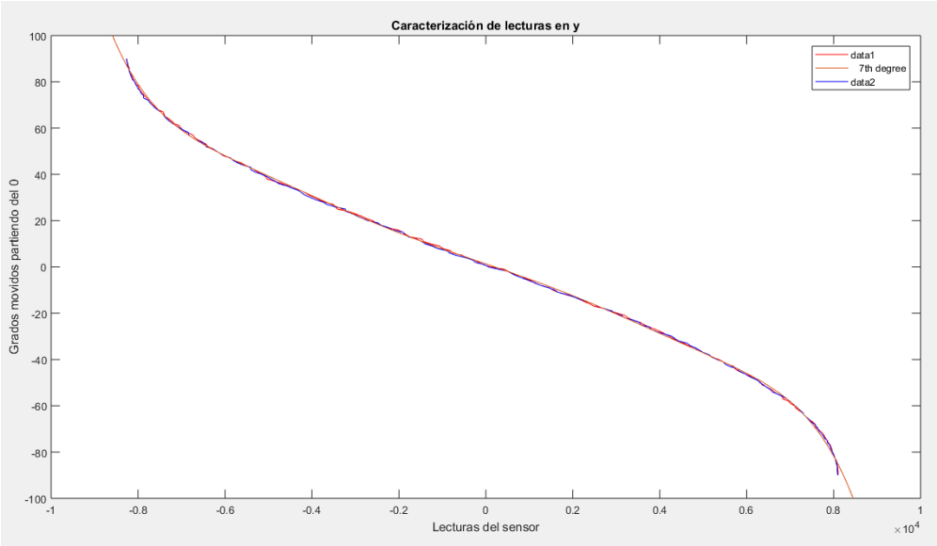


Figura 42. Gráfica de la curva de aproximación para encontrar la ecuación del MPU en el eje y. Elaboración propia.

Los coeficientes utilizados para la *Ecuación 47* respecto al eje y fueron los siguientes: p1 =-3.7227e-26, p2= -3.4358e-23, p3=3.093e-18, p4=2.2244e-15, p5=-1.0166e-10, p6=-4.3597e-08, p7=-0.0064464, p8=1.3082 (*Ecuación 47*).

$$Y = p1x^7 + p2x^6 + p3x^5 + p4x^4 + p5x^3 + p6x^2 + p7x + p8 \qquad (47)$$

Como se observa en la *Figura 41* y *Figura 42* que tanto el eje x como el eje y presentan el mismo comportamiento, en 40° las lecturas del sensor empiezan a tener una variación significativa en los datos hasta llegar a los -40° donde el sensor vuelve a presentar una lectura contante en sus valores. Los datos presentan un comportamiento igual a los de una función de 7mo grado dentro del rango de trabajo.

9.3.2.3. FILTRADO

Luego de realizar el proceso anterior, se procede a realizar un análisis de frecuencias con transformada de Fourier de cada fonema de la legua de señas

colombiana con el fin de encontrar las frecuencias fundamentales del fonema y definir la frecuencia de corte para implementar en el filtro. En la *Figura 43* se muestra la transformada de Fourier del fonema O sin filtrar.

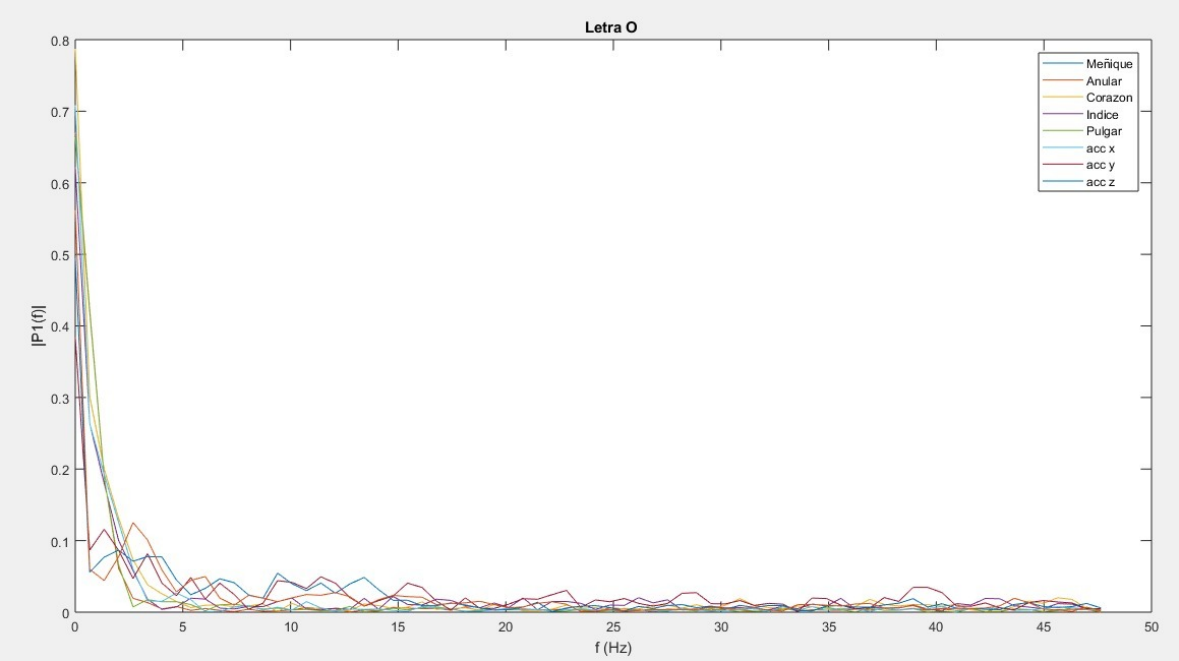


Figura 43. Espectro de frecuencias de las 8 señales de la letra O sin filtrar.

Como se observa en la gráfica las frecuencias de los fonemas son frecuencias bajas que se pueden encontrar entre 0 y 5 Hz aproximadamente. Para hallar la frecuencia de corte se usa la *Ecuación 48* de frecuencias de corte.

$$Fc = \frac{1}{\sqrt{2}} = 0.70 \qquad (48)$$

La frecuencia correspondiente para el valor de ganancia 0.70 es de 0.5 Hz, esto en el caso del fonema O, para generalizar una frecuencia de corte que se pueda usar en todas las letras ya que no todas las letras presentan la misma frecuencia de corte, se escogió un valor que cubriera el grupo de frecuencia de los fonemas. De esta manera se implementa un filtro pasa bajas Butterworth de segundo orden con una frecuencia de corte de 3 Hz.

En la *Figura 44* se puede observar el mismo fonema O después del filtrado, el ruido que posiblemente es ruido blanco gaussiano, que es producido generalmente por el uso de resistencia y amplificadores, se ha reducido a 0 aproximadamente.

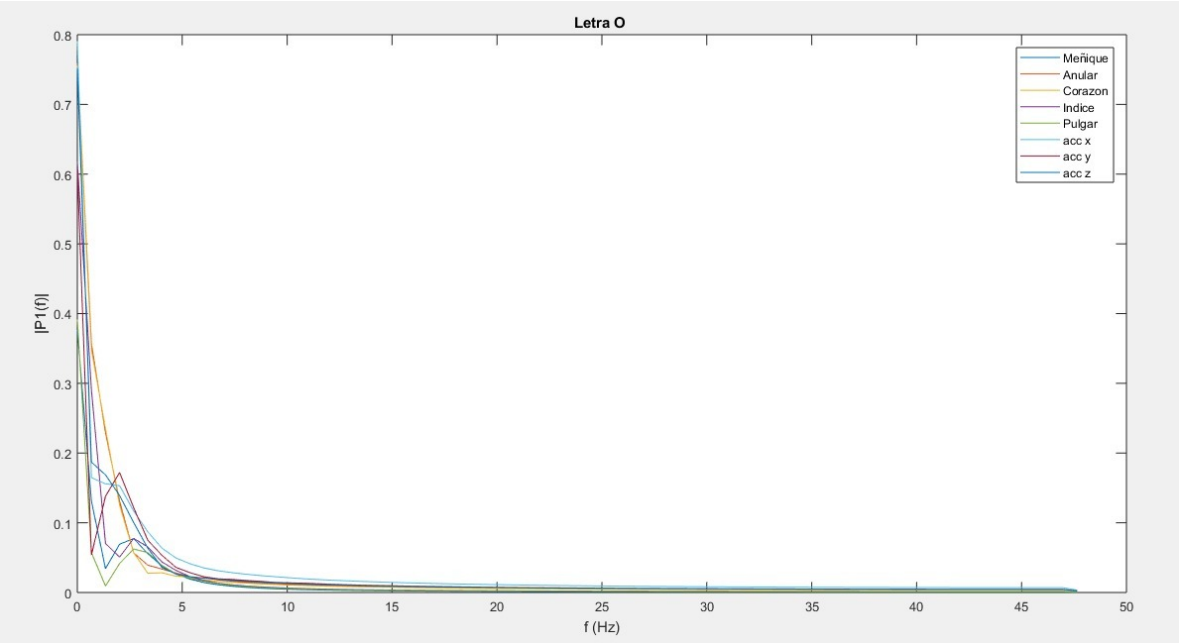


Figura 44. Espectro de frecuencias de las 8 señales de la letra O con el filtro.

Los cambios en las señales en el dominio del tiempo se pueden observar en la *Figura 45*, donde se pueden ver las señales de los dedos, meñique, anular, corazón, índice y pulgar con los colores azul, rojo, verde, amarillo, morado, respectivamente y en el caso del MPU el eje x, el eje y el eje z son representados por los colores cian, rojo y negro.

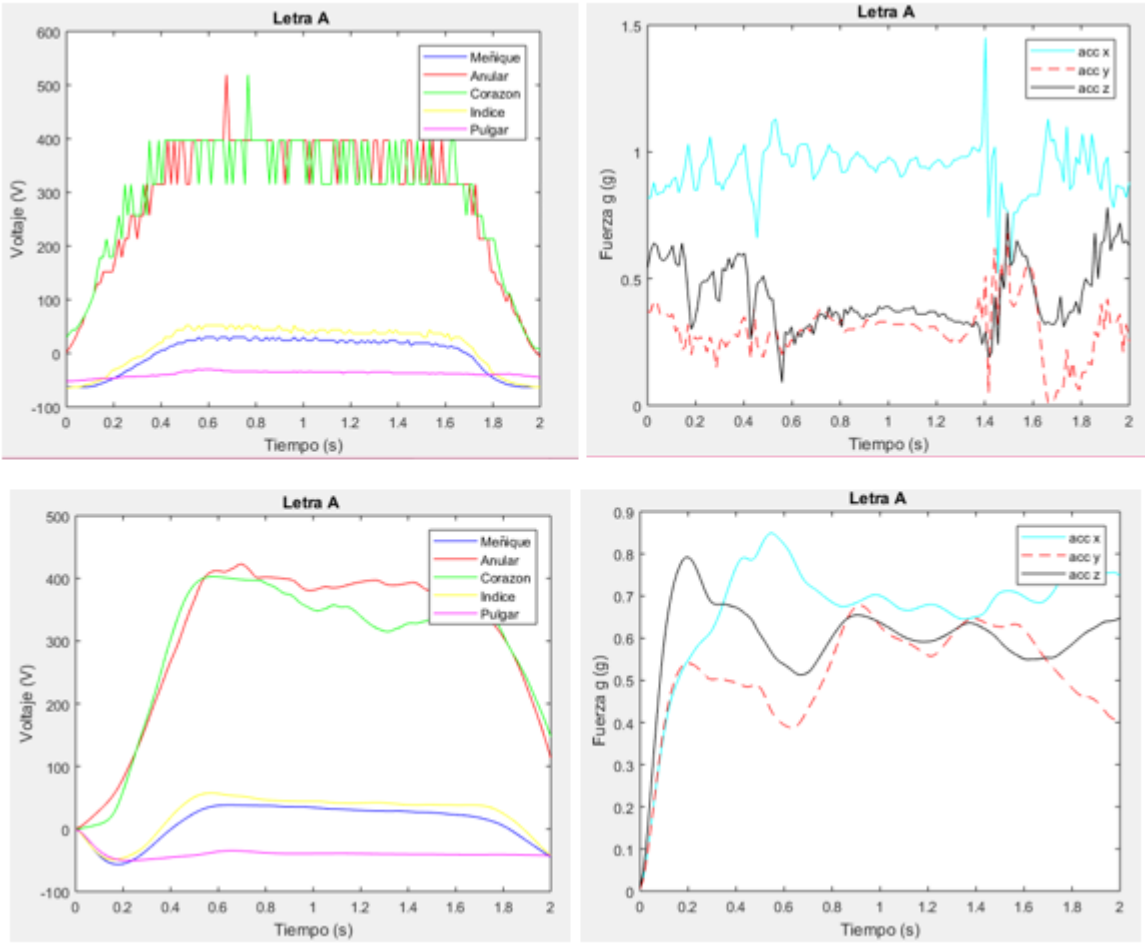


Figura 45. Señales sin filtrar y filtradas letra A. Elaboración propia

Posteriormente al acondicionamiento de las señales se realiza la extracción de características para diferente estrategia mencionada en la metodología.

9.3.3. ESTRATEGIA 1

En esta estrategia como característica representativa de cada señal se tiene en cuenta el movimiento de flexión de los dedos en el momento en que inicia el fonema para identificar esta característica se toma el promedio que componía una letra tomando como datos las señales obtenidas desde la posición con los dedos extendidos, obteniendo finalmente una matriz de aprendizaje de 8 características

que corresponde a los datos promediados de la señal de cada sensor desde que se encuentra la mano en su posición extendida, se realiza la letra y vuelve a extenderse y da un total de 1269 observaciones.

9.3.3.1. EVALUACIÓN DEL CLASIFICADOR ESTRATEGIA 1

Teniendo la matriz de aprendizaje se procedió a realizar una validación cruzada, para identificar el debido funcionamiento del clasificador. Se crearon 5 grupos de muestras aleatorias de la matriz de 1269 datos con 253 observaciones cada uno, teniendo como resultados los valores de exactitud, sensibilidad, precisión y especificidad, sacando el promedio de los resultados dados de cada grupo, esta validación se hizo con 5, 7, 25 y 27 vecinos de proximidad.

En la Tabla 13 se muestran los resultados de los índices de rendimiento, para los diferentes vecinos en el clasificador. Se puede observar que cuando aumentan los vecinos, disminuyen los índices de exactitud, sensibilidad y precisión, debido a que es más permisivo el límite de decisión, lo que lleva a pensar que los grupos de características similares son cercanos entre ellos o están sobrepuestos, como es el caso de las letras F y L en donde estas dos letras únicamente se diferencian por el movimiento de abducción y aducción del dedo (*Tabla 5*). Por esta razón se escogió 5 vecinos para lograr la clasificación más exacta de la observación a validar.

Promedio validación cruzada 5 matrices				
Knn-vecinos	Exactitud	Precisión	Sensibilidad	Especificidad
5 vecinos	0.8190	0.8215	0.8090	0.9993
7 vecinos	0.8190	0.8215	0.8090	0.9993
25 vecinos	0.7692	0.7637	0.7315	0.9991

27 vecinos	0.7636	0.7527	0.7080	0.9991

Tabla 13. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 1. Elaboración propia.

Por otro lado, se observa que la calidad de las respuestas positivas generadas por el clasificador es alta para los vecinos 5 y 7, afirmando que el clasificador genera más respuestas positivas que negativas, siendo este un indicativo bueno para el clasificador de 27 etiquetas. Adicional a esto el hecho de que la especificidad en este caso sea mayor que la sensibilidad indica que el clasificador identifica de una forma más certera los verdaderos negativos.

A pesar de que se obtuvieron resultados buenos con la clasificación de las señales estáticas, estos resultados no fueron los mismos con la clasificación de las señales en vivo. Cuando se realiza la seña, se genera un error en la extracción de la característica, esto se debe a que la letra se tomó desde la posición de la mano con los dedos extendidos y en este momento se tiene una variación en el promedio, dependiendo del movimiento, de la fuerza y de la velocidad de la mano del usuario, esto causó que no coincidiera el dato con el de la matriz de aprendizaje, indicando que el promedio tomado de esta manera no es una característica que permita la clasificación de las letras.

Luego de observar que la metodología 1 no tuvo el funcionamiento esperado, se implementaron las otras tres metodologías para la extracción de características, en las cuales se realizó como parte inicial el corte del momento exacto donde se encuentra la señal de cada fonema constante, esto con el fin de que los datos de las características se enfocaran únicamente en el momento de la letra y no se tuviera el cambio de movimiento para así generar menor posibilidad de error teniendo en cuenta los factores anteriormente descritos.

9.3.4. ESTRATEGIA 2

Se realizó una base de datos con la cual se generó un análisis de covarianza (*Ecuación 49*) por medio de la herramienta en Excel para lograr analizar todos los datos con el fin de identificar qué características no presentan dependencia entre ellas. De este análisis se obtuvo como resultado que las características que no se correlacionan son promedio de frecuencia y desviación estándar, mediana de frecuencias y desviación, RMS y promedio de frecuencia, mediana de frecuencia y promedio de frecuencia (*Tabla 14*). Esto debido a que en la interpretación de la tabla de covarianza en la intersección de dos variables en la tabla su resultado es mayor a cero quiere decir que hay una dependencia positiva entre ellas, es decir a grandes valores de la variable x (columna) van a haber grandes valores de la variable y, si en la intersección de dos variables el resultado es cero quiere decir que no existe una relación lineal entre las dos variables estudiadas, si la intersección de dos variables su resultado es menor que cero quiere decir que hay dependencia negativa, es decir a grandes valores de la variable x corresponden pequeños valores de la variable y por esta razón las variables que no generan dependencia y que tentativamente puedan ser seleccionadas como la característica que será extraída para ingresar al clasificador (Sokal, Rohlf & Gabarrón, 2003).

Teniendo en cuenta lo anterior, las combinaciones de características podrían indicarnos teóricamente que pueden ser pertinentes para la clasificación de las letras del alfabeto dactilológico. Por ende, se selecciona el valor promedio de la frecuencia y desviación estándar para realizar la extracción de estas en cada una de las metodologías y así serán puestas a prueba en la validación cruzada con el fin de evaluar que tan funcional sería implementarlas en el clasificador.

$$Cov(X,Y) = \frac{\sum_1^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n} \qquad (49)$$

X \ Y	Media	Med	Var	S	Prom Fr	Med Fr	RSR	RMS	Long. Od
Media	118638								
Mediana	117087	1E+05							
Var	217513	2E+05	6E+05						
S	4669,5	4579	11697	238					
Prom Fr	0,0509	0,049	0,176	0	2E-07				
Med Fr	0,1863	0,178	1,235	0,02	1E-07	2E-05			
RSR	6875,9	6806	8688	231	0,003	-0,03	525,9		
RMS	88557	87400	2E+05	3479	0,028	0,188	4801	68002	
Long. Od	14186	13897	33192	698	0,013	0,027	772,4	10452	2140,33

Tabla 14. Covarianza entre las características extraídas

9.3.4.1. ENSAMBLE AVERAGE

Como segunda metodología se realizó el ensamble average donde se extrae una señal de letra característica de todas las 47 observaciones letra, esto por medio de la suma de las 8 señales obtenidas en una observación y el promedio de las 47 sumas de señal. Para mostrar los resultados de este proceso se utilizan como ejemplos las letras W, M, A, O, L Y F ya que con estas es con las que se presentan algunos patrones similares en sus movimientos lo que hace que se dificulte su reconocimiento y a esta última señal se le extraen las características estadísticas (*Figura 46).*

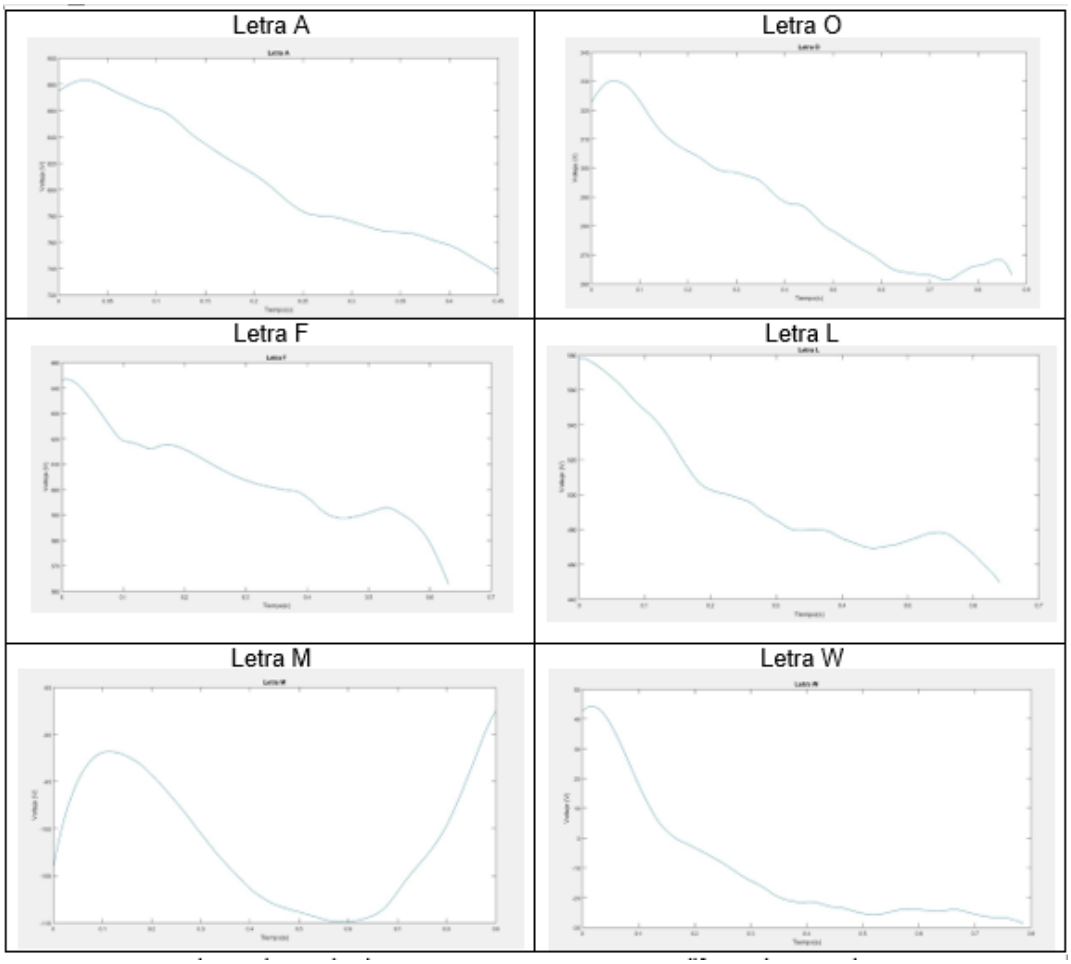


Figura 46. Señales sin filtrar y filtradas letra A. Elaboración propia

9.3.4.2. EVALUACIÓN DEL CALSIFICADOR ESTRATEGIA 2

Como se observa en la Figura 46, en esta metodología las formas de onda representativas de cada letra no cuentan con una diferencia notoria en su composición, sin embargo, se realizó la validación cruzada de las 5 matrices de prueba obteniendo como resultados los datos presentados en la *Tabla 15*.

Promedio validación cruzada 5 matrices				
Knn-vecinos	Exactitud	Precisión	Especificidad	Sensibilidad
5 vecinos	0,1064	0,0916	0,96	0,1068
7 vecinos	0,1056	0,0934	0,962	0,1056
25 vecinos	0,1152	0,229	0,962	0,1172
27 vecinos	0,126	0,1032	0,968	0,126

Tabla 15. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 2. Elaboración propia.

Para esta metodología se observan resultados de los índices de rendimiento los cuales no son lo esperado ya que los valores obtenidos de la validación en; la exactitud, precisión y especificidad, son menores al 20% lo cual demuestra que esta metodología no sería la adecuada ya que en el momento de realizar su implementación presentaría muchos errores. La medida de la precisión indica que en este caso que no se tendría confiabilidad en cada medición ya que posiblemente la clasificación podría no ser la misma así se repita la prueba con las mismas condiciones, la medida de la exactitud muestra que esta metodología no da como da como resultado la letra esperada en su mayoría ya que el valor experimental se encuentra lejos del valor que debe clasificar. En cuanto a la especificidad y la sensibilidad en este caso la clasificación de verdaderos negativos es de un 96% sin embargo en el caso de la sensibilidad los verdaderos positivos no son clasificados con un porcentaje alto lo que indica que posiblemente la letra que se clasifique no sea la deseada o se tenga un gran número de falsos negativos.

9.3.5. ESTRATEGIA 3

Teniendo en cuenta este resultado, se planteó la estrategia 3 donde se extraen las características de la suma de las señales teniendo 8 valores representativos por cada observación de las 47 por letra y se realizó la extracción de las características de estas obteniendo los resultados de los índices de rendimiento que se pueden observar en la *Tabla 16*. En esta tabla podemos observar que los resultados obtenidos son similares a los presentados en la *Tabla 15* en donde se concluye que esta metodología tampoco sería la adecuada para ingresar al clasificador.

Promedio validación cruzada 5 matrices				
Knn-vecinos	Exactitud	Precisión	Especificidad	Sensibilidad

5 vecinos	0,1074	0,0912	0,96	0,1060
7 vecinos	0,1052	0,0934	0,961	0,1052
25 vecinos	0,1142	0,233	0,961	0,1170
27 vecinos	0,126	0,1032	0,969	0,126

Tabla 16. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 3. Elaboración propia.

9.3.6. ESTRATEGIA 4

En la cuarta estrategia se realizó la extracción de características en cada una de las 8 señales presentes en cada letra haciendo la validación cruzada con las características seleccionadas. En la *Tabla 17* se observan los resultados de los índices de rendimiento del clasificador evaluado con las características del valor promedio de las frecuencias y la desviación estándar. En la cual podemos observar que los resultados obtenidos indican que el valor de la especificidad es de aproximadamente un 97% lo cual hace referencia a una buena clasificación de verdaderos negativos, sin embargo, los verdaderos positivos si bien mejoraron con respecto a las metodologías anteriores aún siguen estando debajo del porcentaje planteado para la clasificación. Además, se puede observar que los valores de exactitud y precisión aumentaron alrededor de un 30% adicional al que se tenía en las pruebas anteriores sin embargo siguen estando por debajo de un 50% lo cual hace que no sea del todo confiable esta metodología.

Promedio validación cruzada 5 matrices				
Knn-vecinos	Exactitud	Precisión	Especificidad	Sensibilidad
5 vecinos	0,46	0,464	0,976	0,46
7 vecinos	0,464	0,472	0,976	0,464
25 vecinos	0,434	0,424	0,964	0,432
27 vecinos	0,426	0,42	0,974	0,428

Tabla 17. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 4 con el promedio de las frecuencias y la desviación estándar. Elaboración propia.

Se realiza una comparación entre los resultados de los índices de precisión de esta estrategia y la estrategia número uno y se observa que cuando se utiliza la característica promedio se obtienen mejores resultados por tal motivo se plantea una quinta estrategia.

9.3.7. ESTRATEGIA 5 – ALGORITMO DEFINITIVO.

En la estrategia 5 se realizó la extracción de la característica tomando cada señal desde el momento en que ya se tiene el movimiento de flexión de los dedos y se mantiene el fonema. Para identificar esta característica se toma el promedio de cada uno de los datos de las 8 señales, provenientes de los cinco flexómetros y los tres ejes del acelerómetro arrojados por el MPU, presentes en cada letra. La característica 1 hace referencia al promedio de los datos de la señal del dedo meñique, la característica 2 hace referencia al promedio de los datos de la señal del dedo anular, la característica 3 hace referencia al promedio de los datos de la señal del dedo corazón, la característica 4 hace referencia al promedio de los datos de la señal del dedo índice, la característica 5 hace referencia al promedio de los datos de la señal del dedo pulgar, la característica 6 hace referencia al promedio de los datos de la señal del eje *x*, la característica 7 hace referencia al promedio de los datos de la señal del eje *y* y la característica 8 hace referencia al promedio de los datos de la señal del eje *z*. De estos datos se realiza una ANOVA con el fin de afirmar que la característica promedio es repetible y reproducible. Posteriormente como es seleccionada como la característica escogida se realiza la validación cruzada obteniendo los resultados de la *Tabla 14*. Se realiza una matriz de confusión con el fin de verificar los aciertos y errores del clasificador.

9.3.7.1. EVALUACIÓN DE LA CARACTERÍSTICA

La *Figura 47* muestra los resultados estadísticos de cada característica extraída, la característica 1 presenta una media de -20.35 la cual presenta una confianza del 95% que esta entre -47.12 y 6.48 presentando un amplio rango para que la media

pueda desplazarse sugiriendo una normalidad en los datos como se observa en la *Figura 48a*; la característica 2 presenta una media de 208.61 y una desviación de 102.87 dejando un intervalo de confianza corto ente 105.82 y 311.64 sugiriendo una normalidad en lo datos como se muestra en la *Figura 48b*; la característica 3 al igual que la característica 2 presenta un zona pequeña de intervalo de confianza entre 24.12 y 316.30 mostrando una normalidad en los datos como se observa en la *Figura 48c*; la característica 4 presenta una media de -37.70 lo va a estar muy cerca del límite izquierdo que es de -67.74 y alejada del límite derecho que es de -7.57 dando como sugerencia que los datos no presentan normalidad como se puede observar en la *Figura 48d*; la característica 5 presenta un amplio intervalo de confianza de -43.52 y -12.56 permitiendo que la media de -2.02 pueda desplazarse, surgiendo normalidad en sus datos como se muestra en la *Figura 48e* ; la característica 6 presenta el mismo caso que la característica 4 en la que uno de los limites queta cerca de la media, el límite derecho es de 0.99 y la media de 0.37, el límite izquierdo se ubica en -0.24 lo que podría inferir una anormalidad en los datos como se muestra en la *Figura 48f*; la característica 7 al igual de que la característica 5 presenta un amplio intervalo de confianza entre 0.17 y 0.64 con una media 0.41 dando como resultado datos normales como se puede observar en la *Figura 48g y* finalmente la característica 8 presenta una media de 0.52 con un intervalo de confianza entre 0.20 y 0.84 sugiriendo normalidad en sus dato como se puede observar en la *Figura 48h*.

Característica	Media	Desviación	Intervalo de confianza de 95%	
			Limite Izq	Limite Der
1	-20.35	26.79	-47.12	6.48
2	208.61	102.87	105.82	311.64
3	170.12	146.11	24.12	316.30
4	-37.70	30.05	-67.74	-7.57
5	-28.02	15.48	-43.52	-12.56
6	0.37	0.62	-0.24	0.99
7	0.41	0.23	0.17	0.64
8	0.52	0.32	0.20	0.84

Figura 47.Resultados de muestreo de las características. Elaboración propia

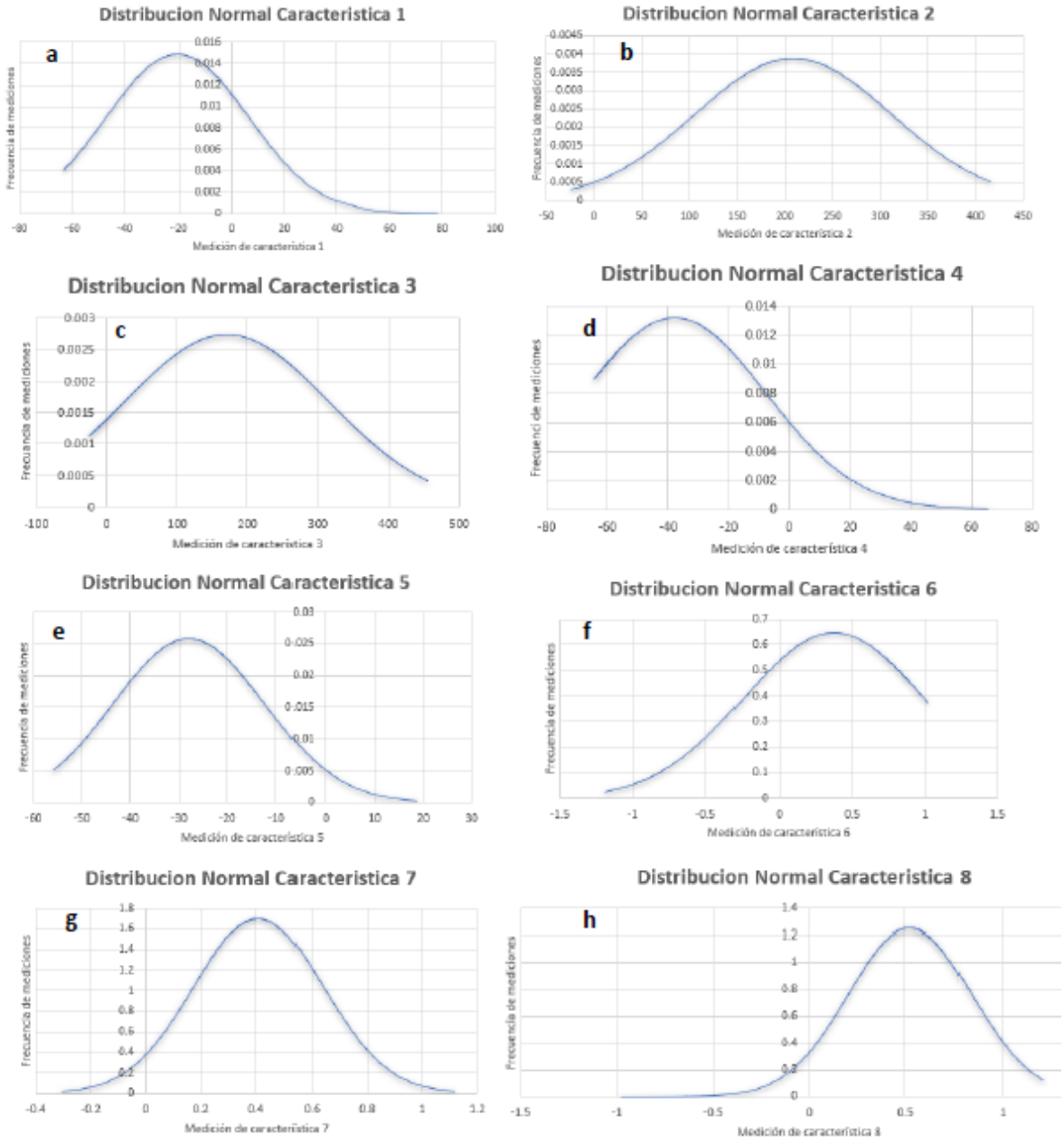


Figura 48. Distribución normal:(a) característica 1;(b) característica 2;(c) característica 3;(d) característica; (e) característica 5; (f)característica 6;(g característica 7;(h) característica 8. Elaboración propia

9.3.7.2. ANALISIS DE VARIANZA

Luego de establecer que los datos de las características 1,2,3,5,7 y 8 presentan normalidad, se procede a realizar una prueba paramétrica la cual determina los indicadores estadísticos por medio del análisis de varianza, con el que se puede establecer si la característica es repetible y reproducible.

En la *Figura 49*, cada fila corresponde al comportamiento de cada característica a evaluar. La primera columna se refiere a la evaluación entre grupos de las características, la segunda a los grados de libertad debido a los 27 grupos evaluados, la columna tres al valor F correspondiente de la distribución Fisher, la columna cuatro al valor P debido al F establecido anterior y finalmente la columna cinco correspondiente al valor crítico para F o área bajo la curva de la conocida como región de error.

Origen de las variaciones	*Grados de libertad*	*F*	*Probabilidad*	*Valor crítico para F*
Caracteristica 1	26	383.83171	0	1.50454
Caracteristica 2	26	972.23681	0	1.50454
Caracteristica 3	26	1781.19263	0	1.50454
Caracteristica 5	26	288.46015	0	1.50454
Caracteristica 7	26	189.91695	0	1.50454
Caracteristica 8	26	287.05986	0	1.50454

Figura 49.Resultados de componentes ANOVA. Elaboración propia

Los resultados que muestran la *Figura 49* demuestran que las características son repetible y reproducibles, debido a que el valor P, que es igual a 0, es menor que el valor de significancia el cual es 0.05, se rechaza la hipótesis nula aceptando la hipótesis alternativa, la cual dice que al menos un grupo o más es distinto del resto y de esta manera se infiere que con estas características los grupos de los fonemas de la lengua de señas pueden ser diferenciados.

9.3.7.3. PRUEBA TUKEY

En la *Figura 50,* se observa el resultado de una prueba tukey hecho sobre la característica 1, donde el valor de HDS representa la cantidad mínima que debe variar entre grupos para ser realmente diferentes, en el caso de esta característica es 4.6, en la fila y la columna principal se encuentran las letras del alfabeto, en la intersección de las filas con las columnas se encuentra el numero con el que se compara el valor de HSD. Si el numero (sin tener en cuenta el signo) que se encuentra en la interseccion de una fila y una columna como lo es el de la fila A con la columna B, que contiene el numero 87.35 es mayor que el HSD, indica que el grupo A es diferente del grupo B y de esta manera se compran todos los numeros de la matriz. El numero en la interseccion de la fila E con la columna F es de 1.12 , lo cual es menor que el valor del HSD lo que indica que el grupo E y F son similares lo que no seria bueno para la clasificacion. Este procedimieto se realizo con el resto de las caracteristicas, las matrices resultante se pueden observar en A*nexos 1.* Teniendo en cuenta que el dispositivo presenta 8 caracteristicas, no es relevante si unicamente en una caracteristica se encuentra similitudes entre los grupos, ya que si bien esa caracteristica no es ideal para la clasificacion se tienen encuenta 7 caracteristicas adicionales en las que posiblemente el grupo comparado si sea diferente

HSD	4.6																									
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
A		87.35	73.24	62.45	31.77	32.89	41.40	31.22	83.65	81.12	18.92	22.36	39.33	33.40	34.31	57.99	42.74	68.99	24.38	47.32	89.33	86.51	29.10	33.96	12.35	78.59	30.50
B			-14.10	-24.90	-55.57	-54.45	-45.95	-56.12	-3.70	-6.22	-68.43	-64.99	-48.02	-53.95	-53.03	-29.36	-44.61	-18.36	-62.97	-40.02	1.98	-0.84	-58.25	-53.39	-74.99	-8.75	-56.84
C				-10.80	-41.47	-40.35	-31.84	-42.02	10.40	7.88	-54.33	-50.89	-33.91	-39.84	-38.93	-15.25	-30.51	-4.25	-48.87	-25.92	16.09	13.26	-44.14	-39.28	-60.89	5.35	-42.74
D					-30.67	-29.55	-21.05	-31.22	21.20	18.67	-43.53	-40.09	-23.12	-29.05	-28.14	-4.46	-19.71	6.54	-38.07	-15.13	26.88	24.06	-33.35	-28.49	-50.09	16.15	-31.94
E						1.12	9.63	-0.55	51.87	49.35	-12.86	-9.42	7.56	1.63	2.54	26.22	10.96	37.22	-7.40	15.55	57.56	54.73	-2.67	2.19	-19.42	46.82	-1.27
F							8.51	-1.67	50.75	48.23	-13.98	-10.54	6.43	0.51	1.42	25.09	9.84	36.10	-8.52	14.43	56.44	53.61	-3.79	1.07	-20.54	45.70	-2.39
G								-10.18	42.25	39.72	-22.48	-19.04	-2.07	-8.00	-7.09	16.59	1.34	27.59	-17.02	5.92	47.93	45.11	-12.30	-7.44	-29.05	37.19	-10.90
H									52.43	49.90	-12.31	-8.86	8.11	2.18	3.09	26.77	11.52	37.77	-6.85	16.10	58.11	55.28	-2.12	2.74	-18.87	47.37	-0.72
I										-2.53	-64.73	-61.29	-44.32	-50.25	-49.34	-25.66	-40.91	-14.66	-59.27	-36.33	5.68	2.86	-54.55	-49.69	-71.29	-5.06	-53.14
J											-62.20	-58.76	-41.79	-47.72	-46.81	-23.13	-38.38	-12.13	-56.74	-33.80	8.21	5.39	-52.02	-47.16	-68.77	-2.53	-50.62
K												3.44	20.41	14.48	15.39	39.07	23.82	50.07	5.46	28.40	70.41	67.59	10.18	15.04	-6.56	59.68	11.59
L													16.97	11.04	11.95	35.63	20.38	46.63	2.02	24.96	66.97	64.15	6.74	11.60	-10.00	56.23	8.15
M														-5.93	-5.02	18.66	3.41	29.66	-14.95	7.99	50.00	47.18	-10.23	-5.37	-26.97	39.26	-8.82
N															0.91	24.59	9.34	35.59	-9.02	13.92	55.93	53.11	-4.30	0.56	-21.04	45.19	-2.90
Ñ																23.68	8.43	34.68	-9.93	13.01	55.02	52.20	-5.21	-0.35	-21.96	44.28	-3.81
O																	-15.25	11.00	-33.61	-10.67	31.34	28.52	-28.89	-24.03	-45.63	20.60	-27.49
P																		26.25	-18.36	4.58	46.59	43.77	-13.64	-8.78	-30.38	35.85	-12.23
Q																			-44.61	-21.67	20.34	17.52	-39.89	-35.03	-56.64	9.60	-38.49
R																				22.94	64.95	62.13	4.72	9.58	-12.02	54.22	6.13
S																					42.01	39.19	-18.22	-13.36	-34.97	31.27	-16.82
T																						-2.82	-60.23	-55.37	-76.97	-10.74	-58.83
U																							-57.41	-52.55	-74.15	-7.91	-56.00
V																								4.86	-16.74	49.49	1.40
W																									-21.61	44.63	-3.46
X																										66.24	18.15
Y																											-48.09
Z																											

Figura 50. Resultados de prueba tukey para la característica 1. Elaboración propia

9.3.7.4. EVALUACIÓN DEL CLASIDFICADOR

En la *Tabla 18* podemos observar el cambio notorio en los resultados de los índices de rendimiento utilizando como característica el promedio de la señal teniendo en cuenta que solo se toma la parte de la señal en el momento en donde la letra se encuentra estable. Los valores de exactitud y precisión están aproximadamente en un 80% lo que indica que el clasificador puede arrojar un resultado similar en todas las veces que se realice la prueba, adicionalmente este resultado va a ser generalmente en la letra que deseamos clasificar. En cuanto la especificidad se puede analizar que los verdaderos negativos se encuentras clasificados en un 99% lo que indica que es casi perfecta dicha clasificación y para la sensibilidad tenemos un porcentaje aproximado de un 80% en verdaderos positivos lo cual supera el umbral planteado para el proyecto. También teniendo en cuenta los índices de rendimiento mostrados anteriormente con la primera metodología *Tabla 13* el hecho de tener en cuenta únicamente el momento en que la letra está sostenida genera solo cambio en la especificidad y en la sensibilidad, para este caso debido a que la matriz de clasificación va a tener mayor número de observaciones pertenecientes a las letras que no corresponden a la que se desea clasificar es más útil tener un mayor porcentaje de clasificación en los verdaderos negativos.

Promedio validación cruzada 5 matrices				
Knn-vecinos	Exactitud	Precisión	Especificidad	Sensibilidad
5 vecinos	0,818	0,822	0,99	0,822
7 vecinos	0,814	0,824	0,99	0,816
25 vecinos	0,78	0,8	0,99	0,78
27 vecinos	0,776	0,794	0,99	0,776

Tabla 18. Exactitud, precisión, sensibilidad y especificidad del clasificador evaluados para la estrategia 5 con el promedio. Elaboración propia.

Para evaluar el debido funcionamiento del dispositivo se realiza una matriz de confusión *(Tabla 19*) donde las columnas representan la respuesta del sistema y las filas el objetivo.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
A	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B	0	25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
C	0	0	22	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
D	0	0	3	22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
E	0	0	0	0	24	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F	0	0	0	0	0	21	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
G	0	0	1	0	3	0	18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0
H	0	0	0	0	0	0	0	16	0	0	0	0	0	1	4	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	2
I	0	0	0	0	0	0	0	0	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0
J	0	0	0	0	1	0	0	0	0	23	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
K	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
L	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0
M	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	1	0	0	11	4	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	3
Ñ	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	2	13	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	1
O	0	0	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	21	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
P	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1	19	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0
Q	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	21	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	24	0	0	0	1	0	0	0	0
S	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	21	0	0	0	0	0	0	0
T	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0	0
U	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0	0	0	0	0
V	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	17	0	0	0	4
W	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	20	0	0	0
X	0	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	21	0	0
Y	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	25	0
Z	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	1	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	0	8

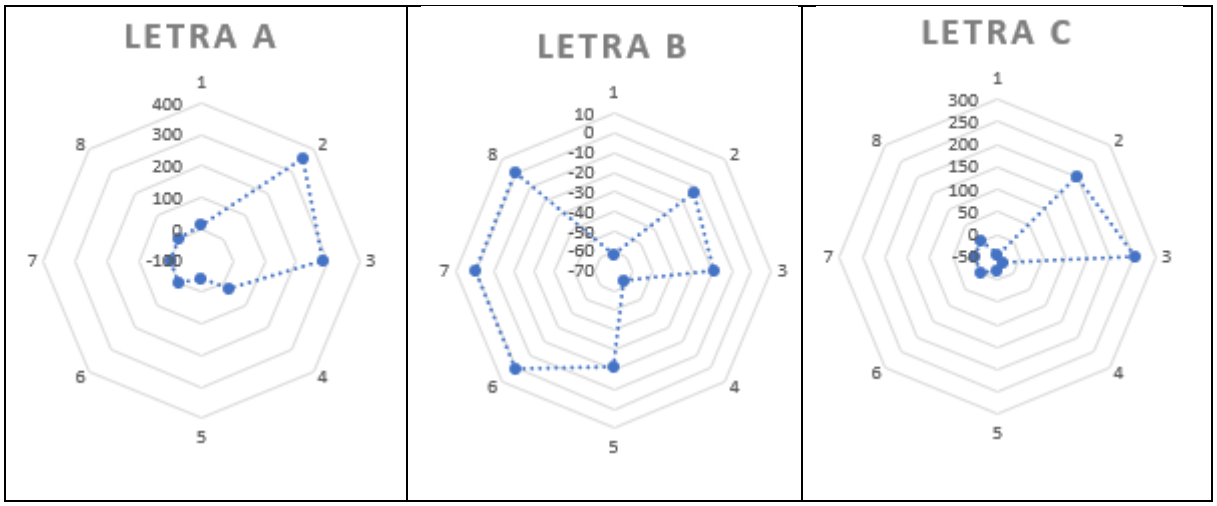
Tabla 19. Matriz de confusión del algoritmo definitivo. Elaboración propia.

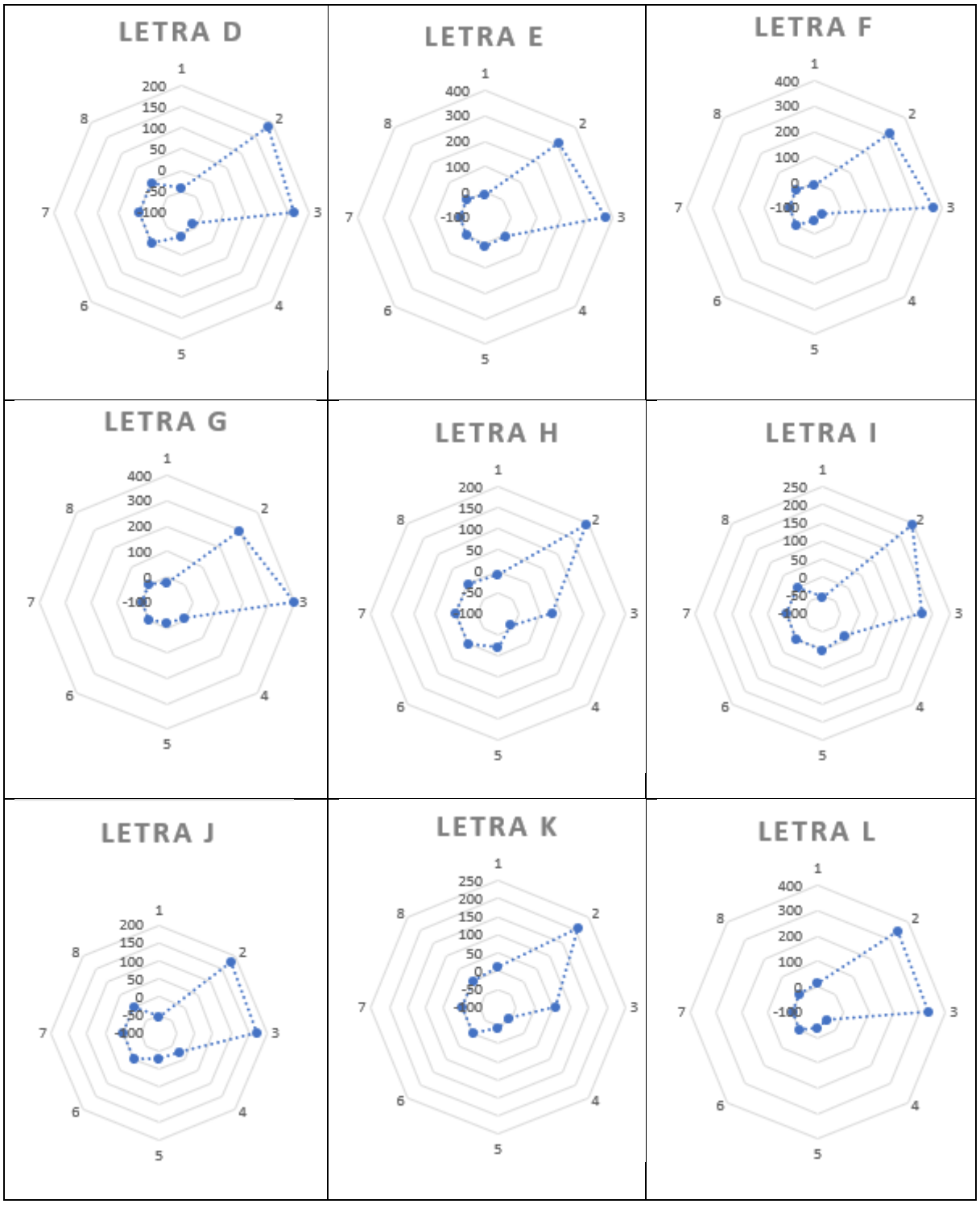
En la *Tabla 19* se observa que las letras mejor clasificadas con un 100% de aciertos en su clasificación son la *a, b, t, u* y la *y* esto se debe a que estas letras no presentan movimientos similares a otras. Por el contrario el peor de los casos es la letra z ya que solo logro un porcentaje de aciertos de 32%, se puede ver que con las letras que mayor confusión genera es la h con un 36% esto se debe a que para estas letras se tienen flexionados el meñique, anular y pulgar y extendidos el índice y el corazón y los valores que se presentan en el MPU por el movimiento no

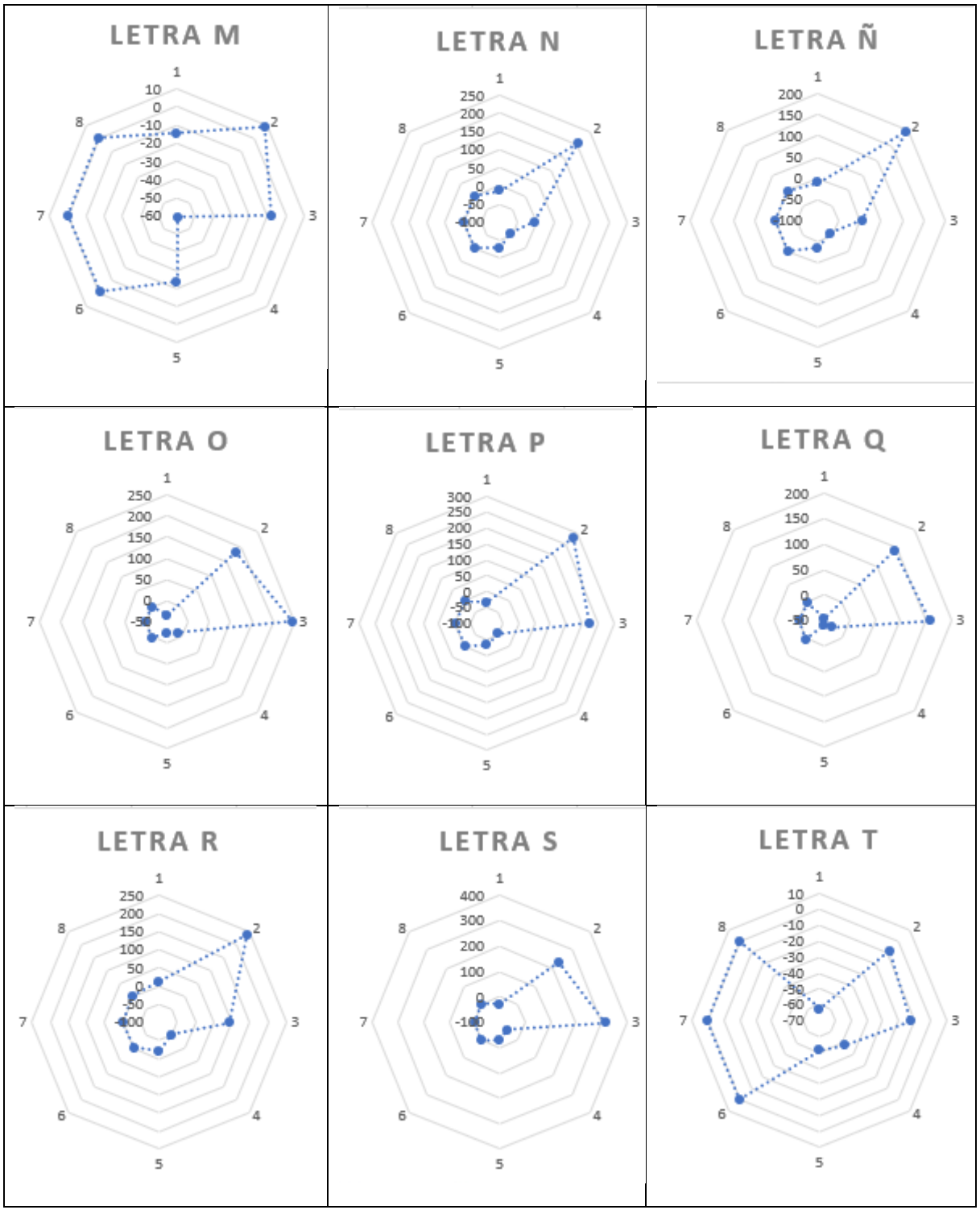
generan un cambio que sea notable y el sensor no identifica la rotación de la palma sobre el mismo eje y en el caso de la confusión con la letra v se tuvo un 16% debido a la misma razón. Es importante resaltar que como se había mencionado con anterioridad al clasificar la letra f se genera confusión con la letra l ya que la diferencia en la configuración de estas letras únicamente se ve en el dedo pulgar en el movimiento de extensión abducción del pulgar. En las letras c, d, e, f, i, j, k, o, q, r, s, w y x se puede observar que se obtiene del 80% al 96% de correcta

9.3.8. FIRMA DE LA SEÑAL

Con el fin de realizar la validación de las diferencias entre letras, se realiza una firma de cada una de las señales para poder ser comparadas gráficamente viendo sus diferencias claras como se observa en la *Tabla 20.*




LETRA D
LETRA E
LETRA F
LETRA G
LETRA H
LETRA I
LETRA J
LETRA K
LETRA L


LETRA M
LETRA N
LETRA Ñ
LETRA O
LETRA P
LETRA Q
LETRA R
LETRA S
LETRA T

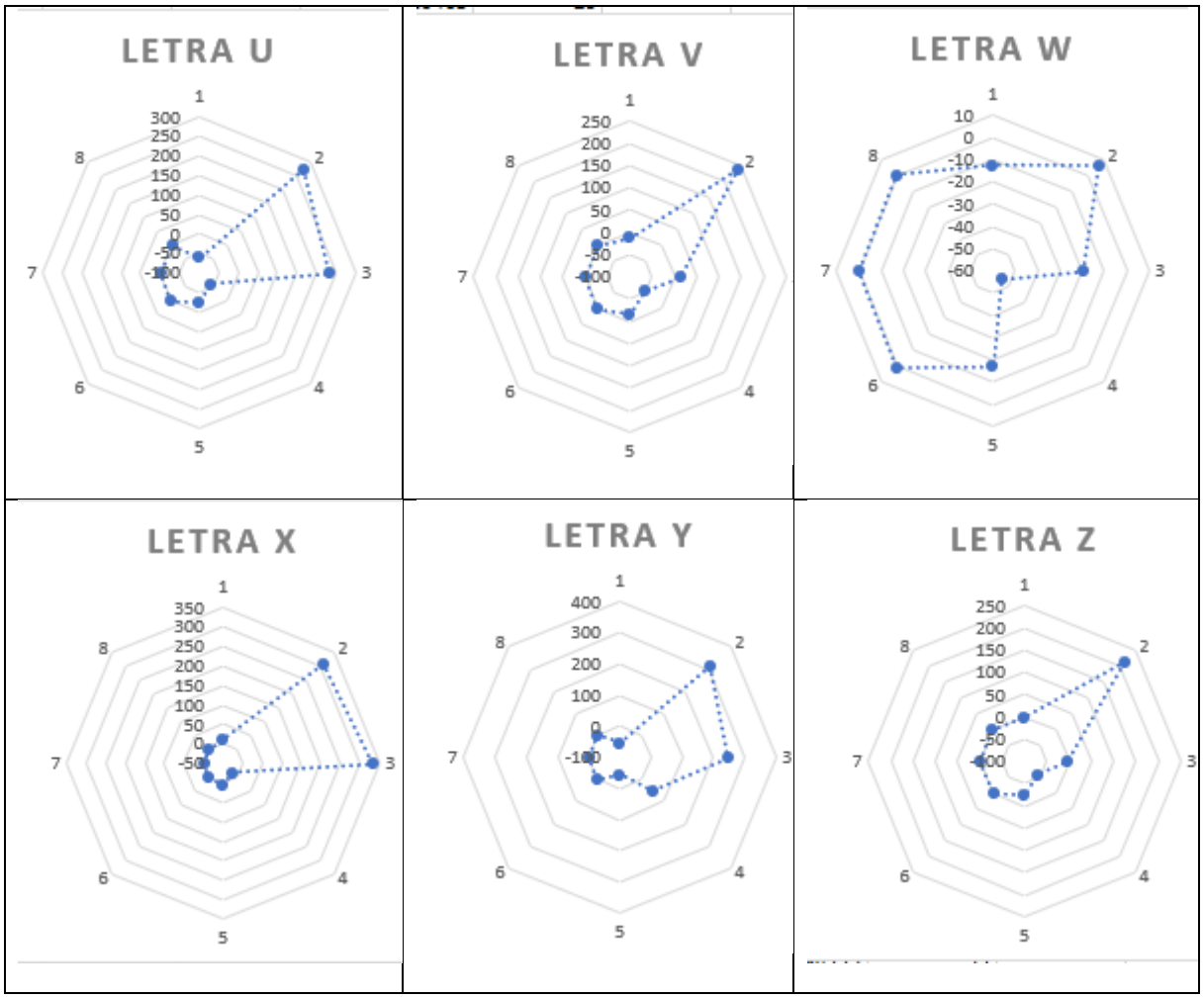


Tabla 20. Tabla de la firma de cada uno de los fonemas del alfabeto dactilológico. Elaboración propia.

En la *Tabla 20* podemos observar las similitudes entre letras y el por qué es tan difícil poder clasificarlas en su totalidad con el clasificador diseñado. Las letras i y j tienen una firma similar, sin embargo, su única diferencia es el movimiento que ejerce la mano y se puede observar qué los valores arrojados por el MPU no realizan mayor diferencia, de eta manera también se presenta el caso de las letras: n, ñ y v, m y w, c y g y h y k.

9.3.9. COMPARACIÓN DE FONEMAS

En la *Figura 51 y Figura 52* respectivamente, se pueden ver las señales de los dedos meñique, anular, corazón, índice y pulgar con los colores azul, rojo, verde, amarillo, morado, respectivamente y en el caso del MPU el eje x, el eje y y el eje z son representados por los colores cian, rojo y negro.

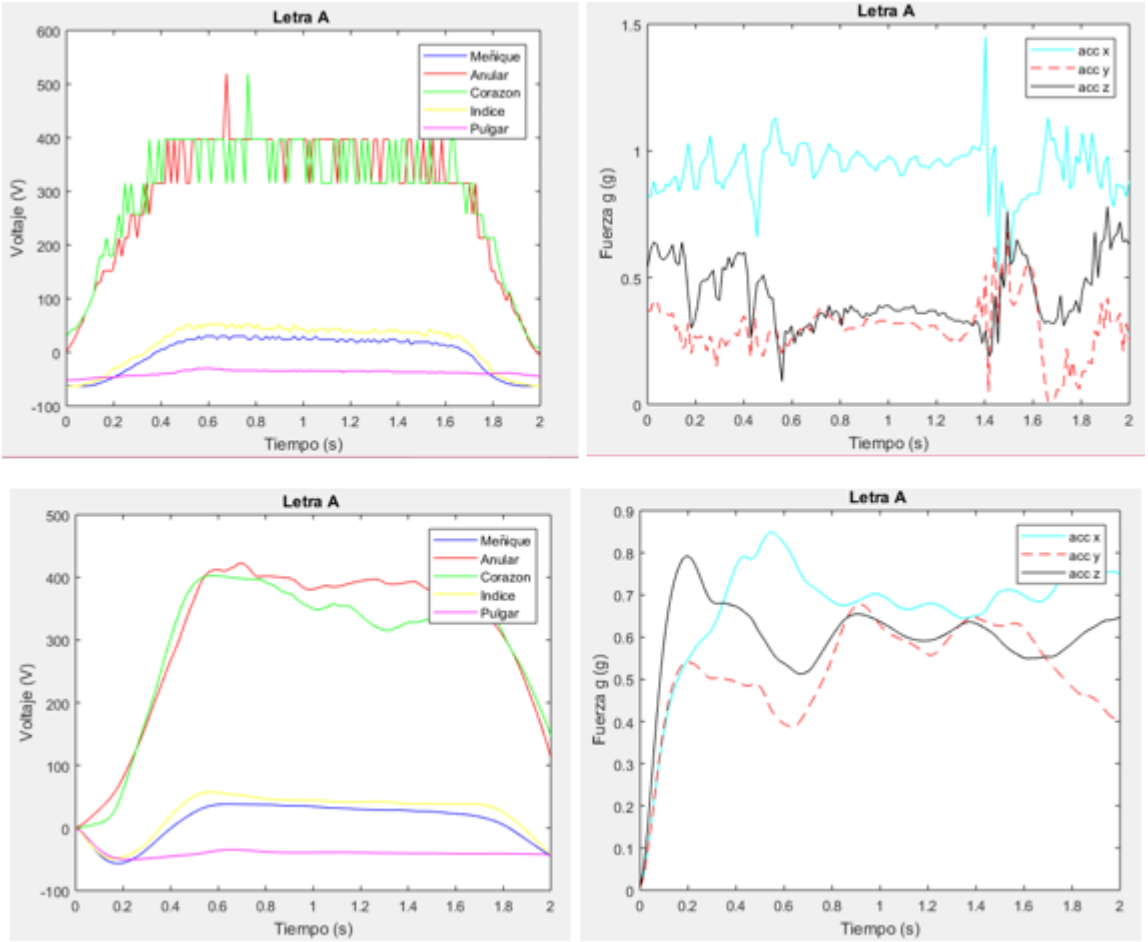


Figura 51. Señales sin filtrar y filtradas letra A. Elaboración propia.

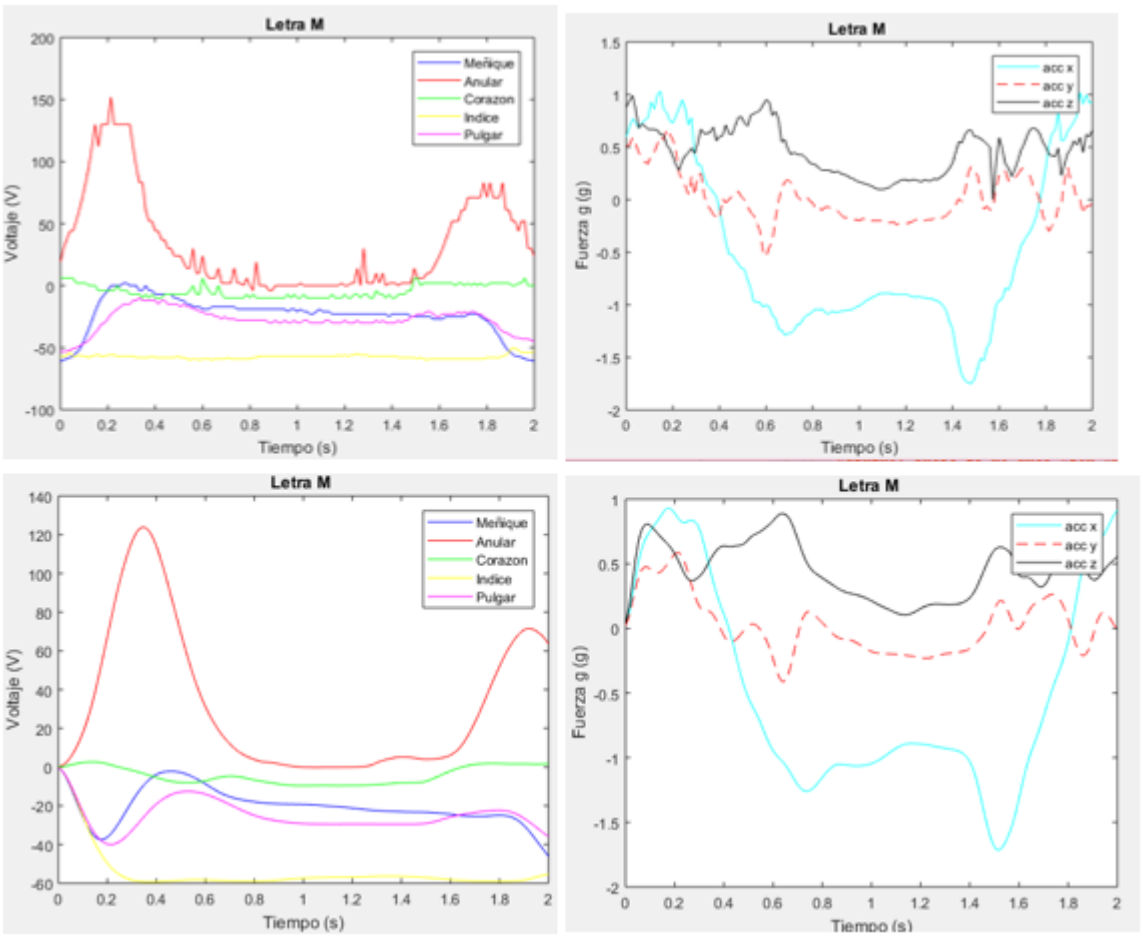


Figura 52. Señales sin filtrar y filtradas letra M. Elaboración propia.

En la *Figura 53* se puede observar que, en casos como la M y la W, los dedos generan movimientos similares y solo se ve un cambio notorio en la posición de la mano, es en este momento, donde el papel del MPU se vuelve indispensable ya que va a marcar la diferencia para que el programa logre clasificar de una manera adecuada cada una de estas letras. En el caso de letras como la A y la O *(Figura 54)* se puede observar patrones diferenciables ya que en la A se realiza el cierre completo de los dedos de la mano y no se flexiona el dedo pulgar, mientras que en la O se cierran todos los dedos para generar una forma de o en el espacio. En las letras F y L *(Figura 55)*, estas dos letras únicamente se diferencian por el movimiento de abducción y aducción del dedo.

Figura 53. Letras M y W. Elaboración propia.

Figura 54. Letras A y O. Elaboración propia.

Figura 55. Letra F y L. Elaboración propia.

Las señales obtenidas por las letras A y O, para los flexómetros el cambio se evidencia en los voltajes ya que la letra A se encuentra en el rango de -100v a 500v y la O de -60v a 300v además de ver qué el dedo pulgar únicamente se flexiona en el caso de la letra O *(Figura 56)*. Del mismo modo la señal obtenida por el MPU también tiene un patrón diferenciable lo cual va a contribuir a marcar aún más una diferencia entre ellas *(Figura 57).*

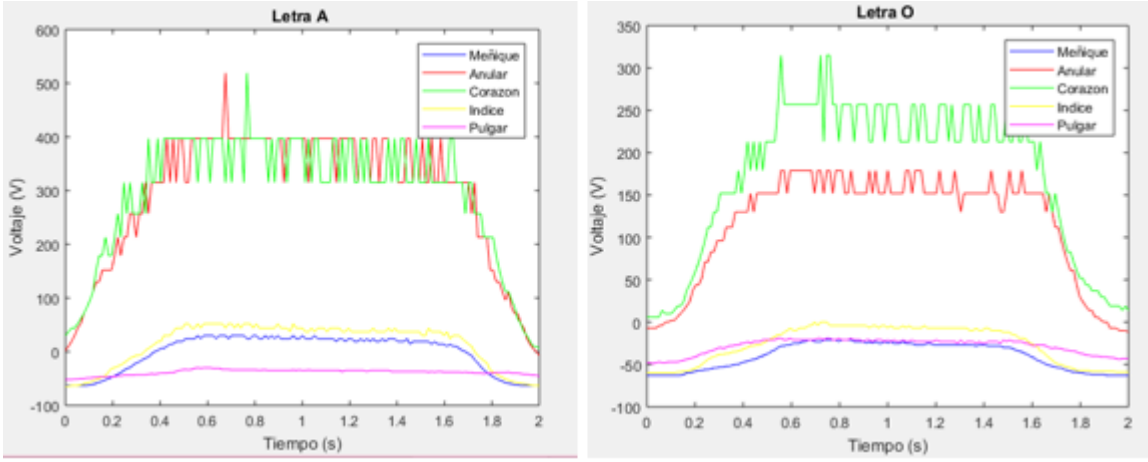


Figura 56. Señal adquirida por los flexómetros de las letras A y O. Elaboración propia.

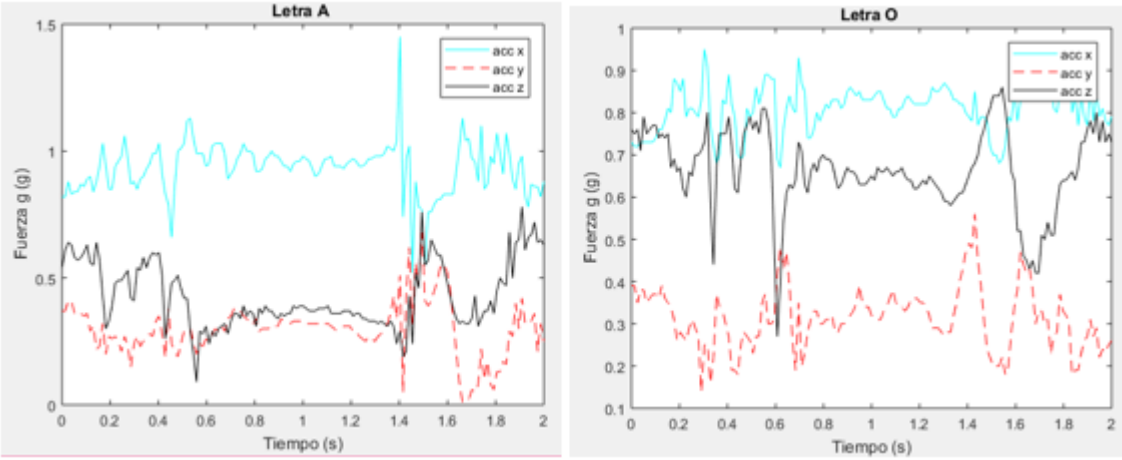


Figura 57. Señal adquirida por el acelerómetro de las letras A y O. Elaboración propia.

Se puede observar que en el caso de las letras M y W, la señal adquirida por los flexómetros es similar *(Figura 58)* ya que el único cambio que presenta esta letra

es en la posición de la mano, este movimiento se refleja en la señal conseguida por el MPU en la cual se evidencia una diferencia notoria en las gráficas *(Figura 59)*.

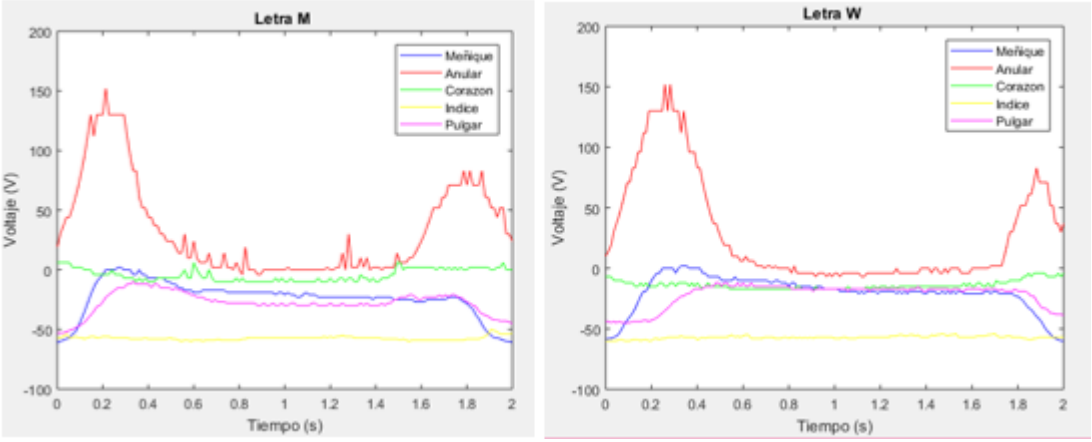


Figura 58. Señal adquirida por los flexómetros de las letras M y W. Elaboración propia.

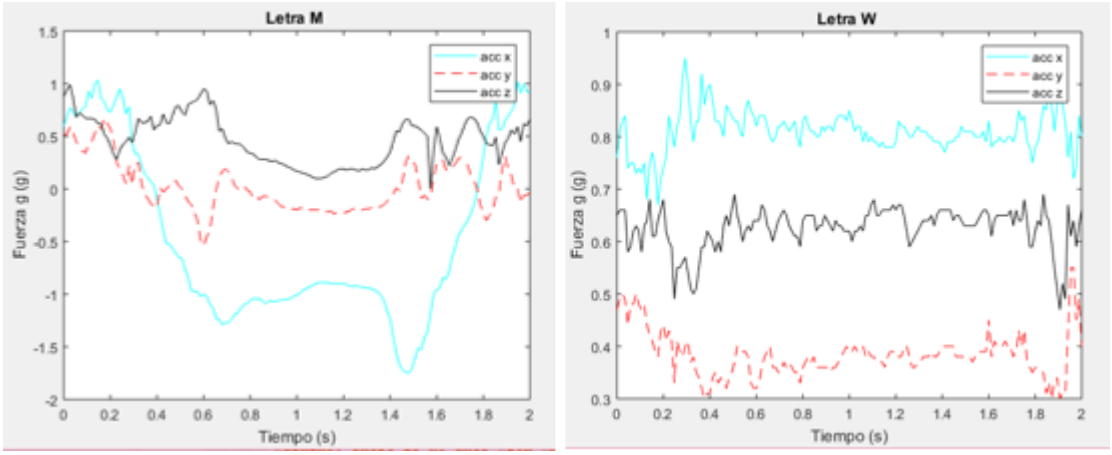


Figura 59. Señal adquirida por el acelerómetro de las letras M y W. Elaboración propia.

9.4. FASE 4: CONSTRUCCIÓN DEL DISPOSITIVO Y FUNCIONAMIENTO EN VIVO.

El programa final con el cual el dispositivo realiza su operación empieza tomando la señal de los sensores flexómetros y MPU. A los valores de los flexómetros se le realiza la conversión de voltaje a grados y a los valores del MPU igualmente se convierten de valores de voltaje a fuerza g. Para seleccionar los datos adecuados de la letra sostenida se agrega una parte crucial en el programa en donde se extrae la varianza de los datos que van siendo arrojados por los sensores con el fin de identificar el momento en donde se comienza a realizar la letra sostenida y de esta manera disminuir los errores en la clasificación.

Para la toma de los datos, se realizan 10 ventanas de 50ms en las que se evalúa la varianza entre ellas y de esta manera se identifica que si el resultado es menor a 1 ya se encuentra ejecutado el fonema, luego de esto el vector seccionado en 10 ventanas se reorganiza como 1 obteniendo una ventana 50 valores que equivalen a 500ms, sin sobrelaparse con el fin de no tomar datos repetidos entre ventanas y a esta ventana de 50 datos compuesta por las 8 señales, se le extrae la característica de promedio a cada señal obteniendo un vector fila de 8 valores. El vector fila ingresará a una función de clasificación en la que los objetos de entrada deben ser: los datos de la matriz de aprendizaje, el vector de clases, el vector fila de atributos y finalmente la cantidad de vecinos. Posteriormente se realiza la distancia euclidiana entre el punto del atributo con respecto a los puntos de la matriz de aprendizaje, luego esos valores de distancia se organizan de menor a mayor y se extraen los primeros 5 valores debido a que son los vecinos escogidos para este programa. Después se realiza la moda a los tres valores y el valor resultante de distancia se le busca la asignación dentro de la matriz de aprendizaje y de esta manera se va a definir el fonema en el que se traduce.

El proceso de traducción desde que entra a la función de clasificación hasta que sale un resultado es de 0.9 segundos. Finalmente, el resultado es mostrado en la pantalla. Como valor agregado el programa tiene la capacidad de hacer un espacio entre palabras, sumando 1 a la posición en la que vaya el cursos y así

mismo puede borrar la última letra traducida, restando 1 a la posición en la que va el curso, esto por medio de la pulsación de dos botones que se encuentran ubicados en un costado del dispositivo. En la *Figura 61,* se muestra un diagrama de flujo resumiendo el proceso del procesamiento del dispositivo.

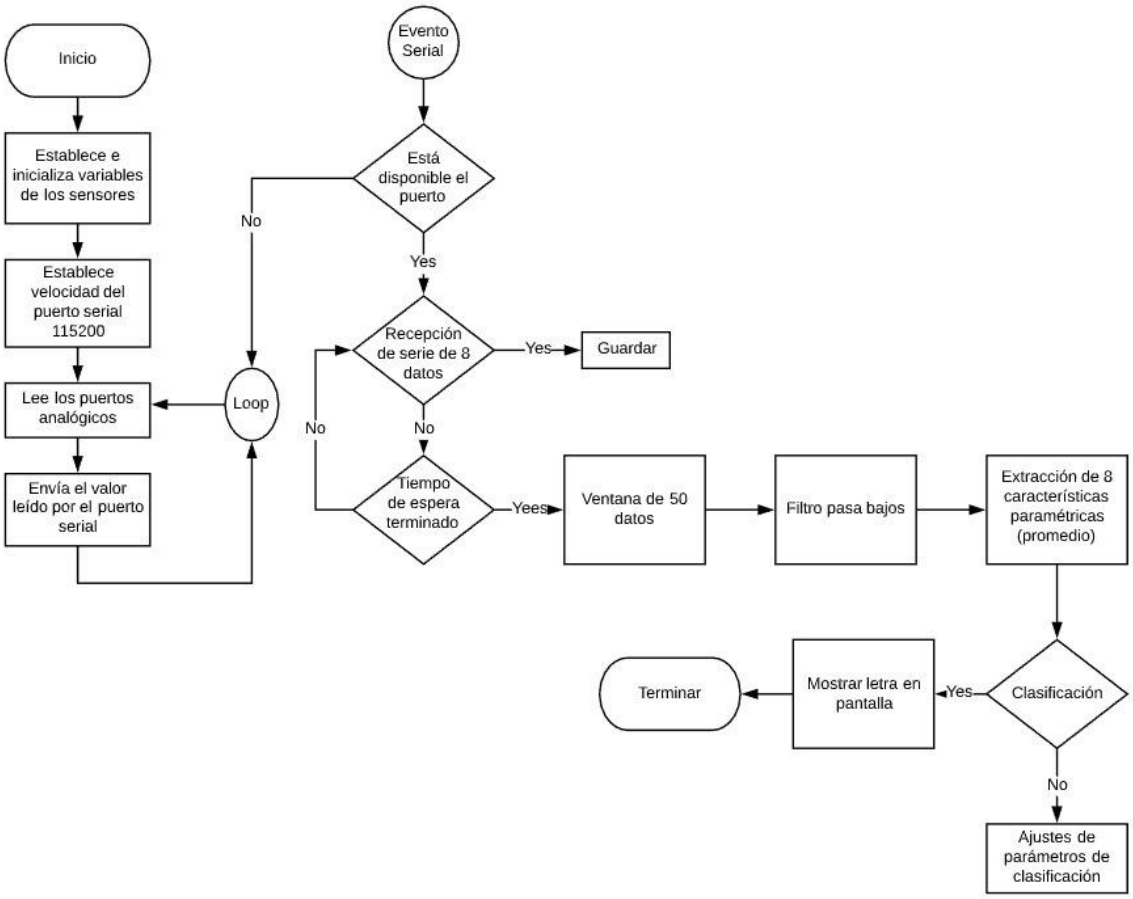


Figura 60. Diagrama de flujo del programa del dispositivo,

9.5. FASE 5: EVALUACIÓN POR PARTE DE LA TERAPEUTA

Como resultado en esta fase, en compañía de la terapeuta, se realiza la construcción de una matriz de confusión para la cual se hace una toma de 10

observaciones por fonema en vivo, las cuales fueron analizadas teniendo en cuenta la letra que se ejecuta y el fonema que era clasificado, en la *Tabla 21* podemos observar los resultados partiendo de que las letras de la columna eran las letras que se realizaban y las filas corresponden a la letra que se obtuvo como resultado a la clasificación. De esta *Tabla 21* se pudo observar que fonemas como la a, la d, la k y la t son clasificadas en un 100%, la w en un 90%, la b, la c, la l, la r en un 80%, la e y la o en un 70% estos resultados son obtenidos debido a que este conjunto de fonemas son letras estáticas que son aquellas que no presentan un movimiento continuo al realizar la representación del fonema. De las letras estáticas faltantes en ese conjunto se encuentran la f, la i, la m, la n, la p, la q, la u, la v, la w y la y, en el caso de estas fueron clasificadas, sin embargo, su clasificación fue del 60% o menor y las letras faltantes no presentan una buena clasificación, lo cual puede ser por errores en su matriz articulatoria o adicionalmente que como se mencionó en la explicación de la matriz de confusión de la figura x las letras que presentan movimiento no son reconocidas debido a que los sensores no presentan ningún dato significativo para la clasificación correcta del fonema y este es confundido con el fonema que este compuesto por movimientos de flexión similares.

Posteriormente se realiza una validación en vivo (*Tabla 22*) del dispositivo teniendo en cuenta 9 palabras comúnmente utilizadas en el entorno familiar de la persona con discapacidad auditiva que tiene implante coclear, no tuvo una buena rehabilitación oral y se encuentra en el rango de edad mayor de 10 años. Estas palabras son seleccionadas por la fonoaudióloga quién indica que son palabras básicas utilizadas en la cotidianidad, así que se realizan tres pruebas realizando la evaluación de estas palabras teniendo como finalidad de esta prueba poder evaluar si la cantidad si la clasificación es buena o cuántos errores presenta y di dichos errores permiten que el receptor pueda interpretar la palabra que le quieren decir.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
A	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
B	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0
C	0	0	8	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
D	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
E	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
F	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0
G	2	0	0	0	0	0	2	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0
H	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	1	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	2	0	0	0	0
I	1	0	0	0	2	0	1	0	4	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
J	0	0	0	1	0	0	0	0	1	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0
K	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
L	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
M	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	0	0	0	0	4	0	1	0	2	0	0	0	0
Ñ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1
O	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	7	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
P	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	6	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
Q	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	6	0	0	0	0	0	0	0	0	0
R	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0
S	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	2	0	0
T	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	10	0	0	0	0	0	0
U	1	0	0	0	2	0	0	0	0	1	0	4	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
V	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	6	0	0	0	0
W	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	9	0	0	0
X	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	6	0	0
Y	2	0	0	0	0	0	0	0	3	1	0	2	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0
Z	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	0	0	2	0	1	0	2	0	0	0	3

Tabla 21. Matriz de confusión del algoritmo definitivo. Elaboración propia.

Palabra para traducir	Palabra identificada Intento 1	Palabra identificada Intento 2	Palabra identificada intento 3
Ayuda	AKUDA	AIFDA	AYUDA
Comida	COMIDA	COWIDA	CQMIDA
Baño	BAKO	BAVO	BAÑQ
Dame	DAME	DAWE	DAME
Toma	TOWA	TOMA	TOMA
Hola	LOLA	HQLA	ROLA
Chao	CLAO	CRAO	CVAO
Gracias	QRACIAL	GRACIAS	GRACIAS

Jugar	JUGAR	JAGAR	JUGAR

Tabla 22. Tabla de palabras evaluadas en el dispositivo. Elaboración propia.

Palabra	Intento 1		Intento 2		Intento 3		Total a traducir	Total 3 intentos	
	Aciertos	Errores	Aciertos	Errores	Aciertos	Errores	3 intentos	Aciertos	Errores
Ayuda	4	1	3	2	5	0	15	12	3
Comida	6	0	5	1	5	1	18	16	2
Baño	3	1	3	1	3	1	12	9	3
Dame	4	0	3	1	4	0	12	11	1
Toma	3	1	4	0	4	0	12	11	1
Hola	2	2	3	1	3	1	12	8	4
Chao	3	1	3	1	3	1	12	9	3
Gracias	6	1	7	0	7	0	21	20	1
Jugar	5	0	4	1	5	0	15	14	1

Tabla 23. Aciertos y errores en las palabras traducidas. Elaboración propia.

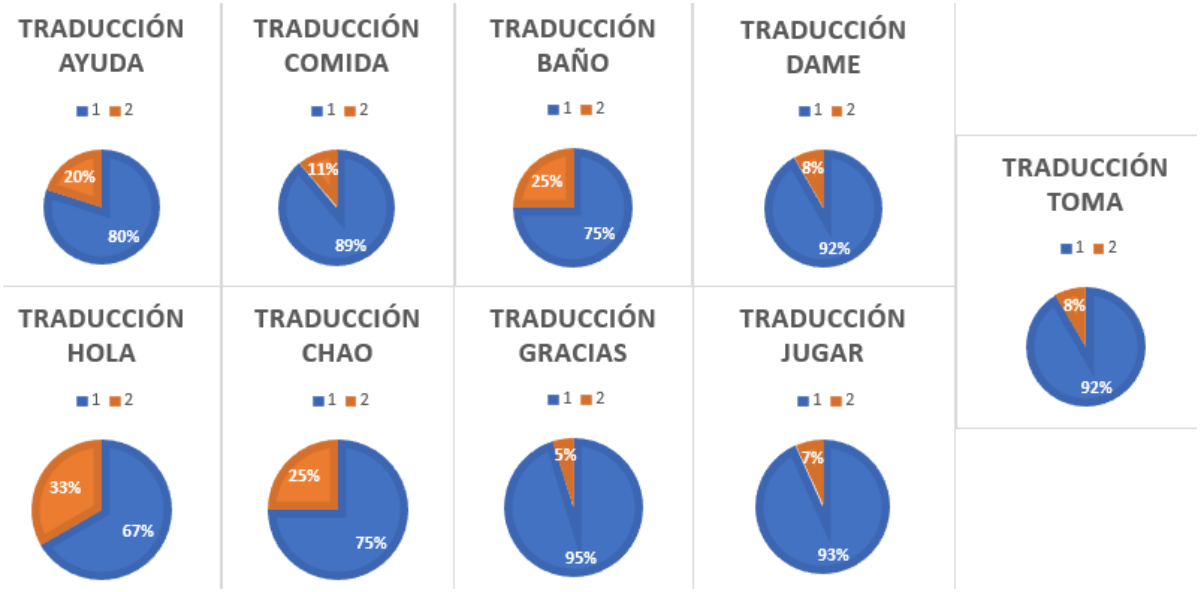


Figura 61. Grafica de los aciertos y errores por cada palabra traducida en los 3 intentos.Elaboración propia

Como podemos observar en la *Figura 61* se realiza el conteo de los aciertos y los errores obtenidos en la traducción de las palabras seleccionadas. Por cada

palabra se tiene en cuenta el total de las letras que debían ser traducidas y de esta manera se cuantifican los errores y aciertos, adicionalmente como se tienen 3 intentos de traducción por palabra se realiza el total de letras a traducir en los 3 aciertos y de esta manera se obtiene un valor de aciertos y errores totales. Como se puede observar la palabra *gracias* tuvo un porcentaje de aciertos del 95%, *jugar* un 93%*, toma y dame* un 92%. También se puede ver que las palabras con más porcentaje de errores presentados son *hola, chao y baño* lo cual se entiende debido a que la letra *h* y la letra *ñ* son unas de las letras que no se logran traducir de manera correcta por el movimiento que presentas y su similitud con otras letras.

También de estos datos obtenidos en la *Tabla 23* se verifica que, si bien la palabra no traduce de forma perfecta en su totalidad, en algunos de los casos el hecho de que una de las letras sea errónea no significa que no se entienda el mensaje ya que se podría llegar a inferir o interpretar lo que se quiere transmitir. Para esto se realiza la *Tabla 24* en donde de acuerdo con los resultados obtenidos se coloca *ok* en el caso en el cual la palabra tradujo de forma correcta en su totalidad, *si* en caso de que con la traducción se logre inferir lo que se desea expresar y *no* en donde definitivamente no es entendible la palabra obtenida. De esta manera se puede observar en la *Figura 61* que de esta manera se logra la comprensión en un 70% de los casos.

Palabra	Intento 1	Intento 2	Intento 3
Ayuda	Si	No	ok
Comida	ok	Si	Si
Baño	No	No	Si
Dame	ok	Si	ok
Toma	Si	ok	ok
Hola	No	Si	No
Chao	No	No	No

Gracias	Si	ok	ok
Jugar	ok	Si	ok

Tabla 24. Palabras comprendidas en la traducción. Elaboración propia.

Figura 61. Resultados de prueba tukey para la característica 1. Elaboración propia

Teniendo en cuenta el resultado obtenido, la fonoaudióloga aprecia que si bien no se logra la traducción perfecta en todas las letras si es de gran ayuda poder evidenciar la esencia de la palabra y tener una herramienta que pueda interpretar las mismas. Los errores presentados son los explicados con anterioridad en cada fonema lo cual hace que se tengan variaciones. Sin embargo, el dispositivo cuenta con un botón de borrado y botón de espacio esto con el fin de poder borrar y modificar la letra en caso de que no sea la correcta.

La terapeuta expresó su aprobación por medio de una carta en la cual certifica que realizó la pruebas y consideró que el dispositivo es útil, funcional y que permite romper las barreras en la comunicación.

Bogotá, 7 de enero de 2020

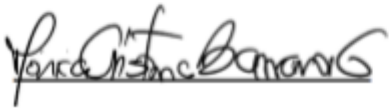
Señores:

Programa de Bioingeniería – Facultad de
Ingeniería Universidad El Bosque

Mediante la presente ratifico que conozco y he visto la aplicación del dispositivo electrónico que permite la traducción de la lengua de señas colombiana a la lengua escrita en español en funcionamiento, viendo la utilidad del dispositivo en la población de sordos y oyentes en beneficio de una comunicación completa y funcional que mejora la interacción e integración al mundo de oyentes.

Por lo anterior doy mi aval para beneficio del dispositivo.

Cordialmente,



Monica C. Barrera Gomez
Fonoaudiologa-Univercidad Nacional.
TP:51957881

PRESUPUESTO FINAL DEL DISPOSITIVO

En la *Tabla 23* se muestra el presupuesto total de los elementos necesarios para la construcción del dispositivo traductor de señas.

ELEMENTO	VALOR TOTAL
Flexómetros	$325.000
MPU	$12.000
Cables	$7.000
LCD	$13.000

Acrílico	$13.500
LM 324	$1.400
LM 358	$1.200
Resistencias 1k	$1.000
Arduino Mega	$45.000
Módulo de carga	$6.000
Batería de 5v	$20.000
Impresión PCB	$19.000
Impresión acrílico	$5.000
TOTAL	$472.100

Tabla 25. Presupuesto de elementos utilizados en la construcción del dispositivo. Elaboración propia.

CONCLUSIONES

Las encuestas realizadas a pacientes evidenciaron que es importante trabajar en una solución para la inclusión de estas personas, el dispositivo desarrollado demostró que es posible crear este tipo de herramientas aplicando teorías y tecnologías de la ingeniería. Permitiendo así, la transmisión de palabras o ideas de los pacientes reduciendo esta brecha que suele ser marcada en nuestra sociedad.

La lengua señas tiene movimientos específicos para cada una de las letras que en ocasiones al no tener conocimiento de esta lengua se presenta dificultad en aprenderla y así mismo genera una barrera en la comunicación, la cual con dispositivos como el guante desarrollado facilita la comunicación. Se realizó la identificación de los movimientos característicos presentes en cada una de las 27 letras a partir de la matriz articulatoria de cada fonema.

Se implementó un algoritmo clasificador k-vecinos utilizado para el reconocimiento de las señas el cual utiliza como atributo la flexión y la orientación de la mano por medio de la característica estadística promedio. De la validación de este clasificador de obtuvo un 81% de exactitud en la traducción generando palabras no perfectamente deletreadas, pero logrando la comprensión de estas en un 70% haciendo esta evaluación en compañía de la terapeuta.

El dispositivo en letras como la L y la F, debido a que la diferencia entre ellas va en un único movimiento que no afecta ni flexión ni posición el cual no es medido por ninguno de los sensores implementados, por tal motivo se recomienda que para ideas futuras el movimiento de abducción y aducción sea tenido en cuenta.

Se puede concluir que los datos dominantes para la clasificación son los obtenidos de los flexómetros y movimiento de orientación de la mano no genera un cambio significativo.

En cuanto al diseño este cumple con los requerimientos propuestos una vez se pase la fase de prototipo y se tenga una implementación de tipo comercial es recomendable ajustar el tamaño, utilizando estrategias de fabricación avanzadas y componentes de montaje superficial. En cuanto a la ubicación de los sensores esta fue adecuada permitiendo el movimiento natural de los gestos, haciendo que la toma de las señales sea lo más exacta posible sin causar incomodidad en el usuario.

La traducción de fonema por fonema significa una ventaja respecto a la traducción de un gesto que exprese una acción o palabra, ya que tal como lo demostró la evaluación con la terapeuta esto permite una mayor flexibilidad en la transmisión pues por un lado ciertos errores en la clasificación se pueden obviar teniendo en cuenta el contexto y por el otro se tienen 27 fonemas con los cuales se pueden construir nuevas palabras.

Se concluye que las letras que presentan en su clasificación mayor confusión son las letras que tienen el dedo índice y el corazón extendido y los demás con algún movimiento de flexión. La lengua señas tiene movimientos específicos para cada una de las letras que en ocasiones al no tener conocimiento de esta lengua se puede presentar dificultad en aprenderla y así mismo generar una barrera en la comunicación, la cual con dispositivos como el guante desarrollado se puede romper.

RECOMENDACIONES

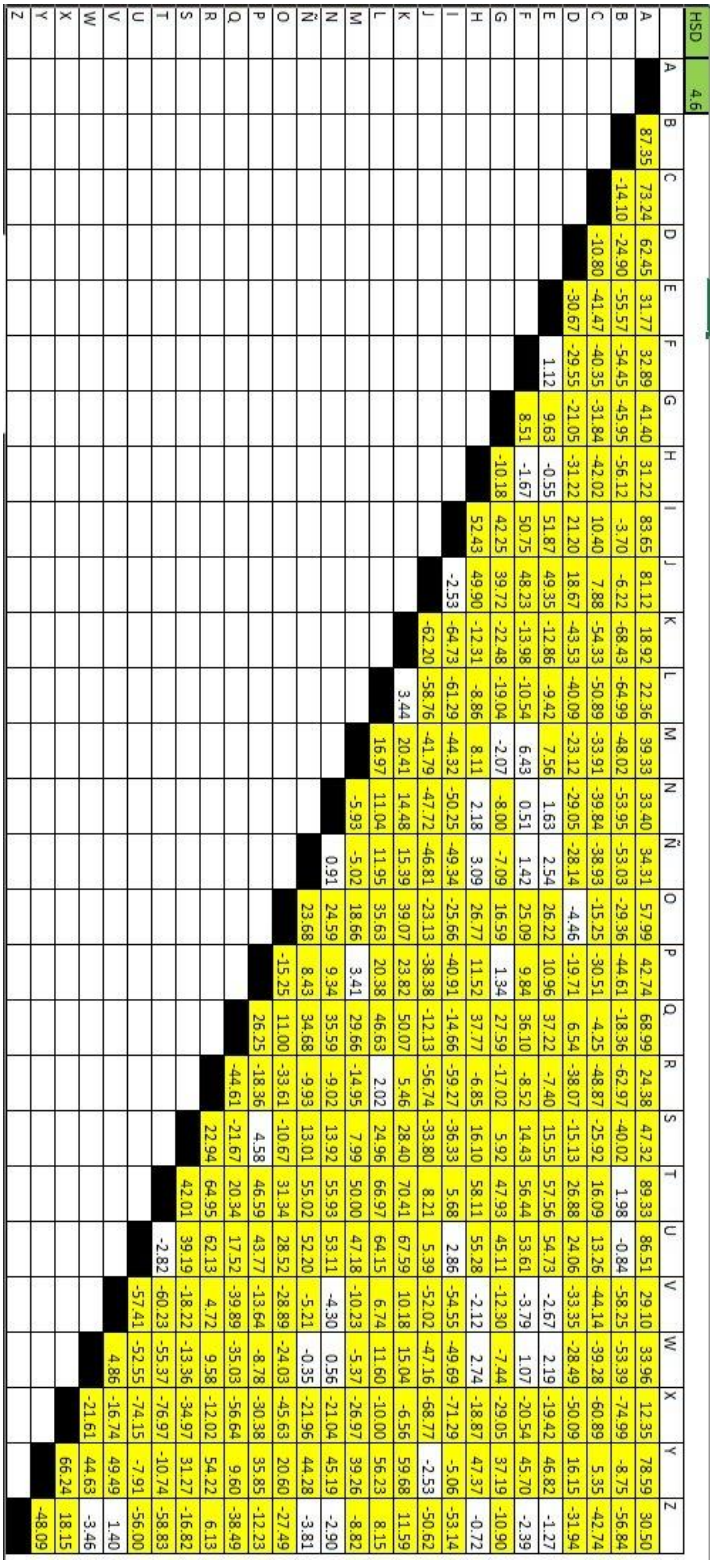
Como recomendaciones para una continuación del proyecto se deben tener en cuenta la existencia de movimientos involuntarios en los dedos ya que este puede ser un factor influyente en las señales para su traducción. En cuanto al diseño, este cumple con los requerimientos propuestos, no obstante, este debería ser un poco más pequeño para que su portabilidad sea aún más cómoda y además debería estar conectado a un procesador diferente que logre tener la capacidad para el clasificador.

Se obtiene el resultado de la clasificación mostrado en una pantalla LCD de 16X2, la cual se ubica sobre el pectoral derecho, pero al no ser de un gran tamaño genera incomodidad visual para la persona receptora del mensaje.

Se recomienda añadir un sensor que pueda identificar los movimientos de rotación sobre el mismo eje. También se podría implementar un clasificador que no consuma un alto costo de procesamiento.

ANEXOS

Anexo 1 – tablas respectivas de la prueba tukey realizada para las características 1, 2, 3, 5, 7, 8 en este respectivo orden.



HSD	4.6																											
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
A		87.35	73.24	62.45	31.77	32.89	41.40	31.22	83.65	81.12	18.92	22.36	39.33	33.40	34.31	57.99	42.74	68.99	24.38	47.32	89.33	86.51	29.10	33.96	12.35	78.59	30.50
B			-14.10	-24.90	-55.57	-54.45	-45.95	-56.12	-3.70	-6.22	-68.43	-64.99	-48.02	-53.95	-53.03	-29.36	-44.61	-18.36	-62.97	-40.02	1.98	-0.84	-58.25	-53.39	-74.99	-8.75	-56.84
C				-10.80	-41.47	-40.35	-31.84	-42.02	10.40	7.88	-54.33	-50.89	-33.91	-39.84	-38.93	-15.25	-30.51	-4.25	-48.87	-25.92	16.09	13.26	-44.14	-39.28	-60.89	5.35	-42.74
D					-30.67	-29.55	-21.05	-31.22	21.20	18.67	-43.53	-40.09	-23.12	-29.05	-28.14	-4.46	-19.71	6.54	-38.07	-15.13	26.88	24.06	-33.35	-28.49	-50.09	16.15	-31.94
E						1.12	9.63	-0.55	51.87	49.35	-12.86	-9.42	7.56	1.63	2.54	26.22	10.96	37.22	-7.40	15.55	57.56	54.73	-2.67	2.19	-19.42	46.82	-1.27
F							8.51	-1.67	50.75	48.23	-13.98	-10.54	6.43	0.51	1.42	25.09	9.84	36.10	-8.52	14.43	56.44	53.61	-3.79	1.07	-20.54	45.70	-2.39
G								-10.18	42.25	39.72	-22.48	-19.04	-2.07	-8.00	-7.09	16.59	1.34	27.59	-17.02	5.92	47.93	45.11	-12.30	-7.44	-29.05	37.19	-10.90
H									52.43	49.90	-12.31	-8.86	8.11	2.18	3.09	26.77	11.52	37.77	-6.85	16.10	58.11	55.28	-2.12	2.74	-18.87	47.37	-0.72
I										-2.53	-64.73	-61.29	-44.32	-50.25	-49.34	-25.66	-40.91	-14.66	-59.27	-36.33	5.68	2.86	-54.55	-49.69	-71.29	-5.06	-53.14
J											-62.20	-58.76	-41.79	-47.72	-46.81	-23.13	-38.38	-12.13	-56.74	-33.80	8.21	5.39	-52.02	-47.16	-68.77	-2.53	-50.62
K												3.44	20.41	14.48	15.39	39.07	23.82	50.07	5.46	28.40	70.41	67.59	10.18	15.04	-6.56	59.68	11.59
L													16.97	11.04	11.95	35.63	20.38	46.63	2.02	24.96	66.97	64.15	6.74	11.60	-10.00	56.23	8.15
M														-5.93	-5.02	18.66	3.41	29.66	-14.95	7.99	50.00	47.18	-10.23	-5.37	-26.97	39.26	-8.82
N															0.91	24.59	9.34	35.59	-9.02	13.92	55.93	53.11	-4.30	0.56	-21.04	45.19	-2.90
Ñ																23.68	8.43	34.68	-9.93	13.01	55.02	52.20	-5.21	-0.35	-21.96	44.28	-3.81
O																	-15.25	11.00	-33.61	-10.67	31.34	28.52	-28.89	-24.03	-45.63	20.60	-27.49
P																		26.25	-18.36	4.58	46.59	43.77	-13.64	-8.78	-30.38	35.85	-12.23
Q																			-44.61	-21.67	20.34	17.52	-39.89	-35.03	-56.64	9.60	-38.49
R																				22.94	64.95	62.13	4.72	9.58	-12.02	54.22	6.13
S																					42.01	39.19	-18.22	-13.36	-34.97	31.27	-16.82
T																						-2.82	-60.23	-55.37	-76.97	-10.74	-58.83
U																							-57.41	-52.55	-74.15	-7.91	-56.00
V																								4.86	-16.74	49.49	1.40
W																									-21.61	44.63	-3.46
X																										66.24	18.15
Y																											-48.09
Z																											

Característica 1 con un HSD de 4.6

Característica 2 con un HSD de 11.39

HSD	11.39																									
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
A		387.10	206.85	203.09	70.27	54.96	109.05	168.63	101.95	186.01	168.73	47.07	346.79	172.99	168.69	196.40	102.17	225.12	132.78	133.74	380.25	75.68	136.78	340.12	52.39	75.96	158.52
B			-180.25	-184.01	-316.83	-332.14	-278.05	-218.47	-285.15	-201.09	-218.37	-340.03	-40.31	-214.11	-218.42	-190.70	-284.93	-161.98	-254.32	-253.36	-6.85	-311.42	-250.33	-46.98	-334.71	-311.14	-228.58
C				-3.76	-136.58	-151.89	-97.80	-38.22	-104.90	-20.84	-38.12	-159.78	139.94	-33.86	-38.16	-10.45	-104.68	18.27	-74.07	-73.11	173.40	-131.17	-70.07	133.27	-154.46	-130.89	-48.33
D					-132.82	-148.13	-94.03	-34.46	-101.13	-17.08	-34.36	-156.02	143.70	-30.10	-34.40	-6.69	-100.92	22.03	-70.31	-69.35	177.16	-127.41	-66.31	137.03	-150.69	-127.13	-44.57
E						-15.31	38.79	98.36	31.69	115.74	98.46	-23.20	276.52	102.72	98.42	126.13	31.90	154.85	62.51	63.47	309.98	5.41	66.51	269.85	-17.87	5.69	88.25
F							54.10	113.67	47.00	131.05	113.77	-7.89	291.83	118.03	113.73	141.44	47.22	170.16	77.82	78.78	325.29	20.72	81.82	285.16	-2.56	21.00	103.56
G								59.57	-7.10	76.95	59.67	-61.98	237.73	63.94	59.63	87.34	-6.88	116.06	23.73	24.68	271.20	-33.38	27.72	231.07	-56.66	-33.09	49.46
H									-66.67	17.38	0.10	-121.56	178.16	4.36	0.06	27.77	-66.45	56.49	-35.85	-34.89	211.62	-92.95	-31.85	171.49	-116.23	-92.67	-10.11
I										84.05	66.77	-54.88	244.83	71.04	66.73	94.44	0.22	123.16	30.83	31.78	278.30	-26.28	34.82	238.17	-49.56	-25.99	56.56
J											-17.28	-138.94	160.78	-13.02	-17.32	10.39	-83.84	39.11	-53.23	-52.27	194.24	-110.33	-49.23	154.11	-133.61	-110.05	-27.49
K												-121.66	178.06	4.27	-0.04	27.67	-66.55	56.39	-35.94	-34.99	211.53	-93.05	-31.95	171.39	-116.33	-92.76	-10.21
L													299.72	125.92	121.62	149.33	55.10	178.05	85.71	86.67	333.18	28.61	89.71	293.05	5.32	28.89	111.45
M														-173.79	-178.10	-150.39	-244.61	-121.67	-214.00	-213.05	33.46	-271.11	-210.01	-6.67	-294.39	-270.83	-188.27
N															-4.31	23.40	-70.82	52.13	-40.21	-39.25	207.26	-97.32	-36.22	167.13	-120.60	-97.03	-14.48
Ñ																27.71	-66.51	56.43	-35.90	-34.95	211.57	-93.01	-31.91	171.43	-116.29	-92.72	-10.17
O																	-94.22	28.72	-63.61	-62.66	183.86	-120.72	-59.62	143.72	-144.00	-120.43	-37.88
P																		122.95	30.61	31.56	278.08	-26.50	34.60	237.95	-49.78	-26.21	56.34
Q																			-92.34	-91.38	155.13	-149.44	-88.34	115.00	-172.72	-149.16	-66.60
R																				0.96	247.47	-57.11	3.99	207.34	-80.39	-56.82	25.73
S																					246.51	-58.06	3.04	206.38	-81.34	-57.78	24.78
T																						-304.57	-243.48	-40.13	-327.86	-304.29	-221.74
U																							61.10	264.44	-23.28	0.28	82.84
V																								203.34	-84.38	-60.81	21.74
W																									-287.73	-264.16	-181.60
X																										23.57	106.12
Y																											82.55
Z																											

Característica 3 con un HSD de 12.07

HSD	12.07

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
A		374.56	127.10	187.18	-7.74	0.75	47.64	347.91	129.83	195.69	313.08	-21.58	371.22	358.37	353.93	136.55	87.35	200.82	261.45	43.98	373.16	101.28	353.28	377.40	-9.01	114.25	352.66
B			-247.46	-187.39	-382.30	-373.82	-326.92	-26.65	-244.73	-178.88	-61.49	-396.14	-3.34	-16.19	-20.63	-238.01	-287.22	-173.74	-113.11	-330.58	-1.40	-273.28	-21.28	2.84	-383.57	-260.32	-21.90
C				60.07	-134.84	-126.36	-79.47	220.80	2.72	68.58	185.97	-148.68	244.11	231.26	226.83	9.45	-39.76	73.72	134.35	-83.12	246.06	-25.82	226.17	250.30	-136.11	-12.86	225.56
D					-194.92	-186.43	-139.54	160.73	-57.35	8.51	125.90	-208.75	184.04	171.19	166.75	-50.63	-99.83	13.64	74.27	-143.20	185.99	-85.89	166.10	190.23	-196.19	-72.93	165.49
E						8.48	55.38	355.65	137.57	203.43	320.81	-13.84	378.96	366.11	361.67	144.29	95.08	208.56	269.19	51.72	380.90	109.02	361.02	385.14	-1.27	121.98	360.40
F							46.89	347.16	129.08	194.94	312.33	-22.32	370.47	357.62	353.18	135.80	86.60	200.07	260.70	43.24	372.42	100.54	352.53	376.66	-9.75	113.50	351.92
G								300.27	82.19	148.05	265.44	-69.21	323.58	310.73	306.29	88.91	39.71	153.18	213.81	-3.66	325.52	53.65	305.64	329.76	-56.65	66.61	305.03
H									-218.08	-152.22	-34.83	-369.48	23.31	10.46	6.02	-211.36	-260.56	-147.09	-86.46	-303.93	25.25	-246.62	5.37	29.49	-356.92	-233.66	4.76
I										65.86	183.25	-151.41	241.39	228.54	224.10	6.72	-42.48	70.99	131.62	-85.85	243.33	-28.54	223.45	247.57	-138.84	-15.58	222.84
J											117.39	-217.26	175.53	162.68	158.24	-59.14	-108.34	5.13	65.76	-151.70	177.48	-94.40	157.59	181.72	-204.70	-81.44	156.98
K												-334.65	58.14	45.29	40.85	-176.53	-225.73	-112.26	-51.63	-269.09	60.09	-211.79	40.20	64.33	-322.08	-198.83	39.59
L													392.79	379.94	375.51	158.13	108.92	222.40	283.03	65.56	394.74	122.86	374.85	398.98	12.57	135.82	374.24
M														-12.85	-17.29	-234.67	-283.87	-170.40	-109.77	-327.24	1.94	-269.93	-17.94	6.18	-380.23	-256.97	-18.55
N															-4.44	-221.82	-271.02	-157.55	-96.92	-314.39	14.79	-257.08	-5.09	19.03	-367.38	-244.12	-5.70
Ñ																-217.38	-266.58	-153.11	-92.48	-309.95	19.23	-252.65	-0.65	23.47	-362.94	-239.68	-1.27
O																	-49.20	64.27	124.90	-92.57	236.61	-35.27	216.73	240.85	-145.56	-22.30	216.11
P																		113.47	174.10	-43.36	285.82	13.94	265.93	290.06	-96.35	26.90	265.32
Q																			60.63	-156.84	172.34	-99.54	152.46	176.58	-209.83	-86.57	151.84
R																				-217.47	111.71	-160.17	91.83	115.95	-270.46	-147.20	91.21
S																					329.18	57.30	309.30	333.42	-52.99	70.26	308.68
T																						-271.88	-19.88	4.24	-382.17	-258.92	-20.50
U																							251.99	276.12	-110.29	12.96	251.38
V																								24.12	-362.29	-239.03	-0.61
W																									-386.41	-263.16	-24.74
X																										123.25	361.67
Y																											238.42
Z																											

Característica 5 con un HSD de 2.98

HSD	2.98

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
A		-15.18	-14.61	3.53	-39.32	13.78	-28.30	-13.71	-23.75	-4.07	6.09	11.64	-15.75	-12.69	-7.60	-11.17	-13.41	5.55	-21.73	-19.70	13.13	-24.07	-20.61	-21.70	-36.78	6.53	-13.58
B			0.57	18.71	-24.14	28.95	-13.12	1.47	-8.57	11.11	21.27	26.82	-0.57	2.49	7.58	4.01	1.77	20.73	-6.55	-4.52	28.31	-8.89	-5.43	-6.52	-21.60	21.71	1.60
C				18.14	-24.70	28.39	-13.68	0.90	-9.14	10.55	20.70	26.26	-1.14	1.92	7.02	3.44	1.21	20.17	-7.12	-5.09	27.74	-9.45	-6.00	-7.08	-22.17	21.15	1.04
D					-42.84	10.25	-31.82	-17.24	-27.28	-7.59	2.56	8.12	-19.28	-16.22	-11.12	-14.70	-16.93	2.03	-25.26	-23.23	9.60	-27.59	-24.14	-25.22	-40.31	3.01	-17.10
E						53.09	11.02	25.60	15.57	35.25	45.40	50.96	23.57	26.63	31.72	28.14	25.91	44.87	17.58	19.61	52.45	15.25	18.71	17.62	2.54	45.85	25.74
F							-42.07	-27.49	-37.52	-17.84	-7.69	-2.13	-29.52	-26.46	-21.37	-24.95	-27.18	-8.22	-35.51	-33.48	-0.65	-37.84	-34.38	-35.47	-50.55	-7.24	-27.35
G								14.58	4.55	24.23	34.38	39.94	12.55	15.61	20.70	17.12	14.89	33.85	6.56	8.59	41.43	4.23	7.69	6.60	-8.48	34.83	14.72
H									-10.04	9.65	19.80	25.36	-2.04	1.02	6.12	2.54	0.31	19.27	-8.02	-5.99	26.84	-10.35	-6.90	-7.98	-23.07	20.25	0.14
I										19.68	29.84	35.39	8.00	11.06	16.15	12.58	10.34	29.30	2.02	4.05	36.88	-0.32	3.14	2.05	-13.03	30.28	10.17
J											10.16	15.71	-11.68	-8.62	-3.53	-7.11	-9.34	9.62	-17.67	-15.64	17.20	-20.00	-16.54	-17.63	-32.71	10.60	-9.51
K												5.56	-21.84	-18.78	-13.68	-17.26	-19.49	-0.54	-27.82	-25.79	7.04	-30.16	-26.70	-27.78	-42.87	0.44	-19.67
L													-27.39	-24.33	-19.24	-22.82	-25.05	-6.09	-33.38	-31.35	1.49	-35.71	-32.25	-33.34	-48.42	-5.11	-25.22
M														3.06	8.15	4.58	2.34	21.30	-5.98	-3.95	28.88	-8.32	-4.86	-5.95	-21.03	22.28	2.17
N															5.09	1.52	-0.72	18.24	-9.04	-7.01	25.82	-11.38	-7.92	-9.01	-24.09	19.22	-0.89
Ñ																-3.58	-5.81	13.15	-14.14	-12.11	20.73	-16.47	-13.01	-14.10	-29.18	14.13	-5.98
O																	-2.23	16.72	-10.56	-8.53	24.30	-12.90	-9.44	-10.52	-25.61	17.70	-2.41
P																		18.96	-8.33	-6.30	26.54	-10.66	-7.20	-8.29	-23.37	19.94	-0.17
Q																			-27.29	-25.25	7.58	-29.62	-26.16	-27.25	-42.33	0.98	-19.13
R																				2.03	34.86	-2.33	1.12	0.04	-15.05	28.27	8.16
S																					32.83	-4.37	-0.91	-1.99	-17.08	26.23	6.12
T																						-37.20	-33.74	-34.83	-49.91	-6.60	-26.71
U																							3.46	2.37	-12.71	30.60	10.49
V																								-1.09	-16.17	27.14	7.03
W																									-15.08	28.23	8.12
X																										43.31	23.20
Y																											-20.11
Z																											

Característica 1 con un HSD de 0.05

HSD	0.05

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
A		-0.01	0.00	0.11	-0.05	-0.08	-0.43	-0.37	-0.02	-0.30	-0.67	-0.02	0.28	0.37	0.21	-0.05	0.11	0.02	0.00	-0.19	-0.16	-0.04	-0.06	0.02	-0.20	-0.17	-0.11
B			0.01	0.12	-0.04	-0.07	-0.42	-0.36	-0.01	-0.29	-0.66	0.00	0.29	0.38	0.22	-0.04	0.12	0.04	0.01	-0.18	-0.14	-0.03	-0.05	0.03	-0.19	-0.16	-0.10
C				0.11	-0.05	-0.08	-0.44	-0.38	-0.02	-0.30	-0.67	-0.02	0.28	0.36	0.21	-0.06	0.10	0.02	0.00	-0.19	-0.16	-0.04	-0.06	0.02	-0.20	-0.17	-0.11
D					-0.16	-0.19	-0.54	-0.48	-0.13	-0.41	-0.78	-0.12	0.18	0.26	0.10	-0.16	0.00	-0.08	-0.11	-0.30	-0.26	-0.14	-0.17	-0.09	-0.31	-0.28	-0.22
E						-0.03	-0.38	-0.32	0.03	-0.25	-0.62	0.04	0.33	0.42	0.26	0.00	0.16	0.08	0.05	-0.14	-0.10	0.01	-0.01	0.07	-0.15	-0.12	-0.06
F							-0.35	-0.29	0.06	-0.22	-0.59	0.07	0.36	0.45	0.29	0.03	0.19	0.11	0.08	-0.11	-0.07	0.04	0.02	0.10	-0.12	-0.09	-0.03
G								0.06	0.41	0.13	-0.23	0.42	0.72	0.80	0.64	0.38	0.54	0.46	0.43	0.24	0.28	0.40	0.37	0.45	0.23	0.26	0.32
H									0.35	0.07	-0.29	0.36	0.66	0.74	0.59	0.32	0.48	0.40	0.38	0.18	0.22	0.34	0.31	0.39	0.17	0.20	0.26
I										-0.28	-0.65	0.00	0.30	0.39	0.23	-0.03	0.13	0.04	0.02	-0.17	-0.14	-0.02	-0.04	0.04	-0.18	-0.15	-0.09
J											-0.37	0.29	0.59	0.67	0.51	0.25	0.41	0.33	0.30	0.11	0.15	0.27	0.24	0.32	0.10	0.13	0.19
K												0.65	0.95	1.03	0.88	0.61	0.77	0.69	0.67	0.48	0.51	0.63	0.61	0.69	0.47	0.50	0.56
L													0.30	0.38	0.23	-0.04	0.12	0.04	0.02	-0.17	-0.14	-0.02	-0.05	0.04	-0.18	-0.16	-0.09
M														0.08	-0.07	-0.34	-0.18	-0.26	-0.28	-0.47	-0.44	-0.32	-0.35	-0.26	-0.48	-0.45	-0.39
N															-0.15	-0.42	-0.26	-0.34	-0.36	-0.55	-0.52	-0.40	-0.43	-0.35	-0.56	-0.54	-0.47
Ñ																-0.27	-0.11	-0.19	-0.21	-0.40	-0.37	-0.25	-0.27	-0.19	-0.41	-0.38	-0.32
O																	0.16	0.08	0.06	-0.14	-0.10	0.02	-0.01	0.07	-0.15	-0.12	-0.06
P																		-0.08	-0.10	-0.30	-0.26	-0.14	-0.17	-0.09	-0.31	-0.28	-0.22
Q																			-0.02	-0.21	-0.18	-0.06	-0.09	0.00	-0.22	-0.20	-0.13
R																				-0.19	-0.16	-0.04	-0.06	0.02	-0.20	-0.17	-0.11
S																					0.03	0.15	0.13	0.21	-0.01	0.02	0.08
T																						0.12	0.09	0.18	-0.04	-0.02	0.05
U																							-0.03	0.06	-0.16	-0.13	-0.07
V																								0.08	-0.14	-0.11	-0.05
W																									-0.22	-0.19	-0.13
X																										0.03	0.09
Y																											0.06
Z																											

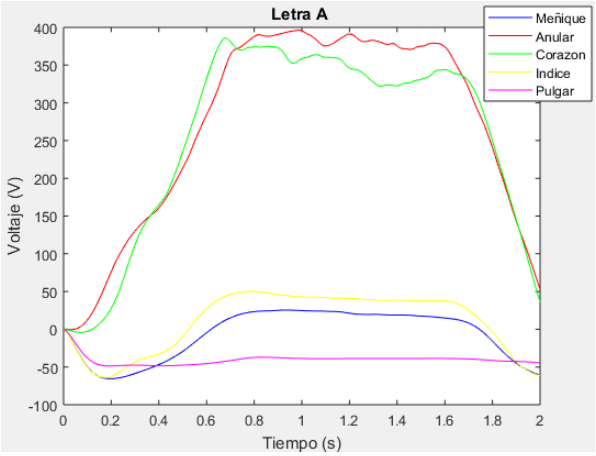
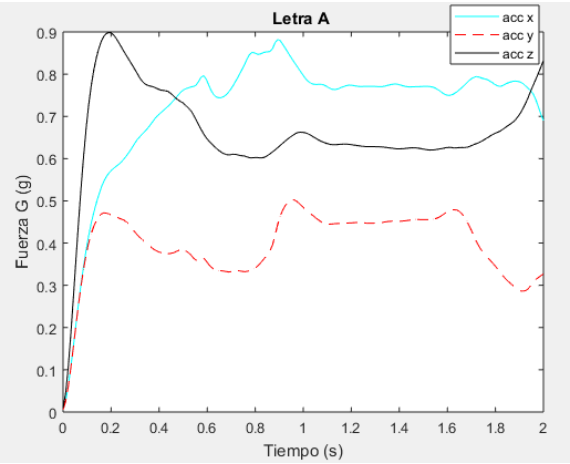
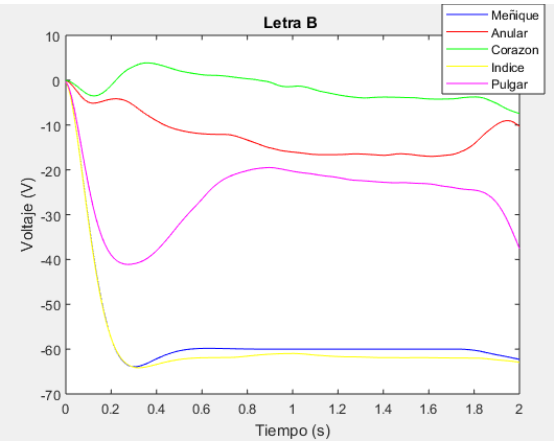
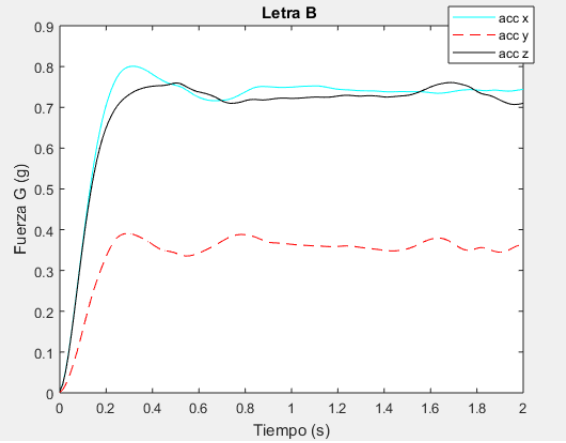
Característica 1 con un HSD de 0.06

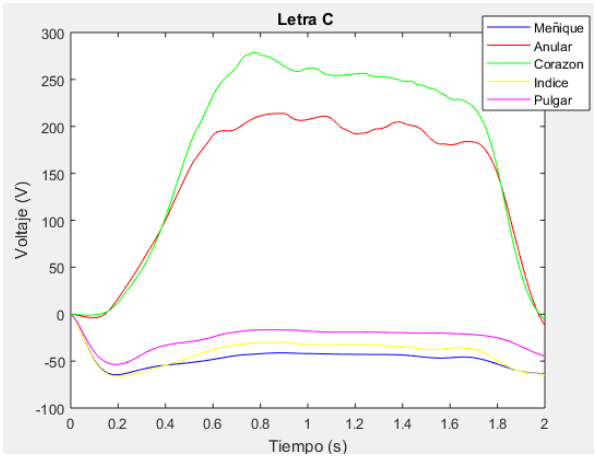
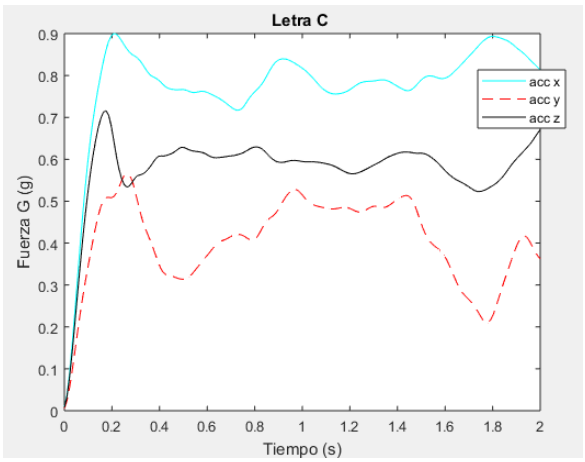
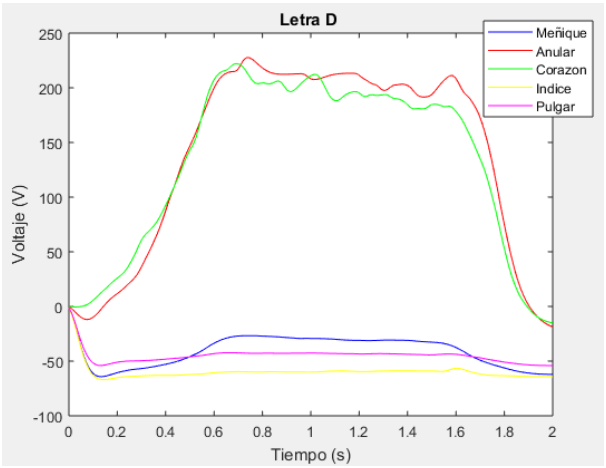
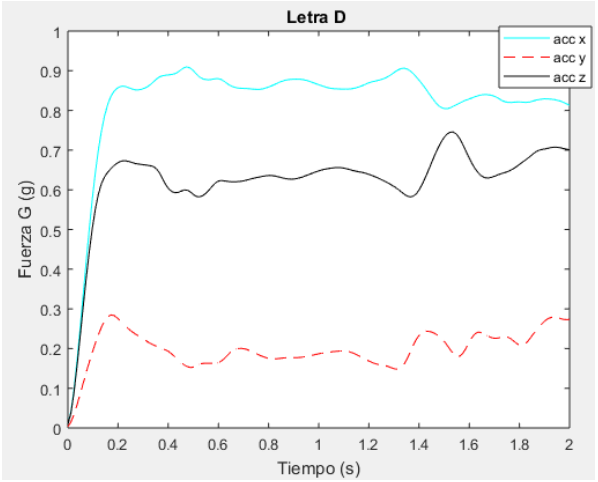
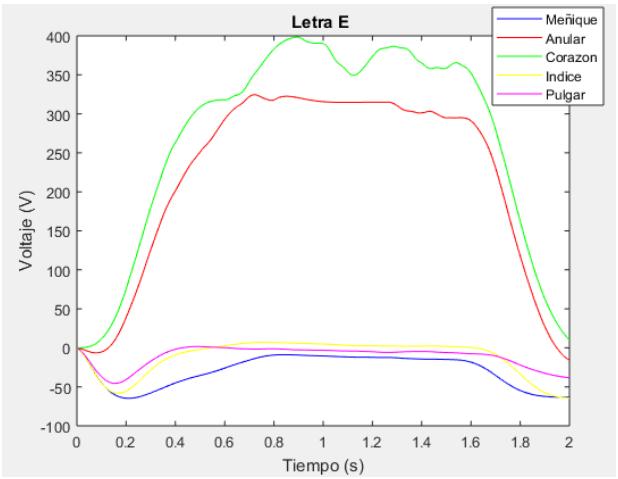
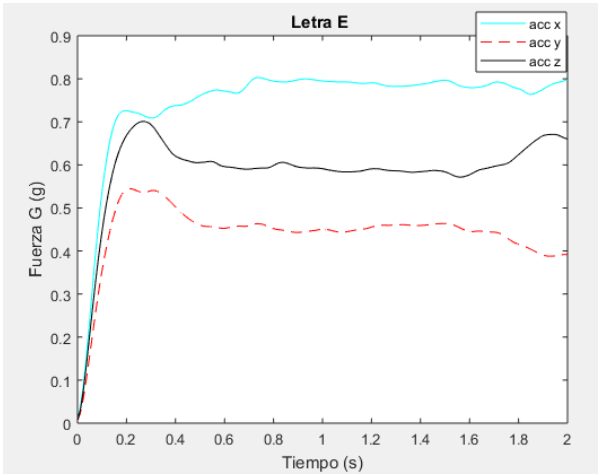
HSD	0.06

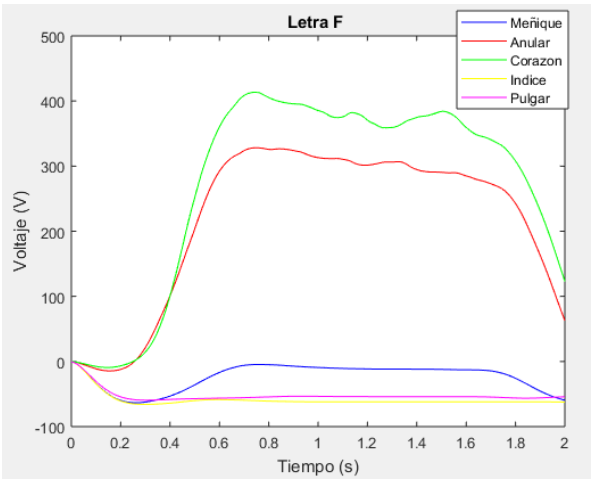
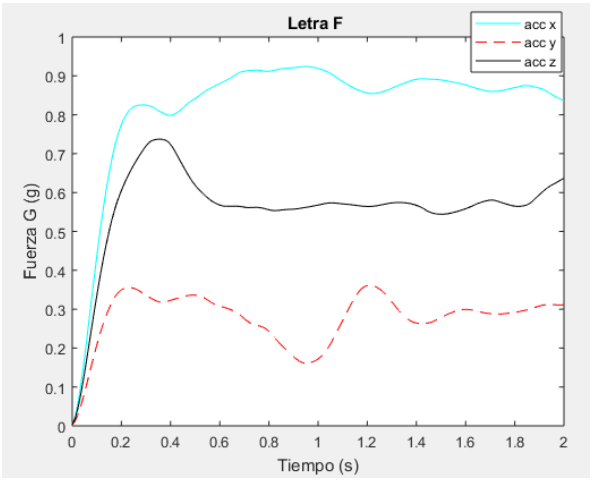
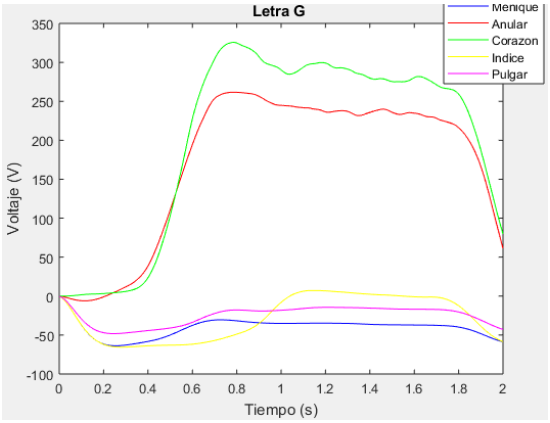
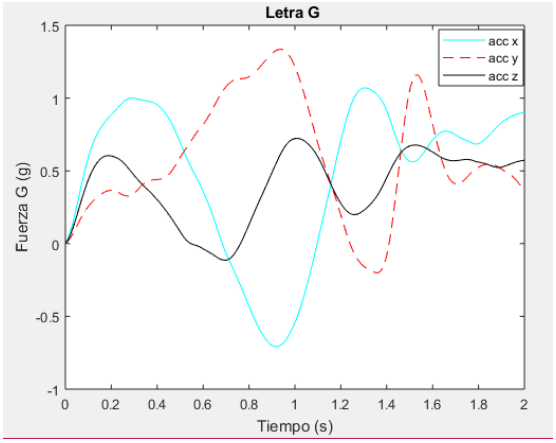
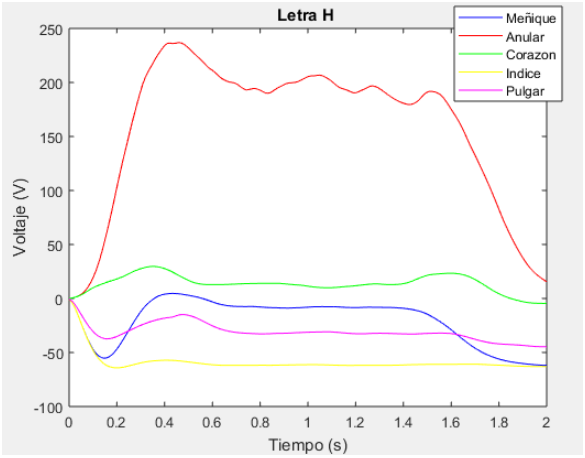
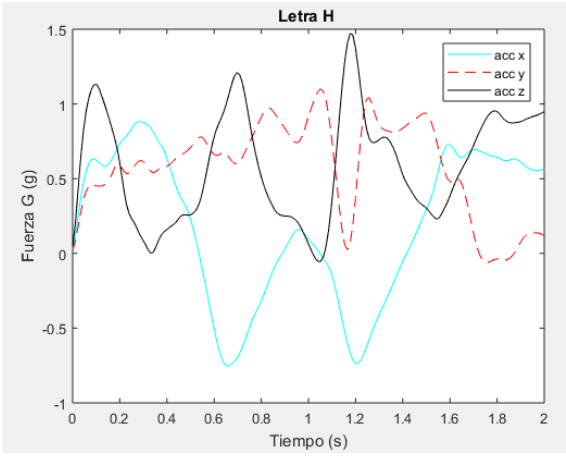
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	Ñ	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
A		-0.24	-0.27	-0.11	-0.12	-0.05	0.31	-0.07	-0.11	0.19	0.21	-0.17	-0.07	-0.06	-0.19	-0.21	-0.04	1.07	-0.63	-0.45	-0.19	-0.11	-0.14	-0.19	-0.22	0.03	-0.43
B			-0.03	0.13	0.12	0.19	0.55	0.17	0.13	0.43	0.46	0.07	0.18	0.19	0.06	0.03	0.20	1.31	-0.38	-0.21	0.06	0.14	0.10	0.05	0.02	0.28	-0.19
C				0.16	0.15	0.22	0.58	0.20	0.16	0.46	0.48	0.10	0.20	0.21	0.08	0.06	0.23	1.34	-0.36	-0.18	0.08	0.16	0.13	0.08	0.05	0.30	-0.16
D					-0.01	0.06	0.42	0.04	0.00	0.30	0.32	-0.06	0.04	0.06	-0.07	-0.10	0.07	1.18	-0.51	-0.34	-0.08	0.01	-0.03	-0.08	-0.11	0.15	-0.32
E						0.07	0.43	0.05	0.01	0.31	0.34	-0.05	0.06	0.07	-0.06	-0.09	0.08	1.19	-0.50	-0.33	-0.06	0.02	-0.02	-0.07	-0.10	0.16	-0.31
F							0.36	-0.02	-0.06	0.24	0.26	-0.12	-0.02	0.00	-0.14	-0.16	0.01	1.12	-0.58	-0.40	-0.14	-0.06	-0.09	-0.14	-0.17	0.08	-0.38
G								-0.38	-0.42	-0.12	-0.10	-0.48	-0.37	-0.36	-0.49	-0.52	-0.35	0.76	-0.93	-0.76	-0.49	-0.41	-0.45	-0.50	-0.53	-0.27	-0.74
H									-0.04	0.26	0.29	-0.10	0.01	0.02	-0.11	-0.14	0.03	1.14	-0.55	-0.38	-0.11	-0.03	-0.07	-0.12	-0.15	0.11	-0.36
I										0.30	0.32	-0.06	0.04	0.06	-0.07	-0.10	0.07	1.18	-0.51	-0.34	-0.08	0.00	-0.03	-0.08	-0.11	0.15	-0.32
J											0.02	-0.36	-0.26	-0.24	-0.38	-0.40	-0.23	0.88	-0.82	-0.64	-0.38	-0.30	-0.33	-0.38	-0.41	-0.16	-0.62
K												-0.38	-0.28	-0.27	-0.40	-0.42	-0.26	0.86	-0.84	-0.66	-0.40	-0.32	-0.35	-0.40	-0.43	-0.18	-0.64
L													0.10	0.12	-0.01	-0.04	0.13	1.24	-0.45	-0.28	-0.02	0.06	0.03	-0.02	-0.05	0.20	-0.26
M														0.01	-0.12	-0.14	0.02	1.14	-0.56	-0.38	-0.12	-0.04	-0.07	-0.13	-0.15	0.10	-0.36
N															-0.13	-0.16	0.01	1.12	-0.57	-0.39	-0.13	-0.05	-0.08	-0.14	-0.16	0.09	-0.38
Ñ																-0.03	0.14	1.26	-0.44	-0.26	0.00	0.08	0.05	-0.01	-0.03	0.22	-0.24
O																	0.17	1.28	-0.42	-0.24	0.02	0.10	0.07	0.02	-0.01	0.24	-0.22
P																		1.11	-0.58	-0.41	-0.14	-0.06	-0.09	-0.15	-0.17	0.08	-0.39
Q																			-1.70	-1.52	-1.26	-1.18	-1.21	-1.26	-1.29	-1.04	-1.50
R																				0.18	0.44	0.52	0.49	0.43	0.41	0.66	0.20
S																					0.26	0.34	0.31	0.26	0.23	0.48	0.02
T																						0.08	0.05	-0.01	-0.03	0.22	-0.24
U																							-0.03	-0.09	-0.11	0.14	-0.32
V																								-0.05	-0.08	0.17	-0.29
W																									-0.03	0.23	-0.24
X																										0.25	-0.21
Y																											-0.46
Z																											

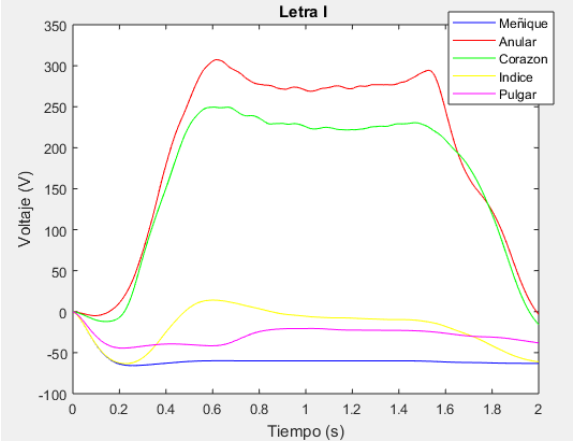
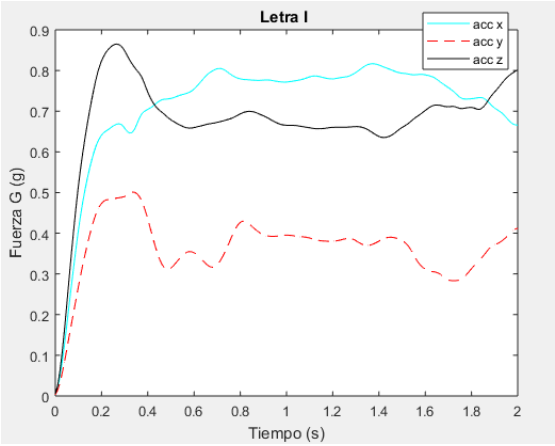
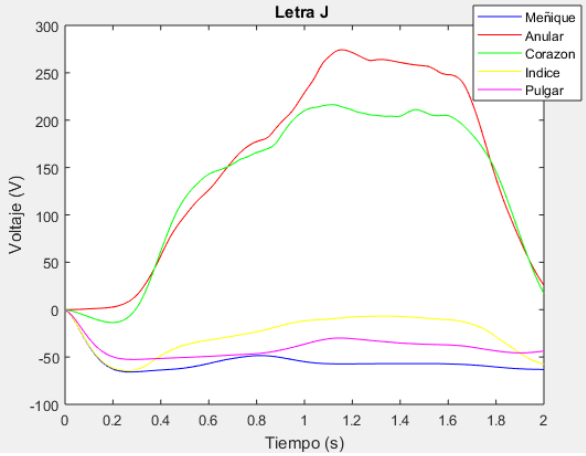
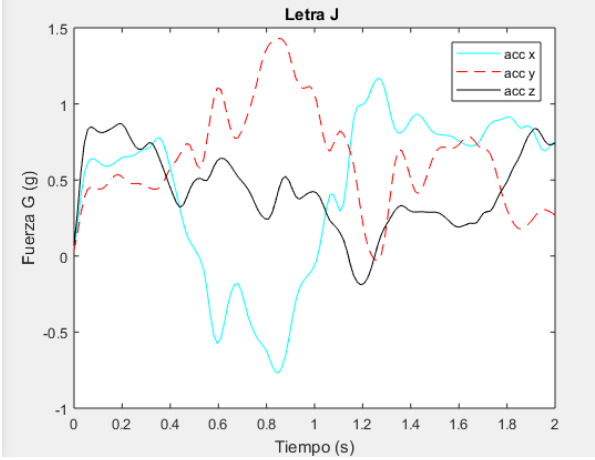
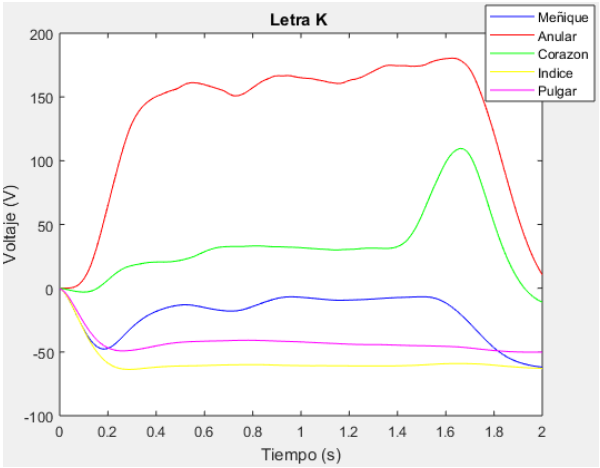
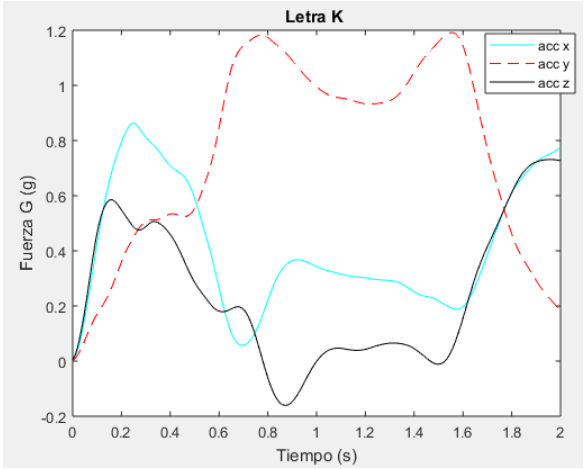
Anexo 2 - Muestra por cada una de las letras.

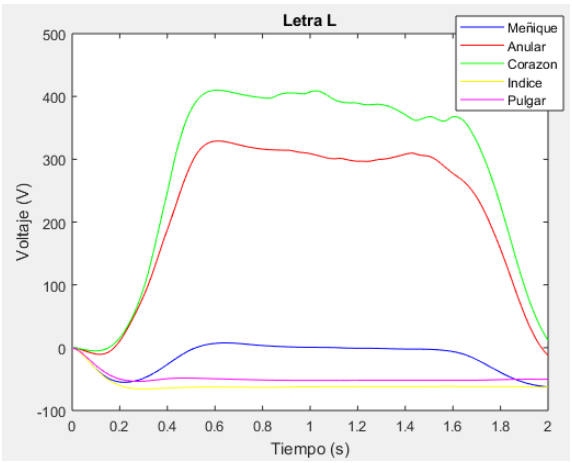
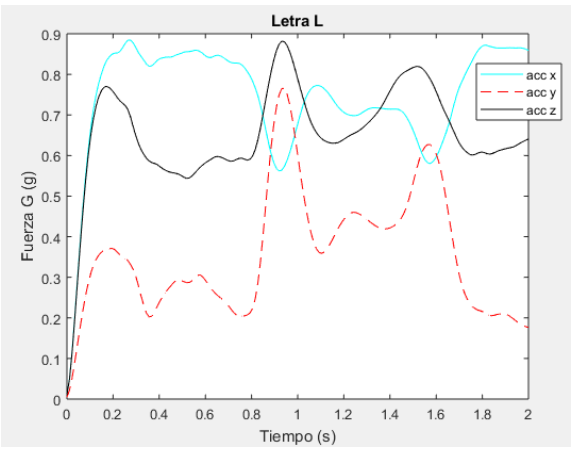
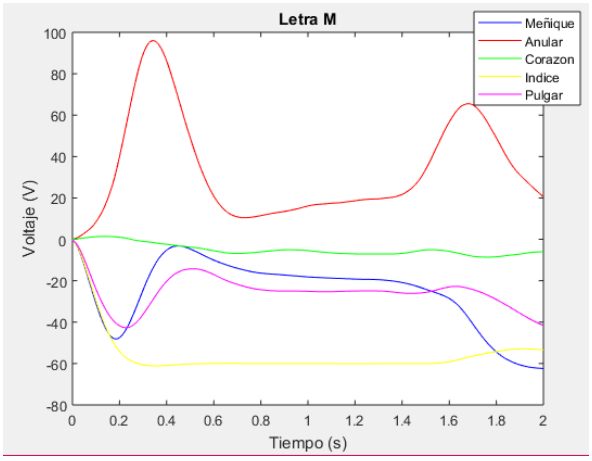
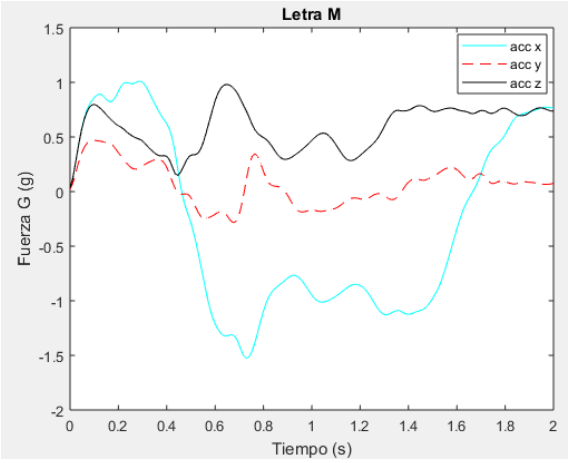
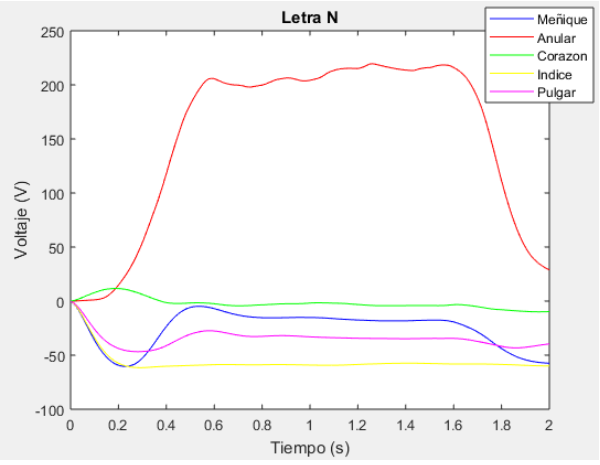
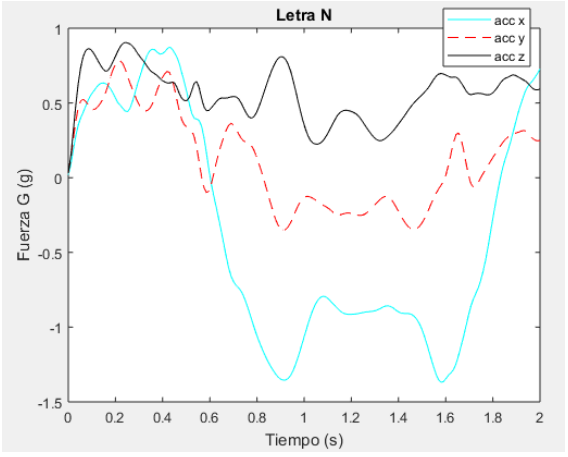
En este anexo se puede observar un ejemplo, de los cuarenta y siente, de cada una de las veintisiete del alfabeto.

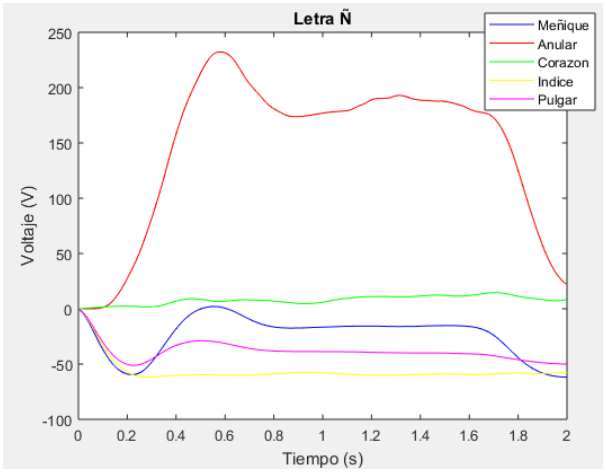
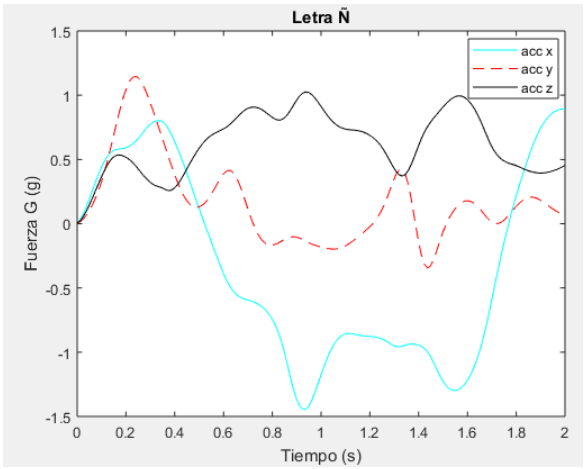
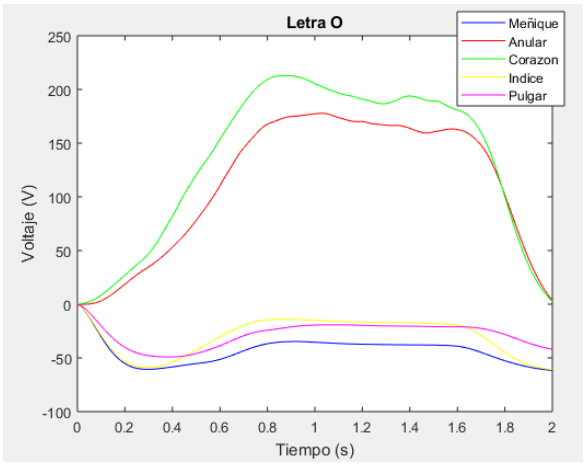
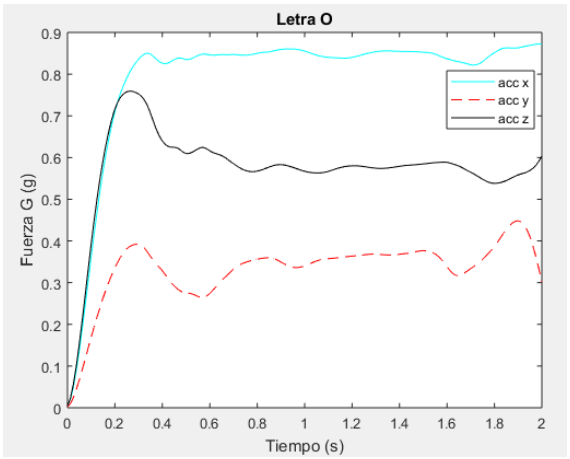
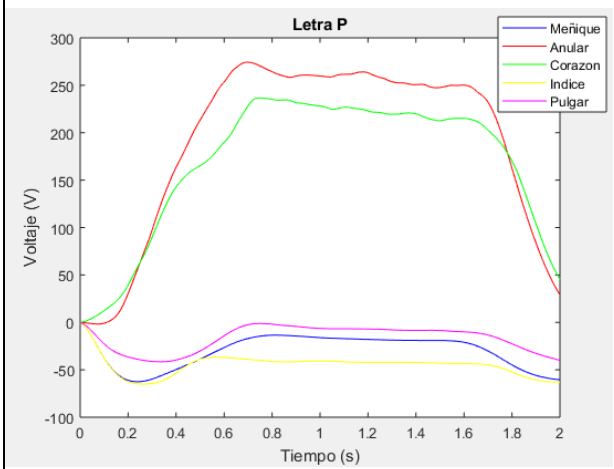
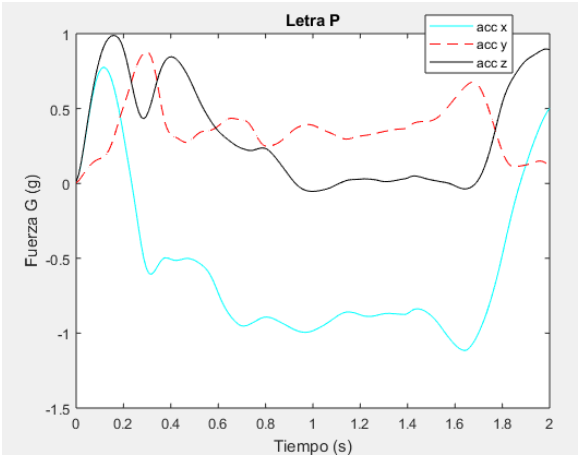
LETRA	FLEXÓMETRO	MPU_6050
A		
B		

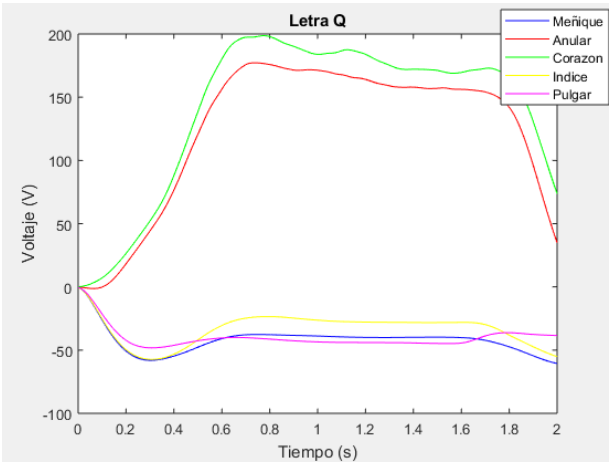
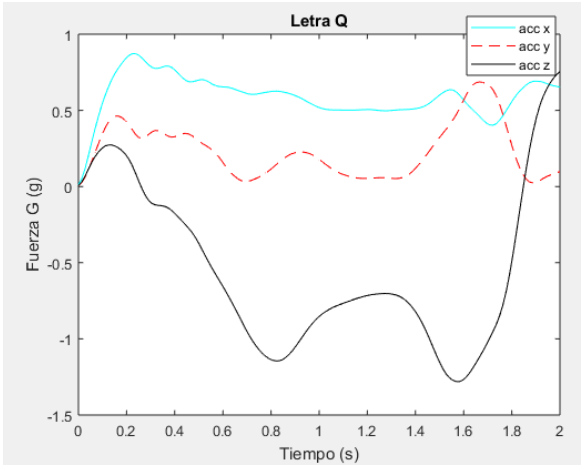
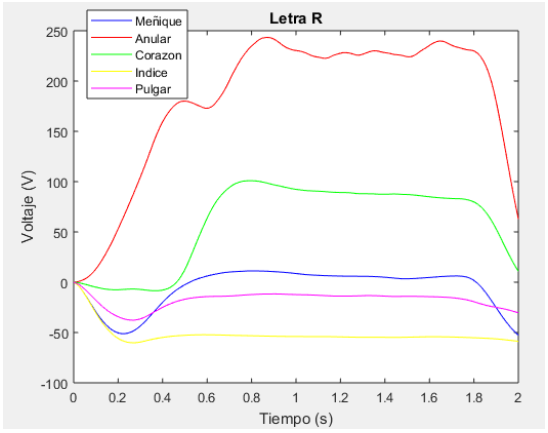
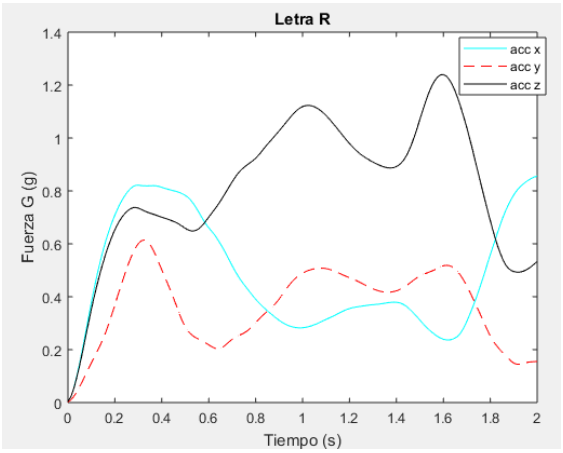
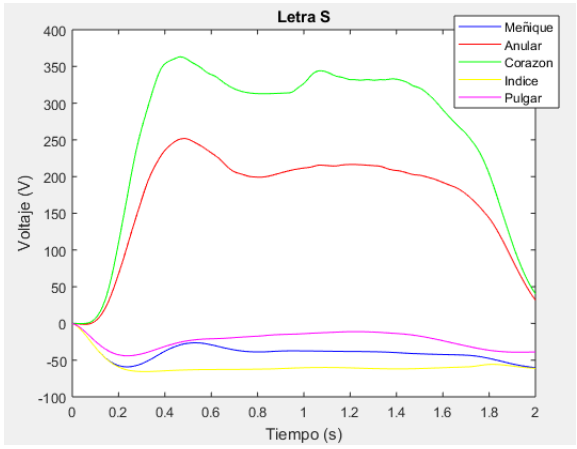
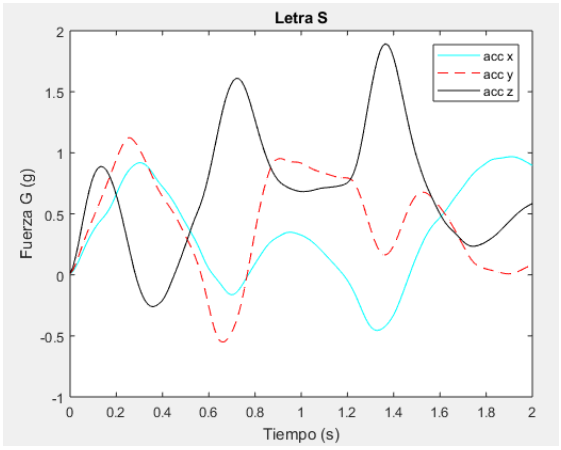
C	 Letra C Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra C acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
D	 Letra D Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra D acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
E	 Letra E Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra E acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)

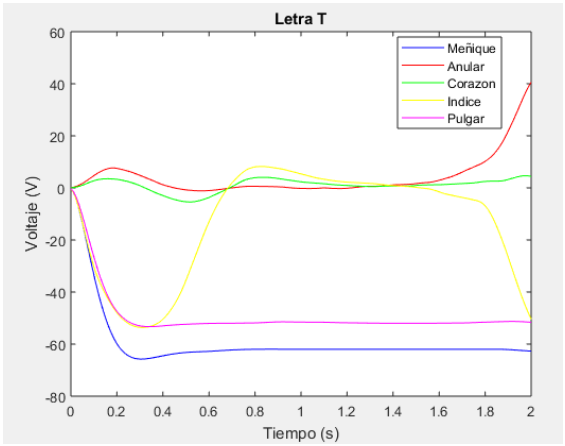
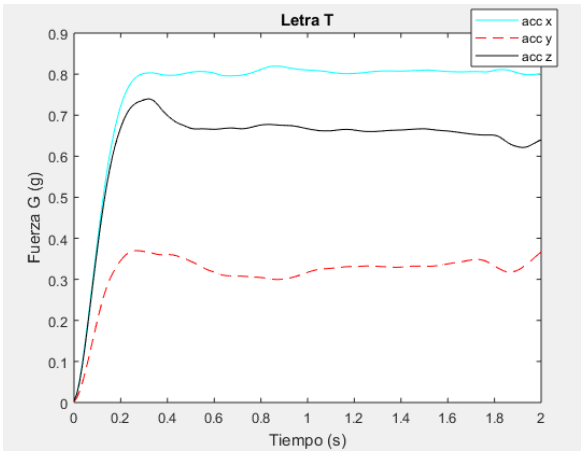
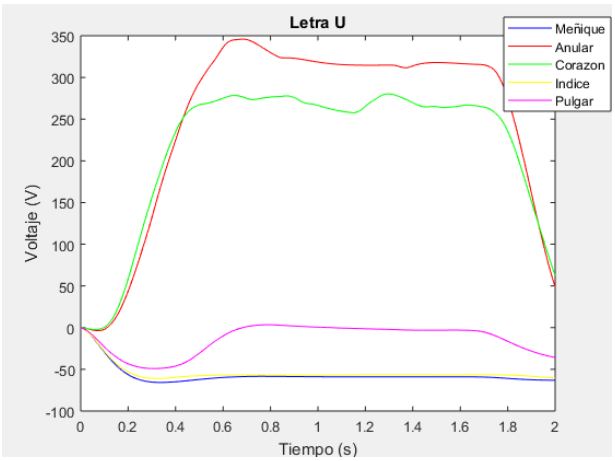
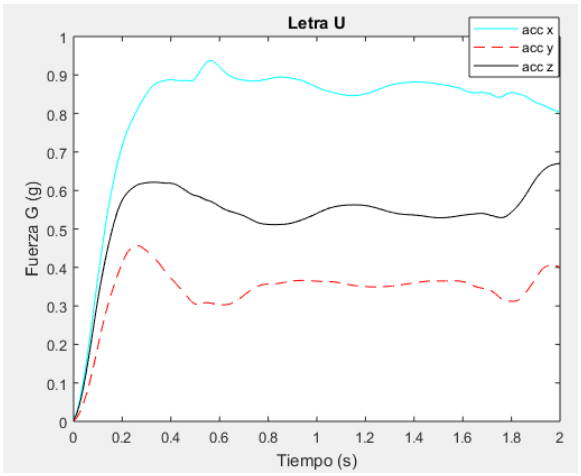
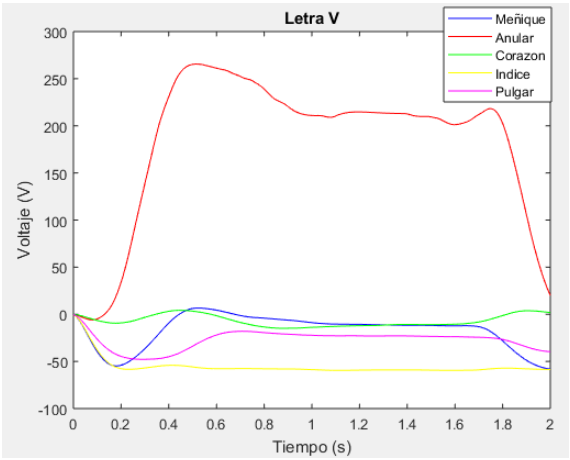
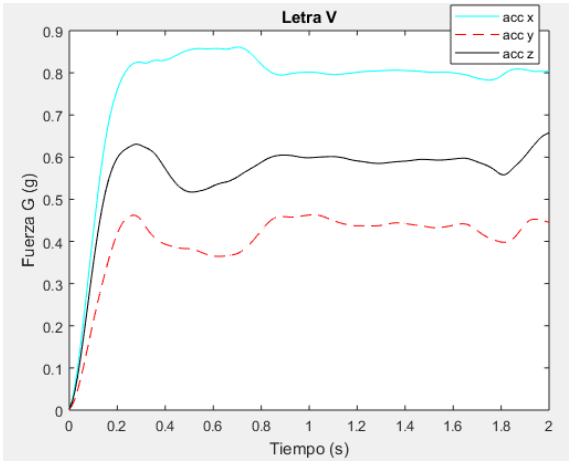
F	 Letra F Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra F acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
G	 Letra G Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra G acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
H	 Letra H Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra H acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)

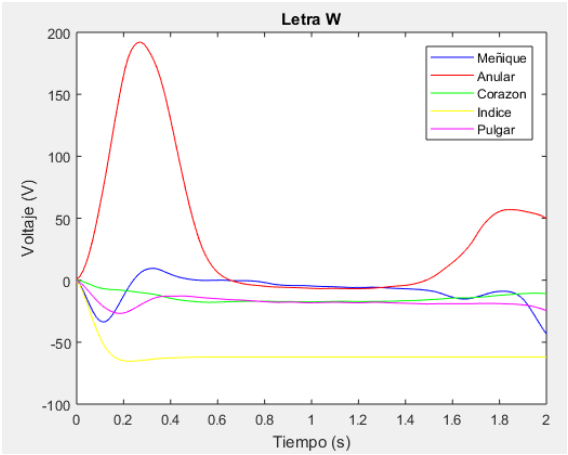
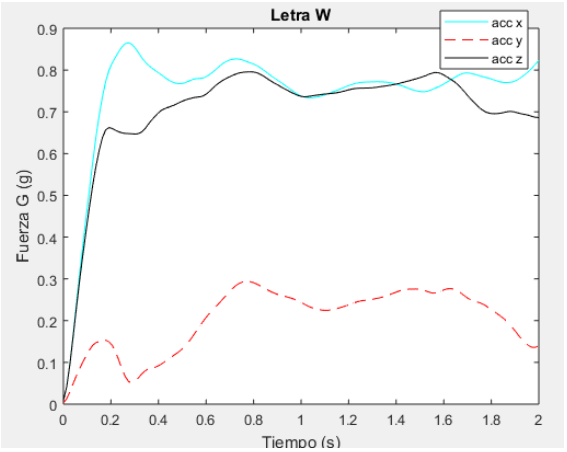
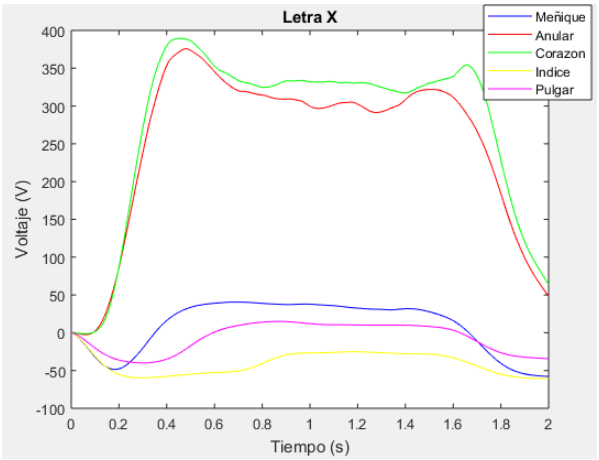
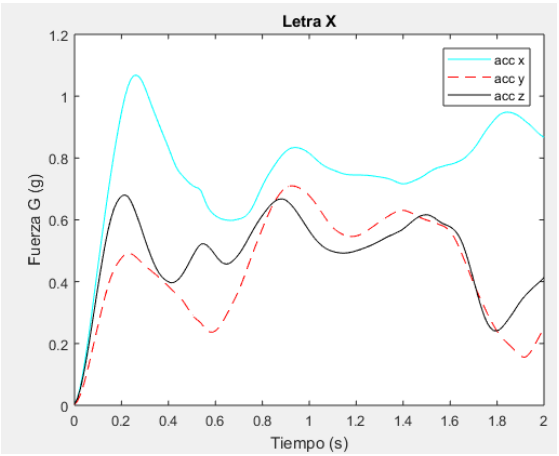
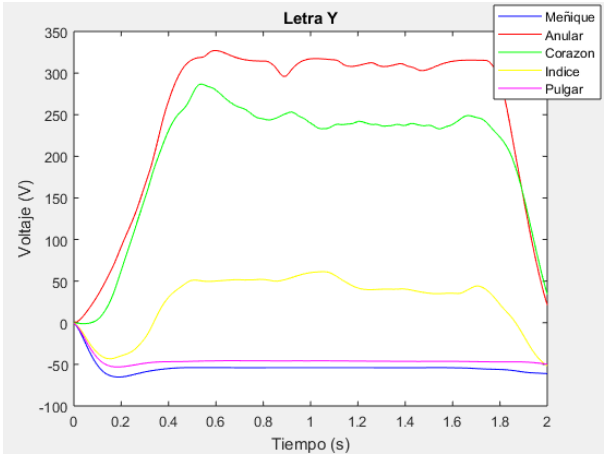
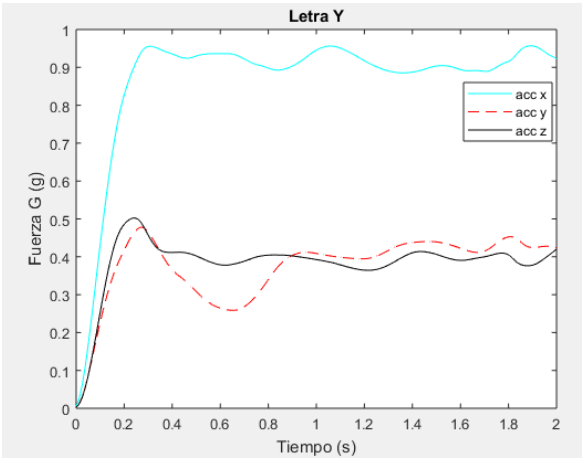
I	 Letra I Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra I acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
J	 Letra J Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra J acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
K	 Letra K Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra K acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)

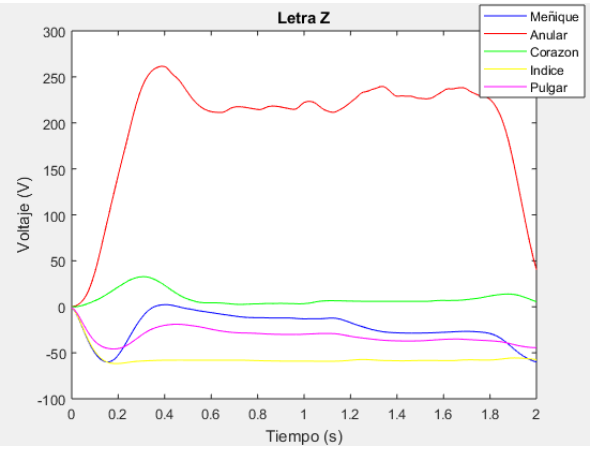
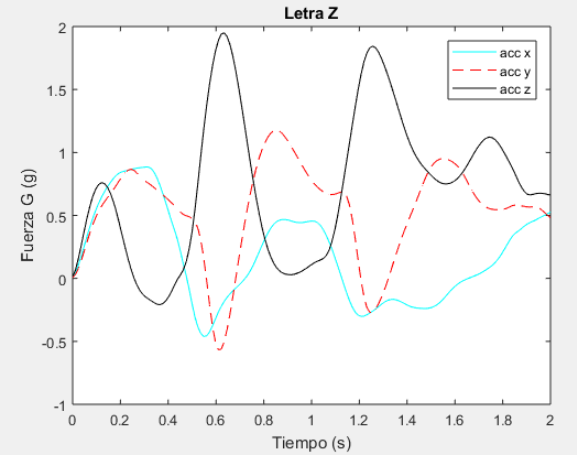
L	 Letra L Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra L acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
M	 Letra M Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra M acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
N	 Letra N Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra N acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)

Ñ	 Letra Ñ Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra Ñ acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
O	 Letra O Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra O acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
P	 Letra P Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra P acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)

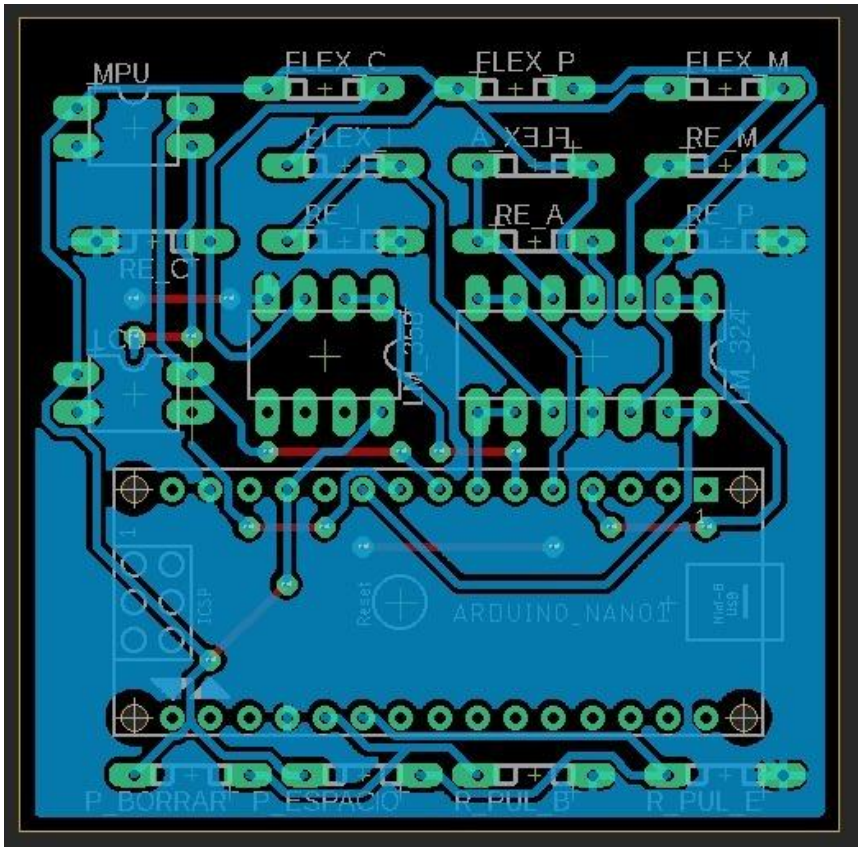
Q	 Letra Q Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra Q acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
R	 Letra R Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra R acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
S	 Letra S Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra S acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)

T	 Letra T Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra T acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
U	 Letra U Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra U acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
V	 Letra V Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra V acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)

W	 Letra W Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra W acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
X	 Letra X Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra X acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)
Y	 Letra Y Meñique Anular Corazon Indice Pulgar Voltaje (V) Tiempo (s)	 Letra Y acc x acc y acc z Fuerza G (g) Tiempo (s)

Z		

Anexo 3 - Diseño de la PCB del circuito



BIBLIOGRAFIA

Acondicionamiento de señales. Instrumentación Electrónica I. (2013). Instrumentación Electrónica. [online] Available at: https://instrumentacionelectronicai.wordpress.com/2013/09/24/instrumentacion-electronica/ [Accessed 28 May 2019].

Alcaldía de Bogotá. (2015). Consulta de la Norma: Proyecto de Acuerdo 176 de 2015 Concejo de Bogotá D.C. Alcaldiabogota.gov.co [Online]. Recuperado de: http://www.alcaldiabogota.gov.co/sisjur/normas/Norma1.jsp?i=61382.

Amplificador de señales. (2017). Spectrasymbol. Funcionamiento del flexómetro. Datasheet. Flexómetro. Spectrasymbol. pag 1

Asocide. (Sin fecha) ALFABETO DACTILOLÓGICO DE LOS SORDOCIEGOS ESPAÑOLES. Recuperado de: http://www.asocide.org/solotexto/alfabeto.htm

Aujeszky, T., Mohamad, E. (2015). A gesture recogintion architecture for Arabic sign language communication system. Springer Science+Business Media New York. Multimed Tools Appl (2016) 75:8493–8511.

Ayala, J. (2010) Gramática y estructura lingüística de la Lengua de Señas Colombiana. Corporación Universitaria Iberoamericana.

Bajo, V. y Rodriguez, F. (2012). Plasticidad auditiva. Investigación y ciencia. pp. 4-5. [Online]. Recuperado de: https://orientauditivos.files.wordpress.com/2011/11/plasticidad-auditiva-ic.pdf

Belloch,C. (2014). Dactilología. Las TICs en Logopedia: audición y Lenguaje. [Online]. Recuperado de: https://www.uv.es/bellochc/logopedia/NRTLogo7.wiki?5

Brandon, F. (2013). El lenguaje en niños con pérdida auditiva prelocutiva que utilizan implante coclear y en niños oyentes. Redalyc.org. [Online]. Recuperado de: http://www.redalyc.org/html/1471/147131896004/.

Cayar, M., & Kavvas, M. L. (2009). Ensemble average and ensemble variance behavior of unsteady, one-dimensional groundwater flow in unconfined, heterogeneous aquifers: An exact second-order model. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 23(7), 947-956.

Chen, Q. (2009). Real-time vision-based hand tracking and gesture recognition. Ph.D. thesis.

Cochlear. (2015). Hipoacusia neurosensorial. Cochlear.com. [Online]. Recuperado de: http://www.cochlear.com/wps/wcm/connect/es/home/understand/hearing-and-

hl/what-is-hearing-loss-/types-of-hl/sensorineural-hearing-loss. [Accessed: 14-Feb- 2018].

Colprensa. (2018). Un guante te traduce al instante el lenguaje de señas. Universal. [Online]. Recuperado de: https://www.eluniversal.com.co/ciencia/un-guante-te-traduce-al-instante-el-lenguaje-de-senas-281474-GBEU397607

Cortes Monroy, P. (2018). AcceleGlove: Guante programable con acelerómetro - FayerWayer. [online] FayerWayer. Recuperado de: https://www.fayerwayer.com/2009/07/acceleglove-guante-programable-con-acelerometro/

Corvera, J. y González, F. (1999). Psicodinamia de la sordera. Cultura-sorda.org. [Online]. Recuperado de: http://www.cultura-sorda.org/wp-content/uploads/2015/04/Corvera_Gonzalez_Psicodinamia_sordera_1999.pdf.

Cubides Salazar, M. (2015). Por una feliz navidad ¡en señas! Insor.gov.co. [Online]. Recuperado de: http://www.insor.gov.co/home/entidad/directora/articulo-de-opinion

De Ávila, V. (2014). Sordos: Historia, medicalización y presente. pp. 9-10.

De la hoz Pacheco, J. (2016). Lengua de seña. [online] Eduteka.icesi.edu.co. Recuperado de: http://eduteka.icesi.edu.co/proyectos.php/1/7175.

Departamento Administrativo Nacional (DANE). (2010). Registro de población para la localización y caracterización de las personas con discapacidad en Cundinamarca. [Online]. Recuperado de: https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia-y-poblacion/discapacidad

Dong, G., & Liu, H. (2018). Feature Engineering for Machine Learning and Data Analytics (pp. 1-9). Milton: Chapman and Hall/CRC.

El bilinguismo de los sordos, (1995) [online] insor.com. Recuperado de: http://www.insor.gov.co/descargar/publicaciones/El_bilinguismo_de_los_sordos_noviembre_1995.pdf

Escudero, I. García, R. Pérez, C. (2012) Las artes del lenguaje. Lengua, comunicación y educación. [Online]. Recuperado de: https://books.google.fr/books?id=FVuZRxNvBiAC&pg=PT89&dq=la+lengua+comunicacion&hl=es-

419&sa=X&ved=0ahUKEwjfnN2UsOTgAhUPxxoKHVjEBbsQ6AEIKTAA#v=onepage&q=la%20lengua%20comunicacion&f=true

Evaluación del rendimiento de un modelo en Machine Learning. (2018). Docs.microsoft.com. [Online]. Recuperado de: https://docs.microsoft.com/es-es/azure/machine-learning/studio/evaluate-model-pe rformance.

Federación de enseñanza de CC. OO de Andalucia. (2010) Sistemas de comunicación para personas sordociegas, Revista digital para profesionales de la enseñanza. Volumen (8). Recuperado de: https://www.feandalucia.ccoo.es/docu/p5sd7253.pdf

Federación de enseñanza de CC. OO de Andalucia. (2010) Sistemas de comunicación para personas sordociegas, Revista digital para profesionales de la enseñanza. Volumen (8). Recuperado de: https://www.feandalucia.ccoo.es/docu/p5sd7253.pdf

Gan, L. Shark, L. Hall, G. y Zeshan, U. (2009). Dynamic Hand Gesture Tracking and Recognition for Real-Time Immersive Virtual Object Manipulation. pp. 29-35.

García-García, J. A., Reding-Bernal, A., & López-Alvarenga, J. C. (2013). Cálculo del tamaño de la muestra en investigación en educación médica. Investigación en educación médica, 2(8), 217-224.

Gingir, E. (2010). Hand Gesture Recognition System, East Technical University.

Guerrero Balaguera, J., & Pérez Holguín, W. (2015). FPGA-based translation system from colombian sign language to text. DYNA, 82(189), 172-181. doi: 10.15446/dyna.v82n189.43075

Instituto Nacional para Sordos (INSOR). (2012) CONTRIBUYENDO A LA CONSTRUCCIÓN DE UNA SOCIEDAD INCLUYENTE Y PARTICIPATIVA PARA LA POBLACIÓN SORDA COLOMBIANA. [Online]. Recuperado de: http://www.insor.gov.co/descargar/boletin_observatorio03.pdf.

Instituto Nacional para Sordos (INSOR). (2014). PERFIL DE MATRÍCULA DE ESTUDIANTES SORDOS POR ENTIDAD TERRITORIAL. [Online]. Recuperado de: http://www.insor.gov.co/observatorio/download/perfil_matricula_012_Soacha_2015.pdf.

Instituto Nacional Para Sordos. (2009). Estadísticas e información para contribuir en el mejoramiento de la calidad de vida de la Población Sorda Colombiana [Online]. Recuperado de: http://www.insor.gov.co/historico/images/bolet%C3%ADn%20observatorio.pdf

James, G. (2002). Matematicas Avanzadas para Ingeniería. Prentice Hall. Volumen (2).

Leal, J. (2013). Colombiano crea traductor de lenguaje de señas para sordos. [online]. Recuperado de: http://www.semana.com/vida-moderna/articulo/colombiano-crea-traductor-lenguaje-senas-para-sordos/353935-3.

Lengua o Lenguaje de signos. (2018). [Online]. Recuperado de: https://www.visualfy.com/es/lengua-o-lenguaje-de-signos-como-se-dice/

Lindner, D. (2002). Introducción a las señales y los sistemas. McGraw Hill

Lyons, R. (2001). Understanding Digital Signal Processing. Upper Saddle River. Prentice Hall PTR.

Mantyla, M. Mantyjarvi, J. Seppanen, T. y Tuulari, E. (2000). Hand gesture recognition of a mobile device user. IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Volumen (1), pp. 281-284.

Meyer-Baese, U. (2007). Digital Signal Processing with Field Programmable Gate Arrays. Signals and Communication Technology.Volumen (3).

Ministerio de educación e instituto nacionales para sordos. (2006). DICCIONARIO BÁSICO DE LA LENGUA DE SEÑAS COLOMBIANA. pp. 3-632. [Online]. Recuperado de: https://www.ucn.edu.co/e-discapacidad/Documents/36317784-Diccionario-lengua-de-senas.pdf

Ministerio de la Protección Social. (2005). DECRETO NÚMERO 4725 DE 2005. [Online]. Recuperado de: https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/DE/DIJ/Decreto-4725-de-2005.pdf

Ministerio de Salud y Protección Social. (2013). ABC de Dispositivos médicos. [Online]. Recuperado de: https://www.invima.gov.co/images/pdf/tecnovigilancia/ABC%20Dispositivos%20Medicos%20INVIMA.pdf

Ministerio de Sanidad, Consumo y Bienestar Social. (2016). Dispositivos electrónicos. [Online]. Recuperado de: http://asgeco.org/consumeoriginal/dispositivos-electronicos/

Nayana, B., & Geethanjali, P. (2017). Analysis of Statistical Time-Domain Features Effectiveness in Identification of Bearing Faults From Vibration Signal. IEEE Sensors Journal, 17(17), 5618-5625. doi: 10.1109/jsen.2017.2727638

Oppenheim, A. y Schafer, R. (1989). Discrete-Time Signal Processing. Prentice-Hall. pp. 447-448.

Organización Mundial de la Salud. (2018) Sordera y pérdida de la audición. [Online]. Recuperado de: https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/deafness-and-hearing-loss

Pastor, E. (2016). REHABILITACIÓN EN IMPLANTES COCLEARES. Revista Médica Clínica Las Condes. Volumen (27). pp. 834-839.

Pavlovic, V. Sharma, R. y Huang, T. (1997). Visual interpretation of hand gestures for human-computer interaction. pp. 677–695.

Proakis, J. y Manolakis, D. (1998). Tratamiento Digital de Señales. Prentice Hall.

Rautaray, S. y Agrawal, A. (2012). Vision based hand gesture recognition for human computer interaction: a survey, Articial Intelligence. pp 1-54.

Reyes, N. (2018). Alfabeto dactililógico. [Online]. Recueprado de: https://lsefacil.usefedora.com/courses/3640/lectures/71282

Rutherford, A. (2004). Introducing Anova and Ancova (2nd ed.). London: Sage Publications.

Spasova, R. (2017). Desarrollo y evaluación de métodos de selección de características para la predicción de eventos adversos en pacientes polimedicados. Retrieved 12 December 2019, from https://academica-e.unavarra.es/bitstream/handle/2454/24594/memoriaTFG_spasova78342.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Vieira Couto, M. y Martinho Carvalho, A. (2013). Fatores que influencian na participação dos pais de crianças usuárias de implante coclear na (re)habilitação oral: revisão sistemática. Volumen (25). pp.84-91 Recuperado de: http://dx.doi.org/10.1590/S2317-17822013000100015.

Zaman, K. y Noor, I. (2012). Hand Gesture Recognition: A Literature Review, International Journal of Artificial Intelligence & Applications Volumen (3). pp.161–174.