



EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



**TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO**



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE CHILPANCINGO

Maestría en Ciencias de la Ingeniería

PROTOTIPO DE ÓRTESIS CON ESTIMULACIÓN MUSCULAR

CONTROLADO POR COMANDOS DE VOZ

TESIS

PARA OBTENER EL GRADO DE

MAESTRA EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA

Presenta

María Isabel Ramírez Arcos

Directora

Codirector

Dra. Mercedes Hernández de la Cruz

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE
CHILPANCINGO

Dr. Cornelio Morales Morales

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE SAN JUAN
DEL RÍO

Revisor 1

Revisor 2

Dr. Wilfrido Campos Francisco

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE
CHILPANCINGO

Dra. Yanet Evangelista Alcocer

INSTITUTO TECNOLÓGICO DE
CHILPANCINGO

Chilpancingo de los Bravo, Guerrero, 3 de julio de 2025

Agradecimientos

A mis padres, con todo mi amor y gratitud, por ser mi pilar más fuerte. Su esfuerzo, paciencia y apoyo incondicional han sido la base sobre la que he construido cada uno de mis logros. Por enseñarme, con su ejemplo, el valor del trabajo honesto y la importancia de no rendirse.

A mi familia y mi novio, por estar siempre presente, por sus palabras de aliento y por creer en mí incluso cuando yo dudaba. Su compañía me dio fuerza, consuelo y motivación.

Agradezco a mi directora de tesis, la Dra. Mercedes Hernández de la Cruz, por su guía cercana, sus enseñanzas y confianza en mi trabajo desde el inicio. Su compromiso y orientación constante fueron clave para dar forma y profundidad a esta investigación. Al Dr. Cornelio Morales Morales, codirector de este proyecto, por sus aportes técnicos, y su disposición a compartir conocimiento. A los revisores de tesis, el Dr. Wilfrido Campos Francisco y la Dra. Yanet Evangelista Alcocer, por sus observaciones precisas, críticas constructivas y por dedicar su tiempo a la revisión detallada de este documento. A la jefa de División de Estudios de Posgrado e Investigación Dra. Mirna Castro Bello, por su amable atención en revisión de la tesis y artículo publicado.

Finalmente, reconozco y agradezco a la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI) y al Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Chilpancingo, por el apoyo brindado, el cual hizo posible la realización de esta investigación en un entorno de crecimiento profesional y científico.



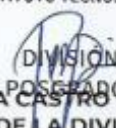
Chilpancingo, Guerrero **10/junio/2025**
Oficio No. 12DIT0002E/DEPI/382/2025

MARÍA ISABEL RAMÍREZ ARCOS
CANDIDATO A MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INGENIERÍA

Presente

Por este conducto me es grato comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulada **"Prototipo de órtesis con estimulación muscular controlado por comandos de voz"**, ha informado a esta División de estudio de Posgrado e Investigación que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

Sin otro particular, le envío un cordial saludo.

ATENTAMENTE
Excmo. Director de Educación Tecnológica
Crear Tecnología es Forjar Libertad
INSTITUTO TECNOLÓGICO DE CHILPANCINGO

DIVISIÓN DE ESTUDIOS
DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN
MIRNA CASTRO BELLO
JEEA DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS
DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

ccp. Subdirección Académica.
ccp. Archivo
MCB*rlgr.



2025
Año de
La Mujer
Indígena

Av. José Francisco Ruiz Massieu No. 5, Colonia Villa Moderna, Chilpancingo de los Bravos, Guerrero, México. Tel. [747] 45 4 1300, Ext. 1310
Email: dir@chilpancingo.tecnm.mx <http://chilpancingo.tecnm.mx>
<https://www.facebook.com/TecNMcampusChilpancingo>



DRA. MIRNA CASTRO BELLO

JEFA DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

E INVESTIGACIÓN DEL ITCHILPANCINGO

PRESENTE

Por este medio los integrantes del comité Tutorial de la **C. María Isabel Ramirez Arcos** con número de control **G15520420** de la Maestría en Ciencias de la Ingeniería, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis de grado denominado **"Prototipo De Órtesis Con Estimulación Muscular Controlado Por Comandos De Voz"**, una vez que se han atendido todas las observaciones que se le indicaron, hemos acordado aceptar el documento por lo que solicitamos la autorización de impresión definitiva

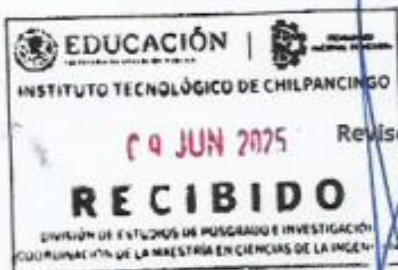
Sin más por el momento, le enviamos un cordial saludo.

Directora

Codirector


Dra. Mercedes Hernández de la Cruz

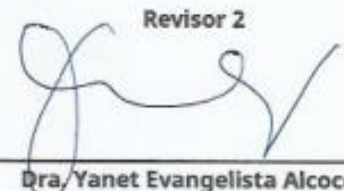

Dr. Cornelio Morales Morales



Revisor 1


Dr. Wilfrido Campos Francisco

Revisor 2


Dra. Yanet Evangelista Alcocer

Índice

Índice de tablas	vii
Índice de figuras	viii
Resumen	x
Abstract.....	xi
Capítulo I. Introducción.....	1
Capítulo II. Antecedentes	3
Capítulo III. Justificación	17
Capítulo IV. Objetivos.....	19
4.1 Objetivo general.....	19
4.2 Objetivos específicos	19
Capítulo V. Metodología	21
5.1 Materiales	21
5.2 Metodología.....	22
5.2.1 Adquisición de los datos	23
5.2.1.1 Grabación de voz	23
5.2.1.2 Selección y procesamiento de audios	24
5.2.3 Entrenamiento del modelo	26
5.2.3.1 Importación del dataset.....	26
5.2.3.2 Entrenamiento	28
5.2.3.3 Creación de biblioteca en Edge Impulse para Arduino	32
5.2.4 Diseño del circuito y órtesis	35
5.2.4.1Diseño del circuito	35
5.2.4.2 Diseño y confección de órtesis	37
5.2.4.3 Diseño e impresión de caja 3D	41
5.2.5 Ensamblado del sistema.....	43
5.2.5.1 Importación de la biblioteca al circuito	43
5.2.5.2 Ensamblado de circuito, caja 3D a órtesis	48
5.2.6 Pruebas.....	50
Capítulo VI. Resultados.....	51

6.1 Resultado de la adquisición de los datos	51
6.2 Resultado y análisis del entrenamiento del modelo.....	51
6.3 Resultado y analisis del diseño del circuito y órtesis	54
6.4 Pruebas y analisis.....	56
Capítulo VII. Discusión	64
Capítulo VIII. Conclusiones	65
IX. Referencias bibliográficas	66
X. Anexos	72

Índice de tablas

Tabla 1. Comparativa de microcontroladores	8
Tabla 2. Características de materiales para rodilleras y órtesis	15
Tabla 3. Arquitectura del modelo	28
Tabla 4. Componentes electrónicos del circuito	36
Tabla 5. Características del Neopreno y velcro	38
Tabla 6. Requerimientos Técnicos de Arduino Nano 33 BLE Sense	44
Tabla 8. Análisis de resultados con métricas	52
Tabla 9. Validación de pruebas	57
Tabla 10. Porcentaje de participantes de acuerdo a cada comando	61
Tabla 11. Porcentaje de participantes.	62
Tabla 12. Promedio de activación por comando.....	62

Índice de figuras

Figura 1. Diagrama Pin Out de Arduino Nano 33 BLE Sense	11
Figura 2. Datasheet Arduino Nano 33 BLE Sense (Arduino, 2024).	14
Figura 3. Diagrama de la metodología	22
Figura 4. Entrevista y grabación de audios (Hernández et al., 2024).	24
Figura 5. Edición de audios (Hernández et al., 2024).	25
Figura 6. Organización del dataset (Hernández et al., 2024).	26
Figura 7. Dataset importado.	27
Figura 8. Configuración de Edge Impulse desde la placa en símbolo de sistema	33
Figura 9. Clasificación de las etiquetas del conjunto de audios	34
Figura 10. Creación de biblioteca para Arduino	35
Figura 11. Simulación del circuito.	37
Figura 12. Diseño de órtesis	39
Figura 13. Prototipo de órtesis.	40
Figura 14. Diseño de caja 3D para circuito.	41
Figura 15. Broches de la caja 3D.	42
Figura 16. Impresión de la caja 3D.	42
Figura 17. Instalación de la Biblioteca.	45
Figura 18. Diagrama de flujo.	46
Figura 19. Circuito ensamblado en caja 3D.	49
Figura 20. Resultados de las etiquetas de la clasificación.	53
Figura 21. Detección de comandos en el entorno de Arduino.	56
Figura 22. Detección de comandos.	59

Figura 23. Prueba de órtesis.....	60
Figura 24. Gráfico de frecuencia y porcentaje.....	62
Figura 25. Promedio de activación por comando.	63

Resumen

El entrenamiento de modelos de Inteligencia Artificial (IA) ha permitido el desarrollo de prototipos ortopédicos orientados a tratamientos y terapias físicas. En este estudio, se planteó como objetivo el diseño y construcción de una órtesis con estimulación muscular, controlada mediante comandos de voz, orientada al tratamiento de artrosis de rodilla en adultos mayores. La metodología aplicada se estructuró en cinco etapas: 1. Adquisición de los datos; 2. Construcción del modelo; 3. Construcción del circuito; 4. Confección de la órtesis; y 5. Ensamblado del sistema. Se implementó un modelo basado en Redes Neuronales Convolucionales (CNN), integrado en un microcontrolador Arduino Nano 33 BLE Sense. El algoritmo fue entrenado y desplegado a través de la plataforma Edge Impulse, lo que permitió el reconocimiento eficiente de comandos de voz. La órtesis responde a cuatro instrucciones predefinidas: Fuerte (3), Medio (2), Bajo (1) y Nada (0), activando la estimulación muscular conforme a la intensidad indicada.

Palabras clave: Inteligencia Artificial, órtesis, microcontrolador, comandos de voz, Edge Impulse.

Abstract

Artificial Intelligence (AI) model training has enabled the development of orthopedic prototypes for physical therapy and treatment. The objective of this study was to design and build a voice-controlled muscle stimulation orthosis for the treatment of knee osteoarthritis in older adults. The methodology applied was structured in five stages: 1. Data acquisition; 2. Model construction; 3. Circuit construction; 4. Orthosis manufacturing; and 5. System assembly. A model based on Convolutional Neural Networks (CNN) was implemented, integrated into an Arduino Nano 33 BLE Sense microcontroller. The algorithm was trained and deployed through the Edge Impulse platform, allowing efficient recognition of voice commands. The orthosis responds to four predefined instructions: Strong (3), Medium (2), Low (1), and Nothing (0), activating muscle stimulation according to the indicated intensity.

Keywords: AI, orthosis, microcontroller, voice commands, Edge Impulse.

Capítulo I. Introducción

La artrosis de rodilla es una enfermedad degenerativa que afecta a millones de adultos mayores en México, caracterizada por el deterioro progresivo del cartílago articular, lo que provoca dolor, inflamación y restricción en el movimiento (Utmb Health & INEGI, 2020). Este padecimiento impacta negativamente en la calidad de vida de quienes lo padecen, requiriendo intervenciones personalizadas para mitigar los síntomas y mejorar la movilidad. Entre las terapias implementadas, la estimulación eléctrica y la vibración mediante motores y electrodos han demostrado ser eficaces en la mejora de la circulación, la reducción del dolor y la activación de los músculos periarticulares (Gorina, 2023).

Sin embargo, aún persiste el desafío de desarrollar dispositivos accesibles, cómodos y funcionales, adaptados a las necesidades específicas de los usuarios. En años recientes, investigaciones en las áreas de tecnología y medicina han explorado soluciones de rehabilitación que integran algoritmos de inteligencia artificial (IA), empleando reconocimiento de voz y video en terapias (Massaro et al., 2022). En este contexto, se ha presentado un prototipo de electroestimulación integrado en una órtesis, controlado por una aplicación móvil vía Bluetooth, dirigido a pacientes con osteoartritis de rodilla (Ortiz J et al., 2015).

De igual forma, el uso de microcontroladores ha permitido establecer una interfaz efectiva entre el usuario y el sistema mediante comandos de voz (Prasanna et al., 2022). El reconocimiento de palabras clave a través del micrófono del Arduino Nano 33 BLE Sense posibilita esta interacción. Asimismo, se ha explorado el reconocimiento de voz, aplicando técnicas de IA como redes neuronales recurrentes y redes convolucionales para entrenamiento y clasificación (Borna et al., 2023).

Este documento presenta el desarrollo de un prototipo de órtesis con estimulación integrada, a través de un sistema inteligente de reconocimiento de voz, con un modelo entrenado en CNN almacenado en un sistema embebido a través de un microcontrolador de Arduino Nano 33 BLE Sense, que permite ajustar los niveles de estimulación de acuerdo a una clasificación: Fuerte, Medio, Bajo y Nada.

El desarrollo del prototipo se llevó a cabo mediante una metodología estructurada en cinco etapas: 1. Adquisición de los datos; 2. Construcción del modelo; 3. Construcción del circuito; 4. Confección de la órtesis; y 5. Ensamblado del sistema. Esta solución ofrece una alternativa innovadora y funcional para el tratamiento de la artrosis. Su operación mediante comandos de voz permite una interacción más sencilla, especialmente útil para adultos mayores con limitaciones en el uso de dispositivos móviles. A lo largo del documento se detallan los procesos de diseño, construcción y evaluación del dispositivo, así como los resultados obtenidos en su implementación.

Capítulo II. Antecedentes

En el mercado de dispositivos ortopédicos existen rodilleras que incorporan sensores de infrarrojos, como el modelo "rodillera 3 en 1", diseñado para aliviar el dolor mediante la combinación de masaje térmico por infrarrojos y calefacción localizada. Este dispositivo permite la interacción del usuario a través de una pantalla LED con control inteligente, operada por tres botones (Amazon, 2024).

Durante la revisión de literatura, se identificó una patente orientada al tratamiento de la artrosis, basada en la estimulación eléctrica de músculos y terminaciones nerviosas mediante descargas controladas de entre 3 y 35 mA, aplicadas en puntos similares a los utilizados en acupuntura. Esta tecnología ofrece un efecto antiinflamatorio al modular el sistema nervioso periférico, proporcionando una sensación de alivio y relajación; su activación se realiza mediante un botón integrado (Y. King Liu, 2017).

Por otra parte, Ortiz et al. (2015) desarrollaron un sistema de rehabilitación que integra una aplicación móvil con una rodillera, permitiendo al usuario controlar las funciones del dispositivo de forma remota, mejorando la experiencia de uso y la eficacia del tratamiento.

A partir del análisis de estos desarrollos, se observa que los prototipos y órtesis estudiados documentan detalladamente los materiales utilizados y las tecnologías incorporadas. Finalmente, Cruz et al. (2022) propusieron una órtesis activa orientada a la rehabilitación de personas mayores con gonartrosis. El diseño consistió en una órtesis pasiva postural estabilizadora, a la que se integró un servomotor controlado por una placa Arduino Uno. Este mecanismo permitió la ejecución de movimientos de flexión-extensión en la articulación de la rodilla de forma progresiva, controlado mediante un teclado matricial como interfaz de usuario.

A través del análisis de la literatura, también se consideraron diseños de prototipos orientados a miembros superiores. Reinoso y Villa (2023) presentaron una prótesis transhumeral con dos grados de libertad, activada mediante control de voz utilizando el asistente virtual Alexa. El dispositivo permite dos movimientos: apertura y cierre de la mano, así como rotación del antebrazo. La funcionalidad fue programada empleando aplicaciones gratuitas ya existentes, facilitando el aprendizaje y la operación del sistema por parte de los usuarios.

De manera similar, Ruiz Carlos (2022) propuso un sistema de control para un exoesqueleto dirigido a niños con discapacidad motriz, también basado en comandos de voz a través de Alexa. Este exoesqueleto, acoplado a una silla de ruedas y con dos grados de libertad, permite ejecutar acciones como caminar o detenerse mediante la interacción con dispositivos IoT. El sistema fue implementado con microcontroladores ESP32 y Arduino Uno, encargados del procesamiento de las órdenes de voz y el control de los actuadores eléctricos.

En cuanto a la detección del dolor mediante voz, Ren et al. (2018) desarrollaron un *dataset* con 844 grabaciones, estructurada en conjuntos de entrenamiento, desarrollo y prueba independientes del usuario, para clasificar el dolor en tres niveles. Utilizaron clasificadores como máquinas de soporte vectorial y redes neuronales recurrentes con memoria a corto plazo (LSTM-RNN), ofreciendo resultados experimentales. Por su parte, Lötsch y Ultsch (2018) destacaron el rendimiento de las RNN mediante la aplicación de funciones Softmax y el optimizador Adam, junto con motores de conversión de voz a texto, espectrogramas Mel y análisis de señal en tiempo-frecuencia.

En una revisión sistemática, Gkikas y Tsiknakis (2023) analizaron métodos de aprendizaje profundo aplicados a la detección de dolor, resaltando que las redes neuronales convolucionales y recurrentes son las más adecuadas debido a la estructura jerárquica de sus

capas (entrada, ocultas y salida), que se ajustan eficientemente a las características del problema. Complementariamente, Cossu et al. (2021) realizaron una comparación entre CNN y RNN, profundizando en las funciones y arquitecturas de cada tipo de red, enfatizando sus ventajas según la naturaleza de los datos procesados.

Nik Azimah Zainab et al. (2023) presentaron una solución basada en aprendizaje automático para el reconocimiento de palabras clave desde la voz, mediante el entrenamiento de modelos implementados en el microcontrolador Arduino Nano 33 BLE. Este enfoque, apoyado en la metodología TinyML, permite integrar modelos de reconocimiento en sistemas embebidos, logrando una respuesta rápida sin necesidad de conexión a la nube.

De manera complementaria, Prasanna et al. (2022) implementaron aplicaciones de reconocimiento de voz y gestos en dispositivos embebidos con Machine Learning, utilizando el Arduino Nano 33 BLE con micrófono incorporado. La implementación mostró capacidad suficiente para el almacenamiento y ejecución de modelos convolucionales, gracias a su arquitectura de 32 bits a 64 MHz, permitiendo una interfaz eficaz entre el usuario y el sistema mediante comandos vocales.

En otras palabras, se identificó que no existen prototipos dirigidos a la estimulación de rodilla con integración de inteligencia artificial ni activación por comandos de voz. Además, se destaca que los modelos más recomendados para el entrenamiento de audio son las CNN y RNN, debido a su adaptabilidad y rendimiento en tareas de clasificación y procesamiento vocal.

Conceptos

Inteligencia Artificial (IA)

La Inteligencia Artificial es la capacidad de las máquinas para usar algoritmos, aprender de los datos y utilizar lo aprendido en la toma de decisiones como lo haría un ser humano (Farnham et al., 2019).

- **Redes Neuronales Artificiales (RNA)**

Una Red de Neuronas Artificiales (RNA) es un modelo matemático de procesamiento, distribuido paralelamente, en forma de grafo dirigido, simulando el comportamiento biológico de las neuronas y la estructura del cerebro (Pérez et al., 2020).

- **Redes Neuronales Convolucionales (CNN)**

Las Redes de Neuronas Convolucionales, o en inglés, *Convolutional Neural Network* (CNN) son modelos que se utilizan en el procesamiento de imágenes y visión por computadora.

- **Redes Neuronales Recurrentes (RNN)**

Las redes neuronales recurrentes o en inglés *Recurrent neural network* (RNN) son una clase de aprendizaje profundo, conocidas por su capacidad de procesar y obtener información de datos secuenciales. Por lo tanto, se utilizan comúnmente para la traducción de idiomas, el reconocimiento de voz y subtítulos de imágenes (Arana, 2021).

Edge Impulse

Es un entorno para el desarrollo de modelos de IA y bases de datos para entrenamiento y almacenamiento en sistemas embebidos compatibles con una variedad de microcontroladores *TinyML*.

Bibliotecas

Las bibliotecas están diseñadas para resolver algunos problemas específicos en la programación en este caso en lenguaje Python se utilizan las bibliotecas de TensorFlow que consiste en una biblioteca de código permitiendo realizar cálculos y construir modelos de aprendizaje automático (Farnham et al., 2019).

Validación de modelo

En la validación del modelo se aplican métricas que determinan el porcentaje o niveles de precisión en los datos, algunas de las métricas son *Accuracy*, que es una medida utilizada de evaluación del rendimiento en un modelo de clasificación (Farnham et al., 2019).

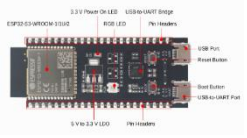
Microcontroladores

Un microcontrolador es un dispositivo electrónico capaz de llevar a cabo procesos lógicos. Estas acciones son programadas en lenguaje ensamblador por el usuario, y son introducidos por un programador (Aguayo S., 2024). En la gama de los microcontroladores existen los TinyML son placas pequeñas que incorporan Inteligencia Artificial en esos dispositivos para trabajar con menor capacidad de procesamiento y menor consumo de energía (TensorFlow Lite, 2021). Con estas características se encuentra el Arduino Nano 33 BLE Sense es una placa de Arduino, cuenta con una serie completa de sensores, tal como micrófono, temperatura y humedad, presión barométrica y módulos como IA a través de Edge Impulse (Arduino, 2024). En los entornos para programación de microcontroladores se encuentra el IDE de Arduino que es una plataforma electrónica de código abierto basada en hardware y software. Las placas de Arduino pueden leer entradas y convertirlas en una salida (Arduino, 2024). Otro de los entornos para la integración de modelos dentro de los módulos de IA en

microcontroladores se encuentra TensorFlow Lite que se diseñó para ejecutar modelos de aprendizaje automático en placas pequeñas y otros dispositivos usando solo kilobytes de memoria (TensorFlow Lite, 2021).

Tabla 1. *Comparativa de microcontroladores*

Tarjeta o microcontrolador	Características	ventajas	Imagen
Arduino Nano 33 BLE Sense	Microcontrolador nRF52840 Tensión de funcionamiento 3.3 V Voltaje de entrada (límite) 21V Corriente CC por pin de E/S 15 mA Velocidad de reloj 64MHz Memoria flash de la CPU 1 MB (nRF52840) SRAM256KB (nRF52840) EEPROM ninguno Pines de entrada/salidas digitales 14 Pines PWM todos los pines digitales UART 1 SPI 1 I2C 1 Pines de entrada analógica 8 (ADC 12 bits 200 kmuestras)	El arduino Nano 33 BLE Sense presenta un procesador potente de 32 bits que funciona a 64 MHz, lo cual permite cargar programas grandes, con una RAM de 128, también cuenta con emparejamiento Bluetooth, micrófono y lo más importante la capacidad de ejecutar aplicaciones utilizando TinyML para cargar modelos de	

	Pines de salida analógica Sólo a través de PWM (sin DAC) Interrupciones externas todos los pines digitales LED_BUILTIN 13 USB Nativo en el procesador nRF52840 IMU LSM9DS1 Micrófono MP34DT05 Gesto, luz, proximidad. APDS9960 Presión barométrica LPS22HB Temperatura, humedad HTS221 Longitud 45mm Ancho 18 milímetros Peso 5 gr (con cabeceras)	aprendizaje automático.	
ESP32-S3-DevKitC-1	ESP32-S3-WROOM-1, ESP32-S3-WROOM-1U y ESP32-S3-WROOM-2 son módulos MCU potentes y genéricos de Wi-Fi + Bluetooth de bajo consumo que tienen un amplio conjunto de periféricos. Proporcionan aceleración para cargas de trabajo de procesamiento de señales y	Es una placa de desarrollo con una memoria flash de 32 MB y modulo Wi-Fi, también cuenta con Bluetooth y puede ejecutar aplicaciones con TinyML para cargar modelos de	 The image shows an ESP32-S3-WROOM-1U module, a small electronic board with various components like a microcontroller, memory, and connectors. Labels point to specific features: 3.3V 75mA 10k LED, 4000mAh 100mAh, 10k resistors, USB Port, Reset Button, Dual Battery, USB-to-UART Pin, and 5V 3.3V GND.

	computación de redes neuronales. ESP32-S3-WROOM-1 y ESP32-S3-WROOM-2 vienen con una antena PCB. ESP32-S3-WROOM-1U viene con un conector de antena externa.	aprendizaje automático.	
Raspberry Pi	CPU Broadcom BCM2712 Quad-core Arm Cortex-A76 a 2,4 GHz GPU VideoCore VII Soporta OpenGL ES 3.1 y Vulkan 1.2 RAM 4 / 8 GB LPDDR4X CONECTIVIDAD Wi-Fi 5 Bluetooth 5.0 / BLE PUERTOS 2 x micro HDMI (hasta 2 x 4K 60Hz simultáneas) 2 x USB 3.0 2 x USB 2.0 1 x Gigabit Ethernet con PoE opcional 2 x MIPI de 4 pista 1 x PCIe 2.0 x1 1 x GPIO 40 pines ALMACENAMIENTO Ranura microSD M.2 (vía HAT opcional) OTROS Botón de encendido y apagado RTC (Real Time Clock)	Es una placa de desarrollo con gran variedad de puertos, y ranuras de almacenamiento, sus dimensiones son 85mm x 53mm, la capacidad del procesador es de 64 bits lo cual permite cargar aplicaciones grandes.	

Arduino Nano 33 BLE Sense:

Diagrama o *Datasheet* del Arduino Nano 33 BLE Sense para comprender la información técnica necesaria para el uso e integración de componentes externos a la placa, por tal motivo, es importante conocer de manera detallada la descripción de la función de cada uno de los pines incluyendo los pines de alimentación, tierra, entradas y salidas digitales (Arduino, 2024).

A continuación, se muestran los diagramas *Datasheet*, ver figura 1 y 2.

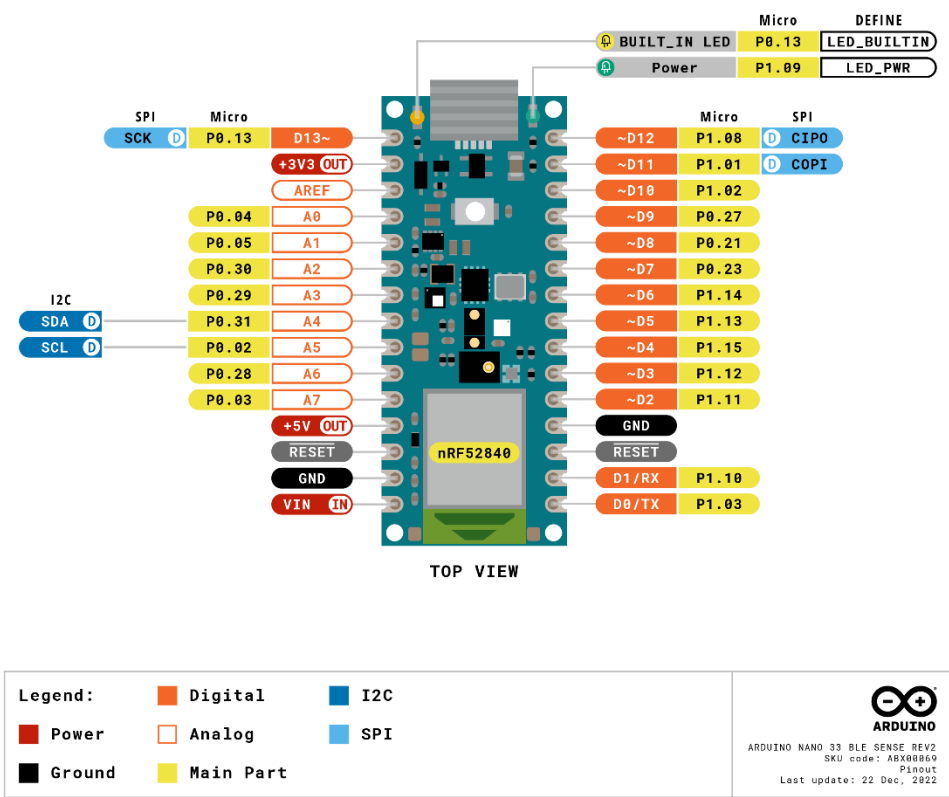


Figura 1. Diagrama Pin Out de Arduino Nano 33 BLE Sense

El Datasheet de este microcontrolador proporciona una visión general de la arquitectura interna y sus características técnicas permitiendo entender como están conectados los diferentes módulos y componentes, así como la disposición física de los pines del microcontrolador.

A continuación, se muestra la descripción de los pines que conforma el microcontrolador.

Pines de Alimentación

VIN: Pin de entrada de voltaje, puede conectarse a una fuente de alimentación externa de 5V a 21V para alimentar la placa, este pin está regulado internamente a 3.3V para el funcionamiento del microcontrolador.

GND: Pines de tierra, hay múltiples pines GND distribuidos por la placa, se utiliza para cerrar el circuito eléctrico.

Pines de Entradas/Salidas Digitales D2 - D13: Se pueden configurar como entradas o salidas.

Funcionalidades Adicionales:

PWM: Pines 3, 5, 6, 9, 10 y 11 pueden generar señales PWM.

Comunicaciones: Algunos pines tienen funciones especiales para SPI, I2C y UART.

Pines de Entradas Analógicas A0 - A7: Estos pines de entrada analógica, pueden leer señales analógicas (0-3.3V) y convertirlas a valores digitales usando el ADC (Convertidor Analógico-Digital) del microcontrolador.

UART (Serial):

TX (D1): Pin de transmisión de datos serie.

RX (D0): Pin de recepción de datos serie.

Descripción: Utilizado para comunicación serial con otros dispositivos.

I2C:

SDA (A4): Pin de datos de I2C.

SCL (A5): Pin de reloj de I2C, es utilizado para comunicación I2C con sensores y periféricos compatibles.

SPI:

MISO (D12): Pin de salida de datos del esclavo.

MOSI (D11): Pin de entrada de datos del maestro.

SCK (D13): Pin de reloj.

SS (D10): Pin de selección del esclavo.

Son utilizados para comunicación SPI con periféricos.

RESET: Pin de reinicio, al llevarlo a LOW, reinicia el microcontrolador.

LED_BUILTIN (D13): Pin conectado al LED integrado en la placa de uso para señalización visual básica.

Pines de Sensores Integrados

Pines de Sensor IMU (LSM9DS1): Es un sensor de movimiento (acelerómetro, giroscopio, magnetómetro) está integrado y no requiere conexión de pines externos. Se comunica internamente mediante I2C o SPI.

Pines de Sensor de Temperatura y Humedad (HTS221): Mide la temperatura y la humedad ambiental, conectado internamente.

Pines de Sensor de Presión Barométrica (LPS22HB): Evalúa la presión atmosférica, conectado internamente.

Pines de Sensor de Luz (APDS-9960): Luz ambiental y proximidad, conectado internamente.

Micrófono (MP34DT05): Es un sensor de sonido, conectado internamente (Arduino, 2024).

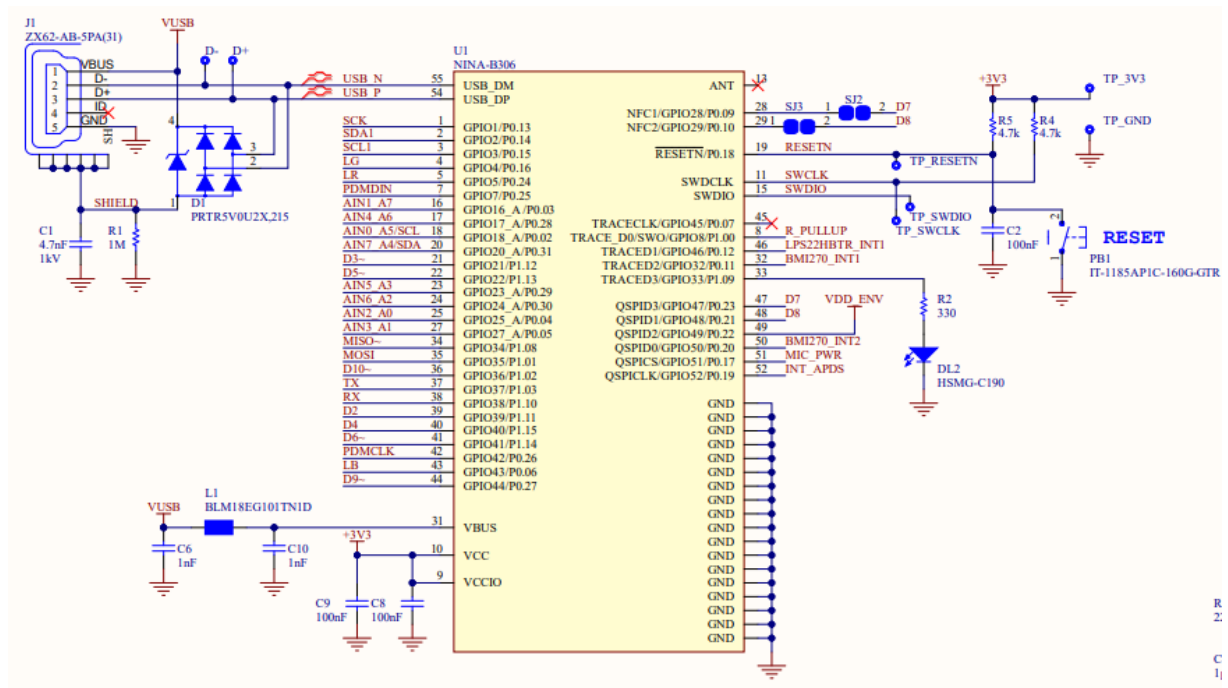


Figura 2. Datasheet Arduino Nano 33 BLE Sense (Arduino, 2024).

Órtesis

Las órtesis de rodilla son dispositivos médicos diseñados para estabilizar o restringir el movimiento articular, con el objetivo de restablecer la cinemática funcional de la rodilla. En su elaboración se consideran materiales textiles y ergonómicos que aporten confort al usuario, así como componentes ortopédicos que integran sistemas de compresión. La selección de materiales como plásticos, metales y neopreno depende principalmente de la función terapéutica del dispositivo. También, el tipo y diseño de la órtesis determinan el grado de cobertura anatómica y el nivel de soporte brindado a la articulación (Zeighami et al., 2020; Farmacia Práctica, 2008).

Tabla 2. *Características de materiales para rodilleras y órtesis*

Material	Características	Beneficios	Uso común
Neopreno	Es un caucho sintético con propiedades elásticas y de aislamiento térmico.	Proporciona soporte y compresión, es resistente al agua y mantiene el calor, lo que puede ayudar en la terapia de lesiones.	Rodilleras deportivas, soportes para articulaciones y órtesis de compresión.
Elastano (Spandex o Lycra)	Elaborado de un material de fibra sintética que permite elasticidad.	Ofrece flexibilidad y ajuste cómodo, además de permitir un amplio rango de movimiento.	Ropa deportiva, bandas de compresión y componentes de rodilleras y ortesis.
Nylon Recubierto	Es resistente y duradero, a menudo combinado con otros materiales elásticos.	Proporciona resistencia al desgaste y buena capacidad de estiramiento.	Estructuras externas de rodilleras y ortesis para mayor durabilidad.
Goma Eva (EVA - Etilvinilacetato)	Es un material flexible y ligero con buenas propiedades de amortiguación.	Proporciona confort y absorción de impactos, es resistente a la deformación.	Plantillas de órtesis, acolchado interior de rodilleras.
Poliuretano Termoplástico (TPU)	Es un material elástico y resistente que puede ser moldeado por inyección.	Ofrece buena flexibilidad y resistencia a la abrasión.	Partes flexibles de ortesis, refuerzos de rodilleras.
Algodón Elástico	Es un tejido natural que se mezcla con fibras elásticas para	Es transpirable, cómodo y puede absorber la humedad.	Forros interiores de rodilleras y ortesis, ropa de compresión.

	proporcionar estiramiento.			
Silicona	Es un material elástico con excelente adherencia y propiedades antideslizantes.	Proporciona amortiguación, adherencia en la piel y estabilidad.	Inserciones de rodilleras, tiras antideslizantes en ortesis.	
Velcro Elástico	Es un tipo de cierre que combina ganchos y bucles con elasticidad.	Permite ajustes personalizados y proporciona soporte con flexibilidad.	Cierres ajustables en rodilleras y ortesis, bandas de compresión.	

Impresión 3D

La tecnología de fabricación digital, es conocida como impresión 3D o fabricación aditiva, crea objetos físicos a partir de una representación geométrica mediante la adición sucesiva de materiales (Shahrubudin et al., 2019).

Capítulo III. Justificación

La artrosis de rodilla constituye una de las principales causas de discapacidad funcional en adultos mayores, al limitar la movilidad y comprometer de forma significativa la calidad de vida. Se estima que aproximadamente el 73 % de las personas mayores de 55 años con esta patología son mujeres, lo que refleja una prevalencia considerable en este grupo poblacional (World Health Organization [WHO], 2023). A pesar de los avances en intervenciones farmacológicas y terapias físicas, su manejo continúa representando un desafío clínico debido a su carácter degenerativo, progresivo y a la necesidad de estrategias de tratamiento individualizadas que sean accesibles, eficientes y de fácil implementación (Hunter & Bierma-Zeinstra, 2019).

En este contexto, las terapias basadas en estimulación vibratoria han demostrado ser alternativas complementarias efectivas para el alivio del dolor y la mejora de la función articular. Sin embargo, muchos de los dispositivos disponibles carecen de criterios ergonómicos y de usabilidad que permitan su operación autónoma, lo que limita su efectividad, especialmente en pacientes con capacidades funcionales reducidas.

El desarrollo de un prototipo de órtesis para estimulación muscular controlado por comandos de voz se plantea como una solución tecnológica que responde a esta problemática. La integración de una interfaz de usuario basada en voz permite una interacción más intuitiva, superando barreras asociadas al uso de tecnologías complejas por parte de adultos mayores. Este enfoque no solo mejora la accesibilidad y adherencia al tratamiento, sino que también promueve la autonomía del paciente, favoreciendo una continuidad terapéutica en el entorno domiciliario y contribuyendo a su bienestar integral.

Este proyecto propone una alternativa en el ámbito de la salud al integrar inteligencia artificial. La finalidad no es curar la artrosis, sino ofrecer una herramienta de apoyo terapéutico en el hogar que establezca un precedente en el diseño de tecnologías médicas inteligentes, inclusivas y centradas en el usuario, orientadas a mejorar la calidad de vida de las personas con enfermedades musculoesqueléticas crónicas.

Capítulo IV. Objetivos

4.1 Objetivo general

Desarrollar un prototipo de órtesis con vibración muscular controlado por comandos de voz, para casos de artrosis de rodilla en adultos mayores.

4.2 Objetivos específicos

1. Investigar algoritmos de IA
2. Entrenar un algoritmo
3. Construir un sistema para la estimulación
4. Integrar el algoritmo en el sistema embebido
5. Diseñar una órtesis con materiales ergonómicos
6. Integrar el sistema embebido a la órtesis

Hipótesis

“Si se implementa un modelo de reconocimiento de voz basado en CNN en un sistema embebido, entonces es posible detectar los comandos: Fuerte, Medio, Bajo y Nada, en los niveles de vibración de un dispositivo”.

Capítulo V. Metodología

5.1 Materiales

En el desarrollo del presente proyecto se emplearon diversas herramientas y materiales tanto para la implementación lógica como para la construcción física del prototipo. La integración de los componentes se realizó conforme al avance metodológico. El lenguaje de programación utilizado fue Python, en el entorno de desarrollo Visual Studio Code, incorporando bibliotecas como TensorFlow, TensorFlow Lite y Keras. Para la generación del conjunto de datos, se utilizaron micrófonos SYNCO (modelo G2A2 Pro) y un dispositivo móvil Samsung A12, que operó como receptor de las grabaciones. La edición y normalización de los archivos de audio se llevó a cabo mediante el software Adobe Audition. La programación del código correspondiente al control de los componentes electrónicos y la implementación del modelo de inferencia en el microcontrolador se realizó en el entorno Arduino IDE, mientras que el desarrollo de la biblioteca específica para el reconocimiento de voz se generó en la plataforma Edge Impulse. Para las simulaciones y validaciones del circuito electrónico, se utilizó el software SimulIDE. Una vez concluida la parte lógica, se procedió al diseño del contenedor del sistema electrónico. Para ello, se empleó el software Fusion 360, permitiendo modelar una caja personalizada en 3D, la cual fue posteriormente configurada para su impresión en filamento PLA mediante el software Ultimaker Cura. El ensamblado del sistema embebido se realizó en una placa que integró un microcontrolador Arduino Nano 33 BLE Sense junto con un micromotor de vibración. Finalmente, para la construcción de la órtesis, se incorporaron materiales ergonómicos como neopreno y velcro, garantizando comodidad y ajuste adecuado al usuario.

5.2 Metodología

El desarrollo metodológico del proyecto consistió de cinco fases donde cada etapa tiene una serie de actividades, a continuación, se muestra en la figura 3.

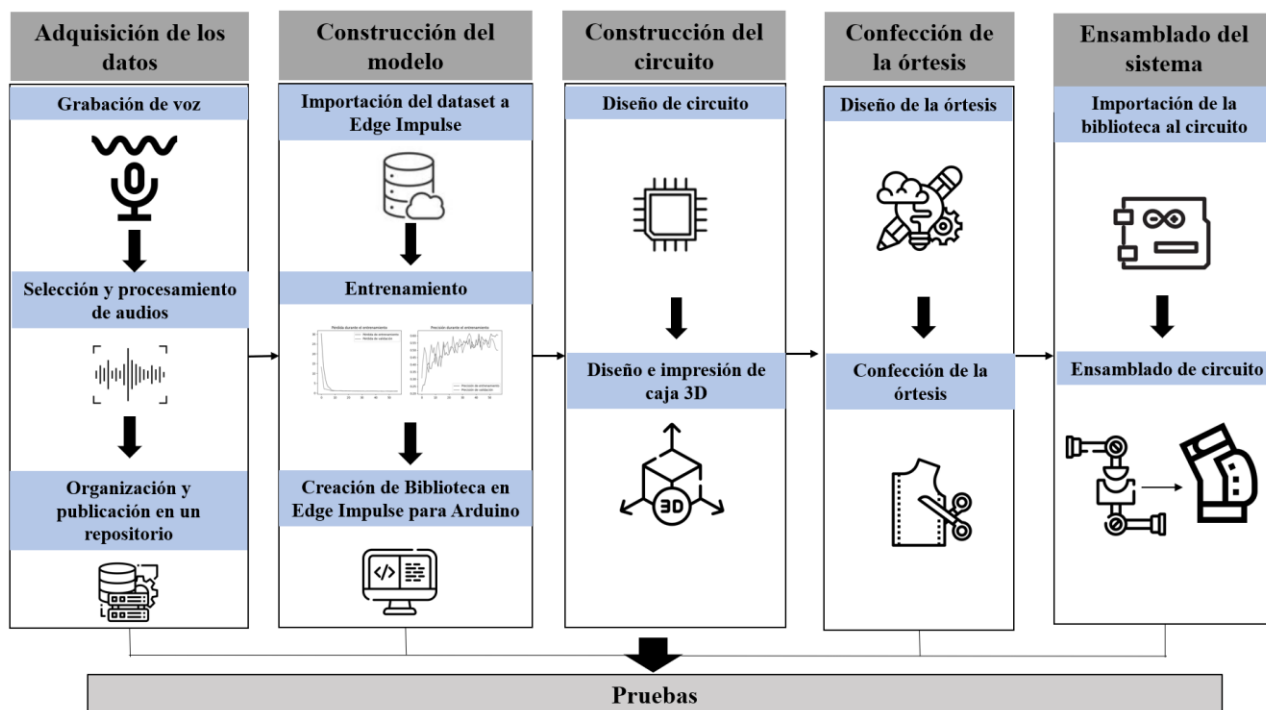


Figura 3. Diagrama de la metodología

5.2.1 Adquisición de los datos

El procesamiento de señales de voz es una investigación interdisciplinaria que incluye inteligencia artificial y procesamiento de señales resolviendo los problemas de interacción persona-computadora. Se llevo a cabo una búsqueda en repositorios de *datasets* con características de expresión de dolor. Holz et al. (2020) crearon un conjunto de audios denominado VIVAE constituido de diferentes vocalizaciones no verbales en distintos estados afectivos entre ellos dolor físico grabados por hombres y mujeres. Asimismo, las evaluaciones actuales de la intensidad del dolor se basan principalmente en el dolor informado por los pacientes. No obstante, mediciones profesionales se usan herramientas como la escala analógica visual (EVA) y la escala de calificación numérica (NRS) (Lötsch y Ultsch, 2018). Se determinó crear un *dataset* con las características de una clasificación propia de los niveles de dolor.

5.2.1.1 Grabación de voz

Los audios recopilados fueron de 256 participantes en el rango de 24 a 84 años de edad que presentaban dolor musculoesquelético, las grabaciones se hicieron mediante personas que acudieron a consulta con un médico general y con el fisioterapeuta, se recolectaron grabaciones de colaboraciones voluntarias realizadas durante una jornada quirúrgica de prótesis de rodilla llevada a cabo en el Centro de Rehabilitación Integral de Guerrero (CRIG). La clasificación implementada es: Fuerte, Medio, Bajo, Nada. El material que se utilizó fueron micrófonos inalámbricos SYNCO Modelo: G2A2 Pro para captar el audio en la mejor calidad posible, como almacenamiento se utilizó un dispositivo móvil Samsung A12 ver figura 4.



Figura 4. *Entrevista y grabación de audios*
(Hernández et al., 2024).

Nota: Imagen tomada de las entrevistas en una institución pública

5.2.1.2 Selección y procesamiento de audios

Una vez concluida la fase de recopilación de las grabaciones, se procedió a la curación del dataset mediante un proceso estructurado de preprocesamiento de señales. Inicialmente, se aplicaron técnicas de reducción de ruido utilizando filtros pasa banda y filtros notch. Los filtros pasa banda se configuraron dentro del rango de frecuencias del habla humana (aproximadamente 300 Hz a 3400 Hz) para atenuar componentes no deseados fuera de ese espectro, mientras que los filtros notch se emplearon para eliminar frecuencias específicas asociadas a zumbidos de red eléctrica (50/60 Hz), comunes en ambientes de grabación no controlados.

Posteriormente, se realizó la segmentación de los audios, extrayendo únicamente las vocalizaciones correspondientes a las clases definidas en el proyecto, eliminando silencios prolongados o ruidos residuales. Para asegurar uniformidad entre las muestras, se implementó una normalización de amplitud basada en la técnica *peak normalization*, la cual ajusta el nivel máximo de la señal a un umbral predeterminado (-1 dBFS) sin alterar la dinámica interna del audio. Este procedimiento permite evitar saturación o distorsiones, manteniendo la inteligibilidad del contenido vocal.

La normalización garantiza una salida acústica uniforme en todas las muestras, mejora la percepción auditiva y facilita el posterior entrenamiento de modelos de aprendizaje automático al minimizar las variaciones de volumen no relacionadas con las características semánticas del habla. Ver figura 5.

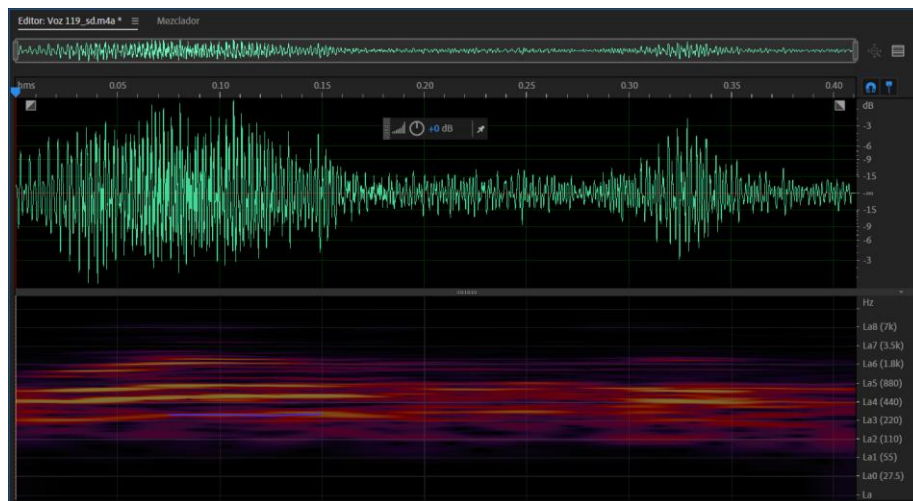


Figura 5. Edición de audios (Hernández et al., 2024).

El *dataset* se llamó *Chronic Pain Audio Dataset*, y se organizó en directorios y subdirectorios de acuerdo con la siguiente estructura: Carpeta *Chronic Pain Audio Dataset*: Contiene las subcarpetas de los archivos de audio en formato .wav. Subcarpetas: Strong, Medium, Low y None ver figura 6.

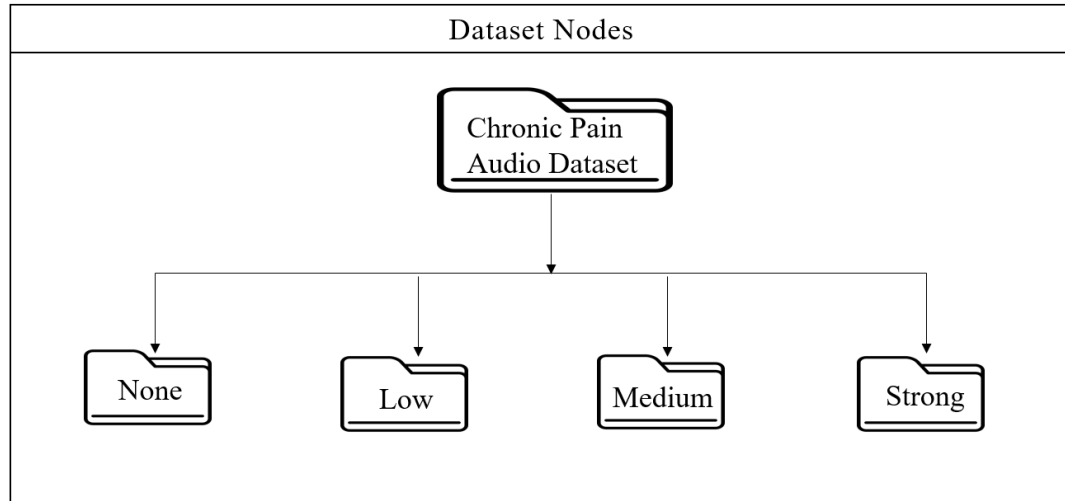


Figura 6. Organización del dataset (Hernández et al., 2024).

5.2.3 Entrenamiento del modelo

Se identificaron diversas arquitecturas de redes neuronales aplicables al entrenamiento de audio. Las redes recurrentes, por su estructura destacan en tareas secuenciales; sin embargo, tras comparar su rendimiento con redes convolucionales en métricas como precisión, pérdida y tiempo de inferencia, se determinó que las CNN son más adecuadas para este proyecto.

Las CNN alcanzan precisiones superiores al 90 % en clasificación de audio y presentan tiempos de inferencia inferiores a 50 ms en microcontroladores como el Arduino Nano 33 BLE Sense. Por su eficiencia computacional y compatibilidad con Edge Impulse, se seleccionó una CNN optimizada para ejecución embebida.

5.2.3.1 Importación del dataset

El dataset fue estructurado en cinco clases, correspondientes a cuatro niveles de dolor definidos como palabras clave, más una clase adicional necesaria para garantizar el comportamiento seguro del sistema. Dado que el microcontrolador debía diferenciar entre comandos válidos y entradas no relevantes, se incorporó una categoría adicional denominada

Silencio, la cual actúa como clase de rechazo (*fallback class*). Esta clase incluye registros de sonidos ambientales, pausas, ruidos no estructurados y cualquier señal acústica que no corresponda a las categorías objetivo.

La grabación de los datos para la clase *Silencio* se realizó directamente con el micrófono integrado del microcontrolador en el entorno de Edge Impulse, asegurando una captura representativa de eventos no deseados. Posteriormente, se integraron los nuevos registros al dataset previamente creado, completando así las cinco clases requeridas para el entrenamiento del modelo de clasificación. El sistema reconoció e importó correctamente todas las categorías, como se muestra en la Figura 7.

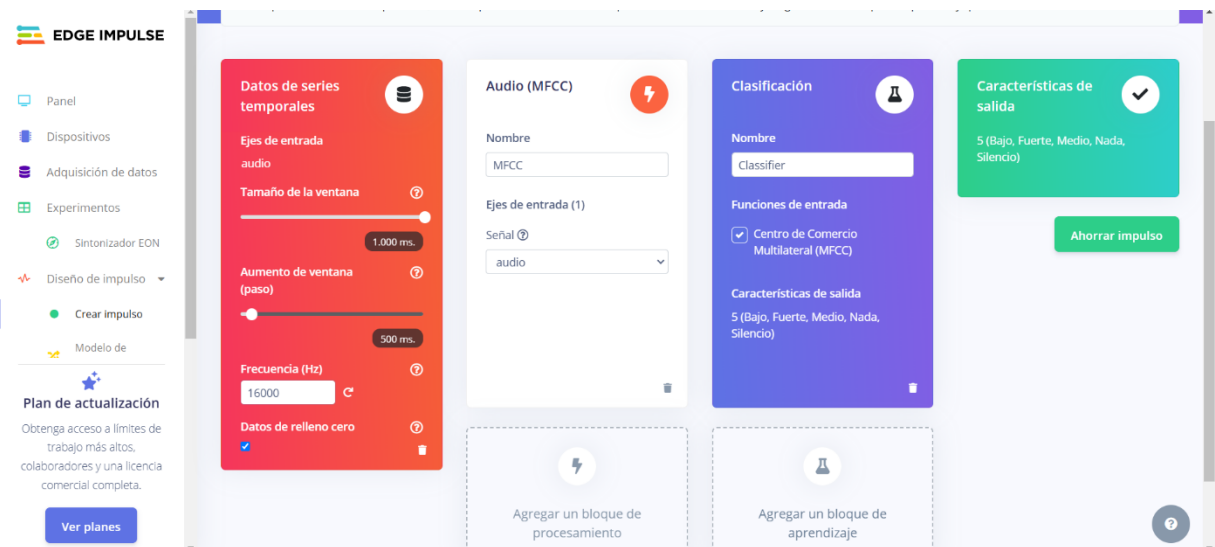


Figura 7. Dataset importado.

La figura 7 muestra la configuración del impulso en Edge Impulse para un modelo de reconocimiento de voz. Se utilizan señales de audio con ventanas de 1 s y pasos de 500 ms. Se aplica extracción de características mediante coeficientes cepstrales en la escala Mel (MFCC), y se entrena un clasificador que distingue cinco categorías: Fuerte, Medio, Bajo, Nada y

Silencio. Esta estructura permite identificar comandos de voz y filtrar sonidos irrelevantes, optimizando el modelo para su implementación en el microcontrolador.

5.2.3.2 Entrenamiento

El desarrollo del modelo y el proceso de entrenamiento se llevó a cabo utilizando una CNN, seleccionada por su eficacia en tareas de clasificación de audio, especialmente cuando se trabaja con representaciones espectrales como los coeficientes MFCC. Esta arquitectura fue definida en función de su bajo costo computacional, capacidad de extracción de patrones temporales, y compatibilidad con sistemas embebidos como el Arduino Nano 33 BLE Sense, mediante el entorno de Edge Impulse.

El modelo fue estructurado con un total de seis capas, diseñadas específicamente para extraer características de la voz y clasificarlas en cinco categorías predefinidas: Fuerte, Medio, Bajo, Nada y Silencio. A continuación, se describen las capas del modelo en la Tabla 3.

Tabla 3. *Arquitectura del modelo*

Capa	Características
Capa de entrada	650 funciones: Es la capa inicial que recibe los datos de entrada.
Capa de remodelación	13 columnas: Reorganiza los datos para su procesamiento en la red.
Capa de convolución/pooling 1D	8 neuronas, tamaño de núcleo 3, 1 capa: Aplica una convolución 1D con 8 filtros y un tamaño de núcleo de 3.

	Características adicionales de la señal de entrada.
Capa de abandono (Dropout)	Tasa 0.25: Reduce el sobreajuste.
Capa aplanada	Convierte la salida de las capas convolucionales en un vector unidimensional para la capa completamente conectada.
Capa de salida	5 clases: Produce la clasificación final en una de las cinco categorías definidas.

La arquitectura del modelo CNN está compuesta por seis capas secuenciales, diseñadas para procesar y clasificar señales de audio preprocesadas. La capa de entrada recibe 650 funciones extraídas del bloque MFCC. Luego, una capa de remodelación reorganiza los datos en un formato adecuado para su procesamiento espacial en la red. La siguiente capa es una convolución 1D con 8 filtros y un tamaño de núcleo de 3, encargada de detectar patrones locales relevantes en la señal temporal. Para prevenir el sobreajuste, se incorpora una capa Dropout con una tasa de 0.25, que aleatoriamente desactiva neuronas durante el entrenamiento. La capa de aplanamiento (Flatten) convierte las salidas multidimensionales en un vector unidimensional, el cual es procesado por la capa de salida que clasifica la muestra en una de las cinco clases definidas: Fuerte, Medio, Bajo, Nada y Silencio.

Se aplicaron las métricas de *accuracy* que evalúa el desempeño para una precisión general del modelo y una matriz de confusión en cada etiqueta determinando el porcentaje de efectividad del entrenamiento. La precisión se puede expresar matemáticamente de la siguiente manera:

$$Precisión = \frac{\text{Número de predicciones correctas}}{\text{Número total de predicciones}}$$

5.1 Propagación hacia adelante:

$$a^l = f^l(W^l a^{l-1} + b^l)$$

5.2 Función de pérdida (Entropía Cruzada Categórica):

$$J(y, \hat{y}) = -\sum_i y_i \log(\hat{y}_i)$$

5.3 Precisión:

$$\text{Precisión} = \frac{\text{Número de predicciones correctas}}{\text{Número total de predicciones}}$$

Propagación hacia adelante en una capa de red neuronal:

a^l : Activación de la capa l , es la salida final de dicha capa.

f^l : Función de activación utilizada en la capa l

W^l : Matriz de pesos entre la capa $l-1$ y la capa l

a^{l-1} : Activación salida de la capa anterior $l-1$

b^l : Vector de sesgos correspondiente a la capa l

Esta ecuación describe cómo se calcula la salida de una capa en una red neuronal mediante una combinación lineal de entradas seguida por una función de activación no lineal.

Función de pérdida (Entropía Cruzada Categórica):

$J(y, \hat{y})$: Valor de la función de pérdida, mide la discrepancia entre la salida real y la predicha.

y_i : Valor real de la clase i en formato *one-hot encoding* (1 si es la clase correcta, 0 en otro caso).

$\hat{y}_i$: Probabilidad predicha para la clase i , salida del modelo después de la función softmax.

Σ_i : Suma sobre todas las clases posibles.

Esta función penaliza fuertemente cuando la probabilidad predicha $\hat{y}_i$ para la clase verdadera es baja, favoreciendo predicciones más precisas.

El proceso de entrenamiento de la CNN permitió ajustar los pesos sinápticos mediante retropropagación, con el objetivo de minimizar la función de pérdida categórica cruzada sobre el conjunto de datos de entrenamiento. Durante el proceso, se supervisaron tanto la precisión como la pérdida en el conjunto de validación para evaluar el rendimiento y la capacidad de generalización del modelo. Se estableció un total de 100 épocas como criterio de entrenamiento, ya que este número fue suficiente para garantizar la convergencia del modelo sin incurrir en sobreajuste. Este valor se definió tras observar que la función de pérdida tendía a estabilizarse y la precisión alcanzaba una meseta a partir de la época 80, lo cual indicaba que el modelo ya no presentaba mejoras significativas al continuar el entrenamiento. Concluidas las 100 iteraciones, el modelo se consideró entrenado y listo para su evaluación en condiciones reales de inferencia.

5.2.3.3 Creación de biblioteca en Edge Impulse para Arduino

Con base en el análisis comparativo de características técnicas, se seleccionó el microcontrolador Arduino Nano 33 BLE Sense como la opción más adecuada para el presente proyecto. Este dispositivo opera a un voltaje de 3.3 V, lo que lo convierte en una alternativa de bajo consumo energético. Está equipado con un procesador ARM Cortex-M4 de 32 bits, que ofrece un equilibrio entre rendimiento y eficiencia, además de contar con una capacidad de almacenamiento y procesamiento suficiente para ejecutar modelos de aprendizaje automático livianos. Entre sus principales ventajas destacan la integración de un micrófono digital PDM, conectividad Bluetooth Low Energy (BLE) y múltiples sensores (IMU, temperatura, presión, entre otros), así como compatibilidad nativa con plataformas de TinyML, lo que permite ejecutar modelos directamente en el dispositivo sin depender de conectividad a la nube.

El modelo entrenado para el reconocimiento de comandos de voz basado en el *Chronic Pain Audio Dataset* fue exportado desde Edge Impulse en formato de biblioteca C++ optimizada para sistemas embebidos. Esta biblioteca se integró al entorno de desarrollo Arduino IDE, permitiendo la ejecución del clasificador directamente sobre el microcontrolador. Para ello, se procedió a instalar el firmware de Edge Impulse CLI en la placa, utilizando los comandos correspondientes desde el símbolo del sistema (*cmd*), específicamente:

edge-impulse-daemon

Este comando permitió establecer la conexión entre el dispositivo y la plataforma de Edge Impulse, facilitando la creación y despliegue del proyecto personalizado. Una vez conectado el dispositivo, se cargó el firmware adecuado y se vinculó al entorno del proyecto, tal como se ilustra en la Figura 8.

```
C:\Windows\system32\cmd.exe
You're using an untested version of Arduino CLI, this might cause issues (found: 1.1.0, expected: 0.33.x)
You're using an untested version of Arduino CLI, this might cause issues (found: 1.1.0, expected: 0.33.x)
Finding Arduino Mbed core...
arduino:mbed_nano 4.2.1 4.2.1 Arduino Mbed OS Nano Boards
Finding Arduino Mbed core OK
Finding Arduino Nano 33 BLE...
Finding Arduino Nano 33 BLE OK at COM9
arduino:mbed_nano 4.2.1 4.2.1 Arduino Mbed OS Nano Boards
Device      : nRF52840-QIAA
Version     : Arduino Bootloader (SAM-BA extended) 2.0 [Arduino:IKXYZ]
Address     : 0x0
Pages       : 256
Page Size   : 4096 bytes
Total Size  : 1024KB
Planes      : 1
Lock Regions: 0
Locked      : none
Security    : false
Erase flash

Done in 0.001 seconds
Write 303504 bytes to flash (75 pages)
[=====] 100% (75/75 pages)
Done in 12.500 seconds
New upload port: COM7 (serial)
Flashed your Arduino Nano 33 BLE development board
To set up your development with Edge Impulse, run 'edge-impulse-daemon'
To run your impulse on your development board, run 'edge-impulse-run-impulse'
Presione una tecla para continuar . . . |
```

Figura 8. Configuración de Edge Impulse desde la placa en símbolo de sistema

La conexión fue exitosa, el siguiente paso fue la integración del modelo al entorno de Edge Impulse y la placa, el proyecto se nombró órtesis. Una vez que se importó el *dataset*, se realizó un análisis para verificar la clasificación que se haya realizado correctamente en cada una de las etiquetas y audios del conjunto.

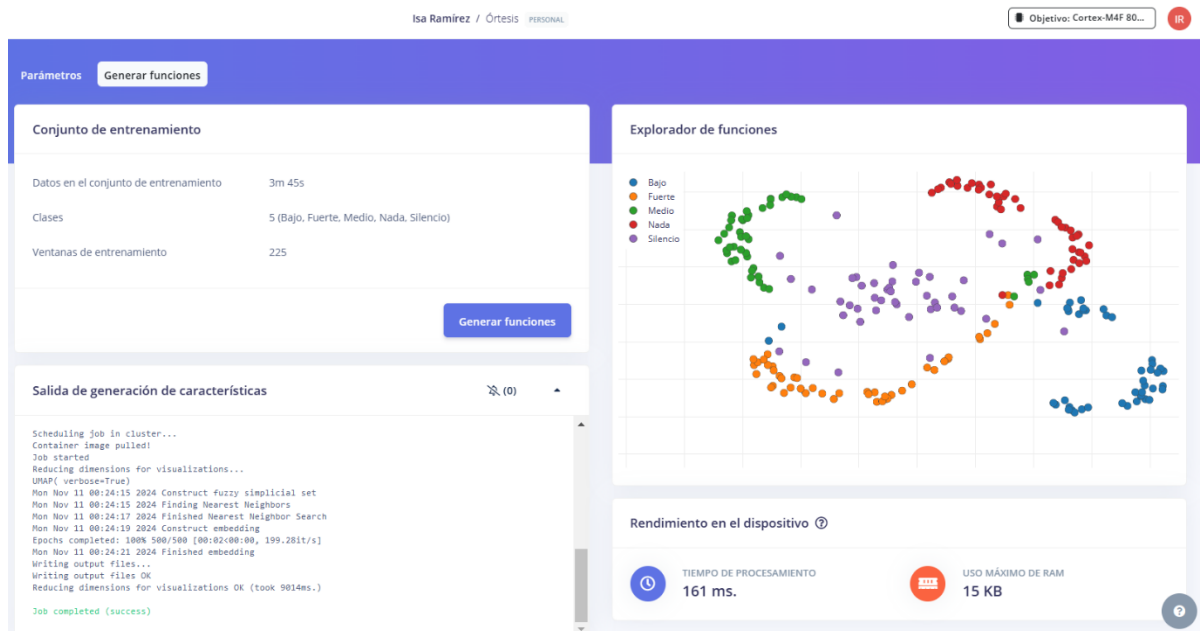


Figura 9. Clasificación de las etiquetas del conjunto de audios

La figura anterior muestra la generación de características en Edge Impulse para el modelo de clasificación de voz. Se procesaron las ventanas de audio divididas en cinco clases: Bajo (azul, Fuerte (naranja), Medio (verde), Nada (rojo) y Silencio (morado). El gráfico del explorador de funciones indica una buena separación entre clases, lo que favorece la precisión del modelo. El rendimiento es óptimo para sistemas embebidos, con un tiempo de procesamiento de 161 ms y un uso de memoria RAM de solo 15 KB, lo cual confirma su viabilidad para el Arduino Nano 33 BLE Sense.

Por último, se culminó el proceso de clasificación y entrenamiento, exportando el modelo entrenado, creándose una biblioteca para Arduino, a continuación, figura 10.

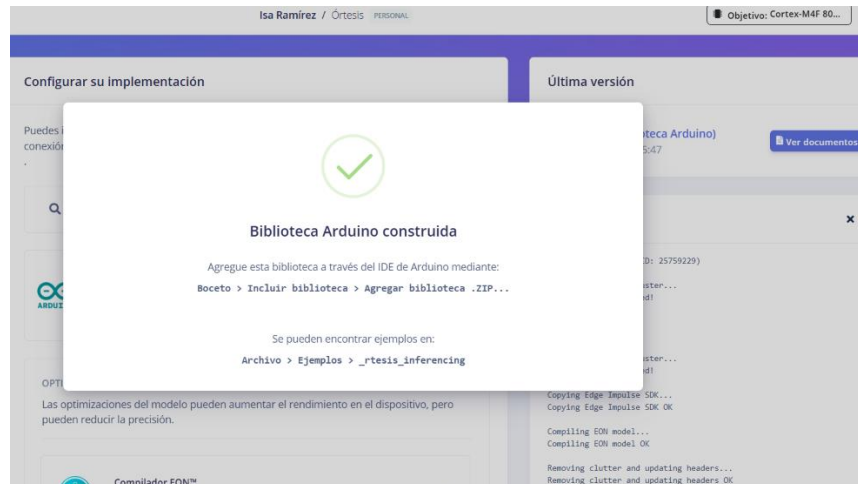


Figura 10. *Creación de biblioteca para Arduino*

5.2.4 Diseño del circuito y órtesis

5.2.4.1 Diseño del circuito

El diseño del circuito se estructuró de acuerdo al microcontrolador Arduino Nano 33 BLE Sense, con una arquitectura de 32 bits, bajo consumo energético y compatibilidad con lenguajes como Python y C++. Este dispositivo opera a 3.3 V, por lo que se alimenta mediante una batería de litio recargable de 3.7 V y 2000 mAh, lo que garantiza autonomía y portabilidad para uso continuo en terapias domiciliarias.

El micro motor de vibración, con una tensión nominal de 3 V y velocidad de 44,000 rpm, fue integrado al circuito como actuador principal. Este componente proporciona retroalimentación háptica al usuario, ajustándose en intensidad según los comandos de voz detectados por el modelo de IA cargado en el microcontrolador. La potencia nominal del motor es de 0.6 W y su corriente nominal de 80 mA, lo que lo hace compatible con la salida digital del Arduino. Para proteger el circuito y limitar la corriente hacia el motor, se incorporó una resistencia de 1 k Ω en serie, ver tabla siguiente.

Tabla 4. *Componentes electrónicos del circuito*

Componente electrónico	características
Arduino Nano 33 BLE sense	Soporta de 3.3V a 21V, 32 bits, compatibilidad con Python y c++.
Batería de litio	3.7 V Capacidad típica 2000 mAh, batería recargable.
Micro motor de vibración	Micro motor vibratorio sin núcleo de alta calidad, voltaje nominal de 3V, velocidad nominal de 44.000 rpm, potencia nominal de 0.6 W, la corriente nominal es de 0.08 A.
Resistencia de 1k	Resistencias de 1k
Mini Protoboard	Mini Protoboard 170 Puntos Proto Arduino

La simulación de un circuito electrónico es importante para la validación y detección de problemas. Una vez seleccionado el software de simulación de circuito SimulIDE se realizó la definición de pines para colocar los componentes predefinidos, para ello se define el Pin 11 para la conexión del micro motor de vibración y una resistencia de 1k para controlar el flujo de energía en el circuito y evitar quemar los componentes, ver figura 11.

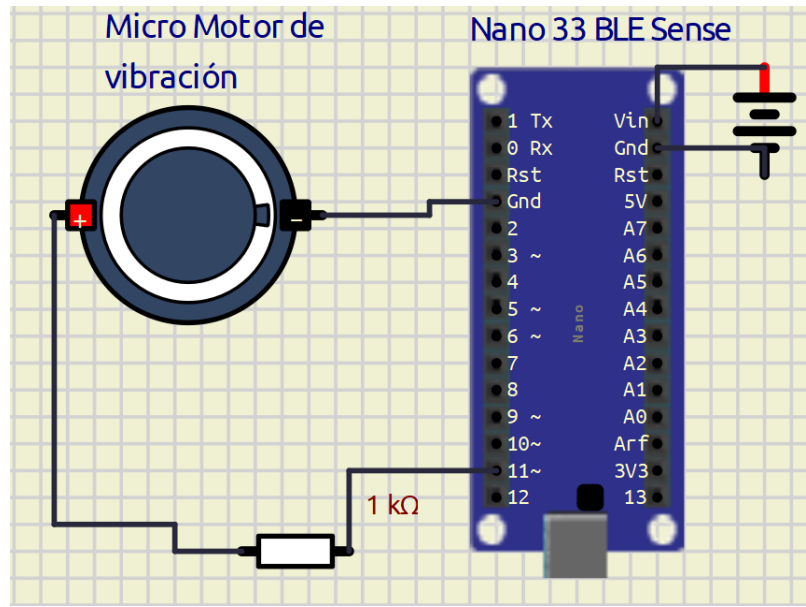


Figura 11. *Simulación del circuito.*

5.2.4.2 Diseño y confección de órtesis

El diseño de la órtesis se consideró que no debe de ser grande ya que esto influye en el uso constante del dispositivo, de acuerdo a registros se utilizan menos de 3 horas por día (Jones et al., 2013). El diseño de la órtesis debe ser ligero y fácil de usar, permitiendo al usuario cumplir con el tiempo adecuado de terapia.

Previamente se analizaron las características de los materiales que permitan comodidad, elasticidad, aislante térmico y resistencia, la mejor opción es la implementación de neopreno y velcro. La combinación de dichos materiales es una opción efectiva para la creación de rodilleras y órtesis debido a las propiedades complementarias de estos. El neopreno es conocido por su capacidad de estirarse y volver a su forma original, proporcionando una compresión uniforme alrededor de la rodilla, algunos de sus beneficios ayudan a mantener la rodilla estable y reduce el riesgo de lesiones, mantiene el calor, lo que puede mejorar la circulación sanguínea

en la zona afectada y acelerar la recuperación de lesiones ideal para terapia térmica, ayuda a aliviar el dolor y la rigidez muscular, ver tabla 5.

Tabla 5. *Características del Neopreno y velcro*

Material	Características y precio	Imagen
Neopreno	• Elasticidad • Aislante térmico • Resistente • Comodidad	
Velcro	• Sistema de cierre gancho-bucle • Rehabilitación y tratamiento, brazo y férulas en las piernas, ayuda para los discapacitados, muñecas, hombreras, musieras, medición de la presión arterial, etc.	

Después de seleccionar los elementos y adquirirlos se realizó un diseño con las medidas siguientes, ver figura 12.

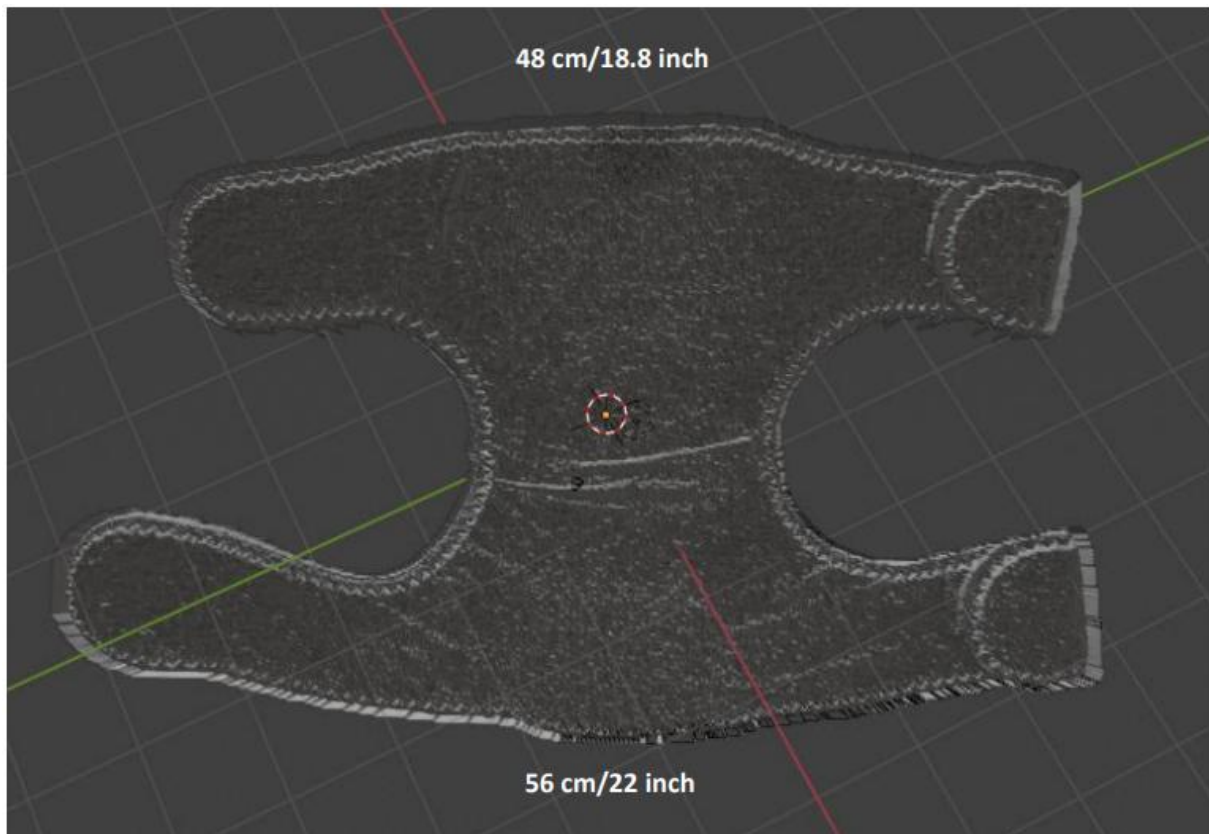


Figura 12. *Diseño de órtesis*



Figura 13. *Prototipo de órtesis.*

La órtesis mostrada en la figura 13, tiene un diseño anatómico con varias curvas y cortes específicos para adaptarse mejor a la forma de la rodilla y proporcionar un ajuste más cómodo y seguro. Las características principales y razones de su diseño, las curvas en los lados permiten que la órtesis se ajuste adecuadamente a la parte superior e inferior de la pierna, evitando que se deslice hacia arriba o hacia abajo durante el movimiento, las dos grandes aberturas en los laterales están diseñadas para permitir el libre movimiento de la rodilla evitando restricciones en la flexión de la misma, las costuras reforzadas (en zigzag rojo) no solo añaden durabilidad al producto, sino que también contribuyen a mantener la forma del prototipo y asegurar que se ajuste correctamente sin deformarse con el uso, los extremos tienen una forma redondeada que ayuda a evitar irritaciones en la piel y proporciona un cierre más suave y seguro alrededor de la pierna.

5.2.4.3 Diseño e impresión de caja 3D

El diseño de la caja de almacenamiento del circuito se realizó en el software Fusion 360, con medidas de 9x6 cm, con una altura de 2 cm, se tomaron esas medidas de acuerdo al tamaño del circuito de manera que no sea invasiva para el usuario, se agregaron 4 orificios para cerrar la caja con tornillos, en la parte derecha se diseñó un espacio para cargar o conectar el cable USB para el circuito o la batería de litio y por último el cuadrado interno fue diseñado para integrar los cables del micro motor de vibración que van de manera interna en la órtesis ver figura 14.

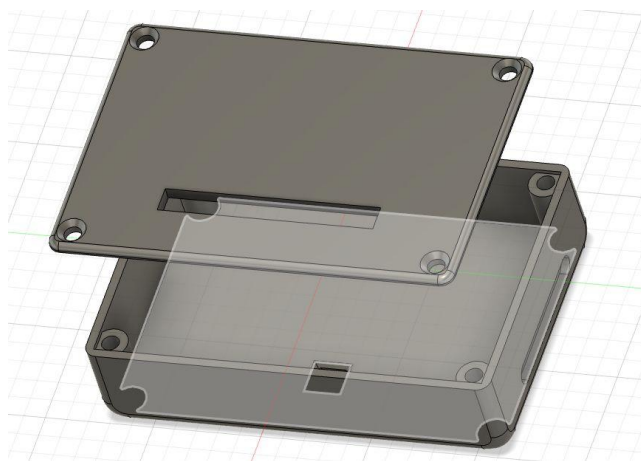


Figura 14. *Diseño de caja 3D para circuito.*

El soporte y ensamble de la caja con la órtesis se diseñaron cuatro broches en la parte inferior de la misma para asegurar el circuito y evitar algún accidente, ver figura 15.

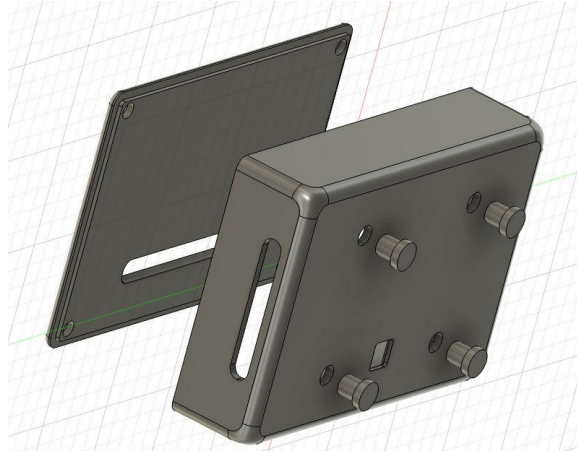


Figura 15. Broches de la caja 3D.

El diseño siguiente se visualiza en el software Meshmixer permitiendo determinar el tiempo de impresión, se visualiza dos partes una base y una tapa con orificios para tornillos. La base incluye soportes internos para montar el circuito, una abertura central para un componente específico y salidas laterales para conectores y cables. La tapa tiene una ranura alargada que permita al micrófono captar la voz. Está pensada para proteger y fijar el circuito electrónico de forma segura y organizada ver figura16.

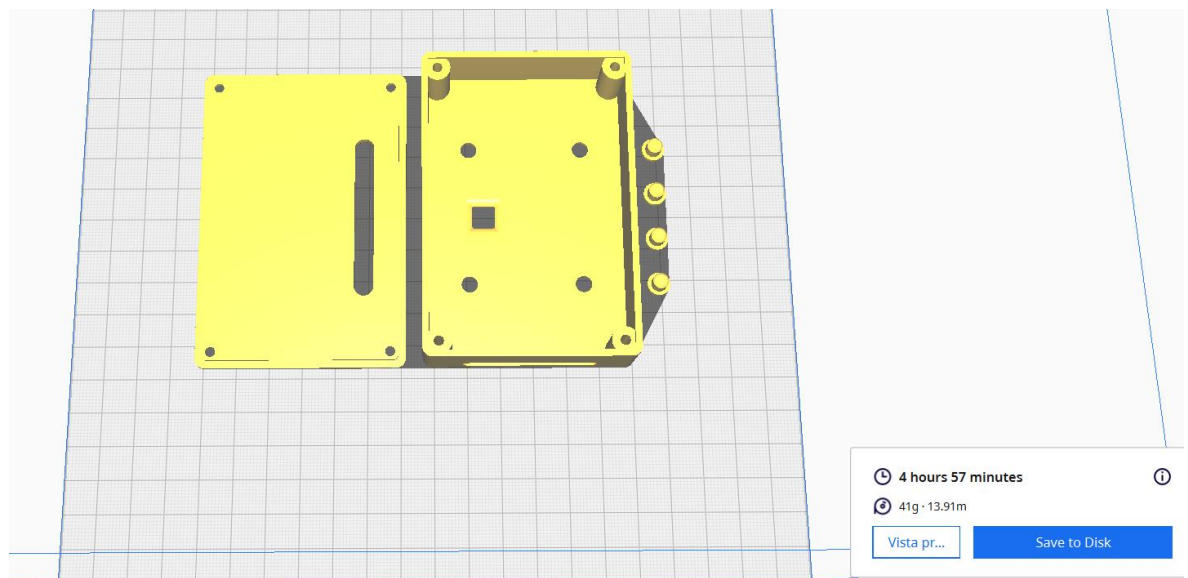


Figura 16. Impresión de la caja 3D.

5.2.5 Ensamblado del sistema

5.2.5.1 Importación de la biblioteca al circuito

Una vez configurada la lógica del microcontrolador, se procedió a cumplir con los requerimientos técnicos necesarios para el funcionamiento del circuito. Se utilizó un equipo de cómputo con arquitectura x86-64 y al menos un puerto USB para la programación de la placa Arduino Nano 33 BLE Sense. El sistema operativo empleado fue Windows 11.

Inicialmente, se presenta el nombre técnico del microcontrolador, junto con la descripción de los sensores integrados, las características del equipo de cómputo utilizado, el sistema operativo y la herramienta de software empleada para el desarrollo. A continuación, se muestra la tabla 6 con las especificaciones detalladas.

Tabla 6. *Requerimientos Técnicos de Arduino Nano 33 BLE Sense.*

Dispositivo		Laptop	Sistema Operativo	Herramientas de Software	Componentes Electrónicos.
Arduino Nano 33 BLE Sense	nRF52840	MSI Procesador 13th Generación Intel(R) Core (TM) i7- 13620H 2.40 GHz RAM instalada 16.0 GB	Sistema operativo de 64 bits, procesador basado en x64 Windows 11 Home	Arduino IDE 2.3.2	• Entrada tipo C a USB. • Pines de entrada 14 • Micrófono • Gesto, luz, proximidad, color • Bluetooth • Tensión de funcionamiento 3.3 V • Voltaje de entrada (límite) 21 V

La creación de la biblioteca contiene el modelo CNN entrenado con *Chronic Pain Audio Dataset*, reconociendo las palabras clave de acuerdo a la clasificación antes mencionada. Una vez creada la biblioteca, se importó al IDE de Arduino para realizar las pruebas pertinentes con el microcontrolador para cargar la biblioteca y probar el reconocimiento con el módulo del micrófono que tiene la placa, ver figura 17.

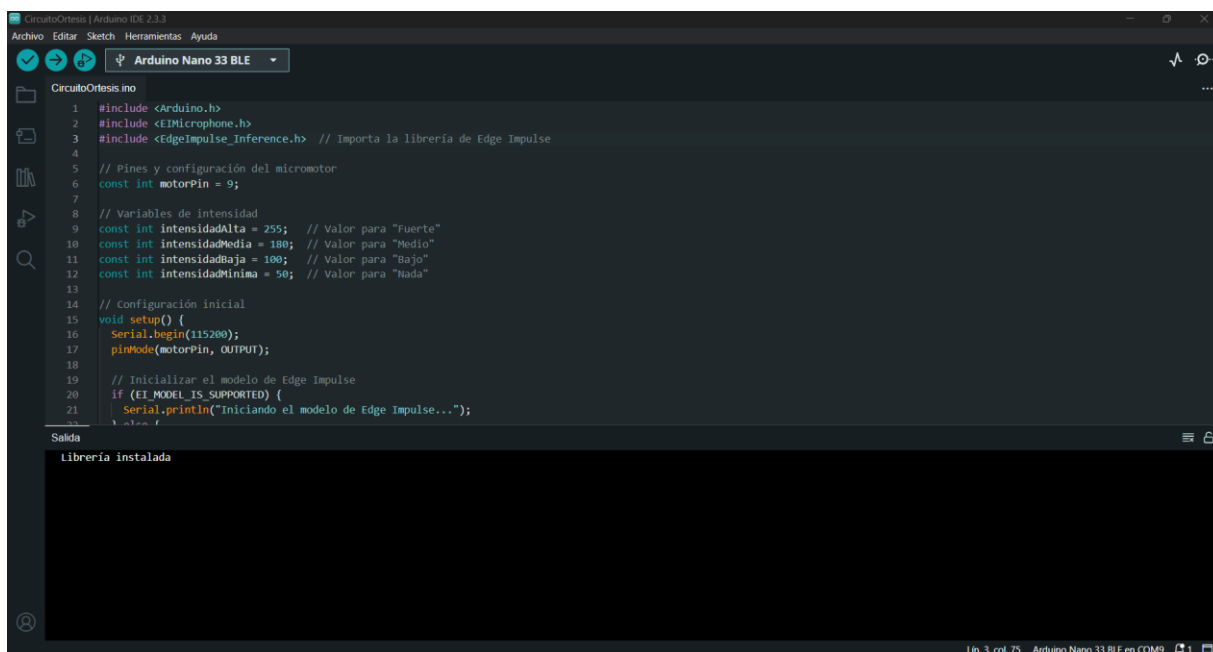


Figura 17. *Instalación de la Biblioteca.*

La finalidad de la creación de la biblioteca con el modelo, es integrar el entrenamiento y reconocimiento de las palabras clave a través del *dataset* reduciendo el recurso de la memoria RAM del microcontrolador. La programación en el IDE de Arduino, consistió de importar la biblioteca en el Arduino Nano 33 BLE Sense, se integró el micromotor de vibración en el pin 11, activándose a través de los comandos de voz mencionando las palabras clave, Fuerte, Medio, Bajo, Nada en cada una de las diferentes frecuencias de vibración.

A continuación, se muestra el diagrama de flujo de la programación del Arduino Nano 33 BLE Sense.

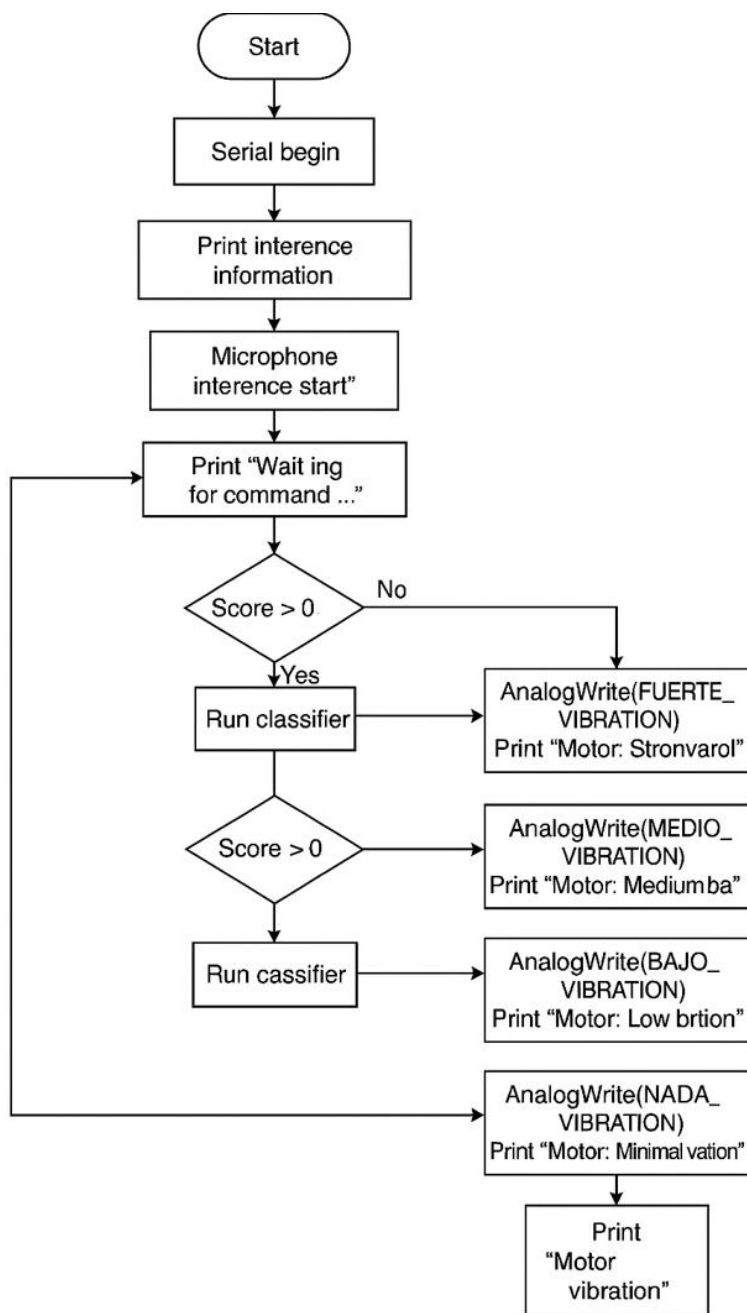


Figura 18. Diagrama de flujo.

La programación del intérprete para usar el modelo en el bucle principal, se comprobaron y procesaron los estados de las *keywords* de igual forma los datos de audio cuando el buffer está lleno. La información de los audios se copió al tensor de entrada del modelo, se invocó el modelo y se mostró la salida para determinar el comando y la frecuencia asignada. La Resolución del PWM en Arduino usa una señal digital de 8 bits para generar PWM, lo que significa que los valores van de 0 a 255.

- 0: No hay señal (apagado).
- 255: Señal constante en alto (máxima salida).

Rango completo de control de PWM está en una escala de 0 a 255, donde cada número representa un porcentaje de energía entregada al motor. La cantidad de energía entregada al motor depende del dutycycle, que es el porcentaje de tiempo en el que la señal está en alto:

$$DutyCycle(\%) = \left(\frac{Valor\ PWM}{255} \right) \times 100$$

$$\left(\frac{255}{255} \right) \times 100 = 100\% \text{ Vibración Fuerte}$$

$$\left(\frac{180}{255} \right) \times 100 = 70\% \text{ Vibración Media}$$

$$\left(\frac{100}{255} \right) \times 100 = 40\% \text{ Vibración Baja}$$

$$\left(\frac{50}{255} \right) \times 100 = 20\% \text{ Vibración Mínima (Nada)}$$

Estos valores fueron seleccionados empíricamente a través de pruebas, buscando que los niveles de vibración fueran claramente distinguibles por el usuario durante las sesiones de estimulación. Este enfoque se basa en la literatura de diseño háptico, que recomienda usar

intensidades perceptibles y progresivas para maximizar el efecto terapéutico sin generar incomodidad, de acuerdo con MacLean Karon E. (2008) en sistemas de retroalimentación táctil, las intensidades de estimulación deben ser suficientemente distintas para que el usuario pueda reconocerlas claramente y asociarlas con niveles de esfuerzo o respuesta fisiológica.

5.2.5.2 Ensamblado de circuito, caja 3D a órtesis

La fase de ensamblado del circuito tuvo como finalidad la integración física y la correcta interconexión de los componentes electrónicos del sistema, asegurando que el hardware estuviera debidamente preparado para ejecutar las funciones definidas en el microcontrolador programado mediante la plataforma Arduino. Esta etapa resulta crítica dentro del proceso de desarrollo, ya que cualquier falla en las conexiones eléctricas puede comprometer la operatividad del sistema en su conjunto.

Una vez definidos y seleccionados los componentes electrónicos, y completada la programación del microcontrolador, se procedió al montaje inicial del circuito sobre una mini protoboard. Esta configuración permitió realizar pruebas funcionales de manera rápida y flexible, facilitando la detección y corrección de posibles errores sin recurrir al ensamblado definitivo por medio de soldadura.

El proceso de ensamblado se llevó a cabo siguiendo los pasos descritos a continuación:

1. Ubicación de componentes en la protoboard según el diseño.
2. Conexión del microcontrolador (Arduino Nano 33 BLE Sense) a la alimentación y líneas de señal.
3. Integración de módulos periféricos, como el motor de vibración mediante cables de puente.

4. Verificación de continuidad eléctrica entre conexiones críticas utilizando un multímetro.
5. Pruebas funcionales parciales para validar el comportamiento de cada subsistema.
6. Ajustes y reconfiguración en caso de errores detectados durante la validación.

Este enfoque modular y de prueba incremental permitió asegurar la estabilidad del sistema antes de su montaje final en una estructura física o caja protectora ver figura 19.

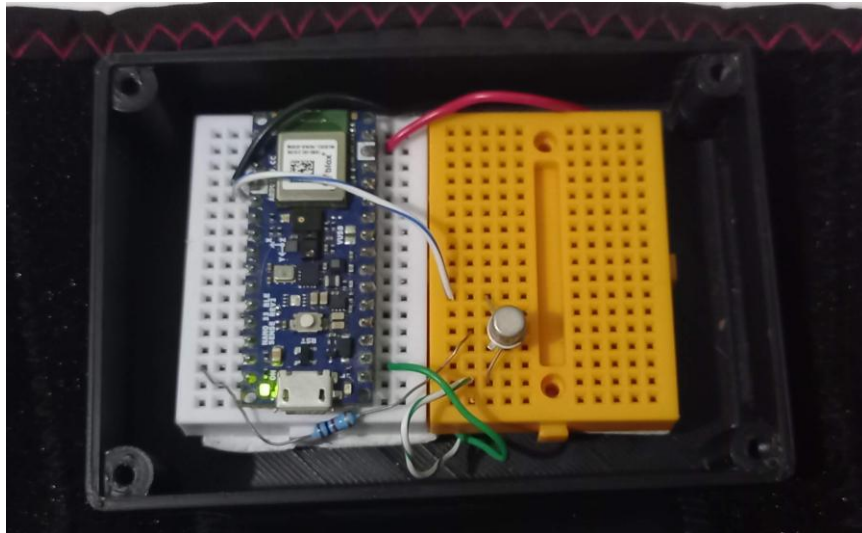


Figura 19. *Circuito ensamblado en caja 3D.*

5.2.6 Pruebas

La fase de pruebas del prototipo, consistió en verificar el funcionamiento del circuito para la detección de los comandos de voz correctamente, así como para identificar el funcionamiento de los componentes electrónicos con la órtesis. A continuación, se muestra los pasos para las pruebas del prototipo.

Pruebas iniciales del circuito

Una vez ensamblado el circuito, se llevaron a cabo pruebas iniciales para verificar su funcionamiento:

- Programación de PWM en el Arduino para comprobar que el motor de vibración respondía a diferentes niveles de señal (50, 100, 180, 255).
- Medición de la salida PWM con un multímetro o un osciloscopio para asegurarse de que la señal generada coincidiera con la configuración programada.
- Se analizó la detección de las palabras clave en el entorno de Arduino.

Capítulo VI. Resultados

La aplicación del prototipo de órtesis, asimismo el funcionamiento de la detección de los comandos para la activación y terapia del usuario, los resultados son los siguientes:

- Resultado de la Adquisición de los datos
- Resultado y análisis del Entrenamiento del modelo
- Resultado y análisis del Diseño del circuito y órtesis
- Pruebas y validación

A continuación, se muestran los resultados de los puntos anteriormente mencionados.

6.1 Resultado de la adquisición de los datos

Los audios conformados en el *dataset* pasaron por un proceso metodológico explicado en los párrafos anteriores, consistiendo en la recopilación de 256 audios, el procesamiento y normalización, organización del *dataset* y publicación en un repositorio las especificaciones del conjunto publicado en el sitio de Mendeley Data se encuentran en el siguiente enlace <https://data.mendeley.com/datasets/tdkb5rpsch/1>.

6.2 Resultado y análisis del entrenamiento del modelo

Los resultados del modelo de clasificación tienen un margen de porcentaje favorable, es decir los datos que se utilizaron obtuvieron una precisión del 94.67% es decir indica un desempeño sólido en la clasificación de los comandos de voz, en la tabla 8 se describen los resultados con otras métricas.

Tabla 7. *Análisis de resultados con métricas*

Métrica	Resultado
Área bajo la curva ROC: 1.00	Indica buena capacidad de discriminación del modelo.
Precisión promedio ponderada: 0.95	Mide cuántos de los elementos clasificados
Recall promedio ponderado: 0.95	Indica la capacidad del modelo para detectar correctamente todas las instancias positivas.
F1 Score promedio ponderado: 0.95	Un balance entre precisión y recall, lo que confirma un buen rendimiento.

La comprobación y validación del rendimiento del modelo se realizó mediante la métrica matriz de confusión de la clasificación. Los resultados de la evaluación muestran que el modelo CNN ha logrado una precisión favorable en cada etiqueta, esto significa que todas las predicciones del modelo en el conjunto de datos de prueba fueron correctas, a continuación, en la figura 20 se muestran los porcentajes de las etiquetas.

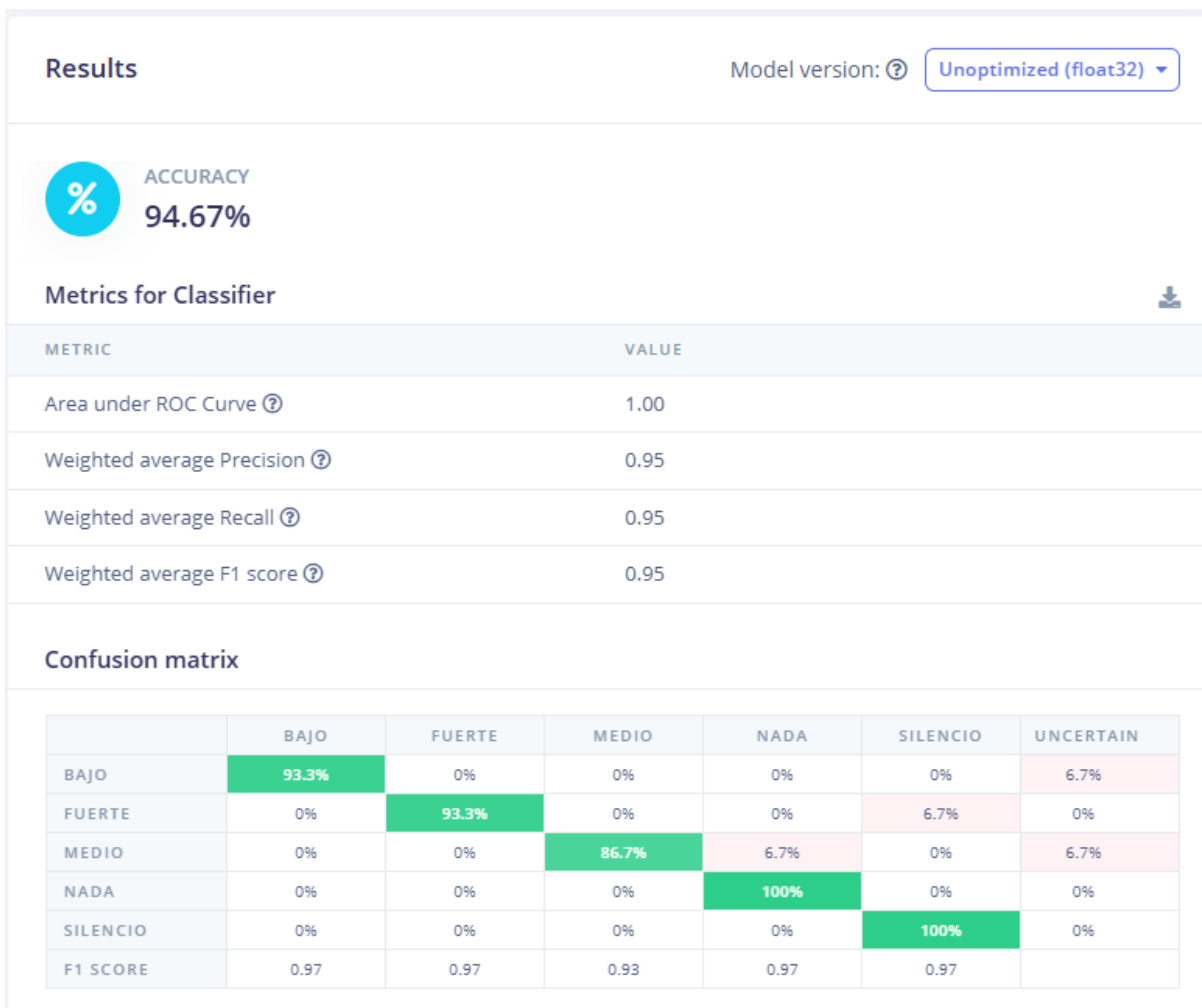


Figura 20. Resultados de las etiquetas de la clasificación.

La figura anterior representa los resultados obtenidos del modelo de reconocimiento de voz obteniendo una precisión del 94.67%, con un desempeño general según sus métricas: AUC de 1.00, precisión, recall y F1 score ponderados de 0.95. La matriz de confusión muestra que los comandos "Nada" y "Silencio" fueron reconocidos con un 100% de aciertos, mientras que "Bajo" y "Fuerte" alcanzaron 93.3%. El comando "Medio" tuvo mayor confusión, con un 86.7% de aciertos y errores hacia "Nada". En general, el modelo demuestra una alta capacidad de clasificación.

6.3 Resultado y análisis del diseño del circuito y órtesis

El desempeño del circuito y órtesis fue evaluado mediante una serie de pruebas experimentales orientadas a verificar su funcionalidad, y respuesta en diferentes condiciones de operación. Se analizaron parámetros de interacción de los componentes integrados.

- **Consumo de energía:**

El circuito fue sometido a mediciones de corriente y voltaje en dos tipos de cargas, la carga con la PC y la carga con la batería de litio. Los resultados indicaron un consumo de 0.33W promedio de 3.3 V de inicio para activación del micromotor y un incremento hasta 5V durante la activación de los demás componentes.

- **Interacción de componentes**

El circuito cuenta con componentes como una resistencia de 1k, un micromotor de vibración y una batería de litio de 3.7V de carga de entrada.

- **Microcontrolador:** Arduino Nano 33 BLE Sense.
- **Entrada:** Captura de comandos de voz mediante el micrófono incorporado en el microcontrolador.
- **Procesamiento:** Reconocimiento de comandos utilizando la biblioteca personalizada de Edge Impulse.
- **Salida:** Activación del micro motor de vibración con intensidad variable.

Los parámetros de evaluación fueron la precisión en la detección de comandos. Se evaluó la capacidad del modelo para reconocer correctamente los comandos emitidos por los usuarios.

La evolución y funcionamiento del sistema del reconocimiento de voz integrado en la órtesis implementando la biblioteca personalizada creada previamente en Edge Impulse. El

objetivo fue verificar la correcta detección e interpretación de los comandos de voz: Nada, Bajo, Medio y Fuerte, visualizando el funcionamiento en la consola serial del entorno de Arduino.

Evaluación del sistema

1. Configuración del hardware:

- Se utilizó un Arduino Nano 33 BLE Sense con el modelo de reconocimiento de voz cargado.
- Se conectó el micro motor de vibración al circuito

2. Implementación del modelo de voz:

- Se integró la biblioteca generada en Edge Impulse al proyecto Arduino.
- El modelo fue programado para interpretar los comandos y activar los niveles correspondientes al motor de vibración.

3. Visualización en consola:

El monitoreo se realizó a través del entorno de Arduino representando la detección de los comandos, ver figura 21.

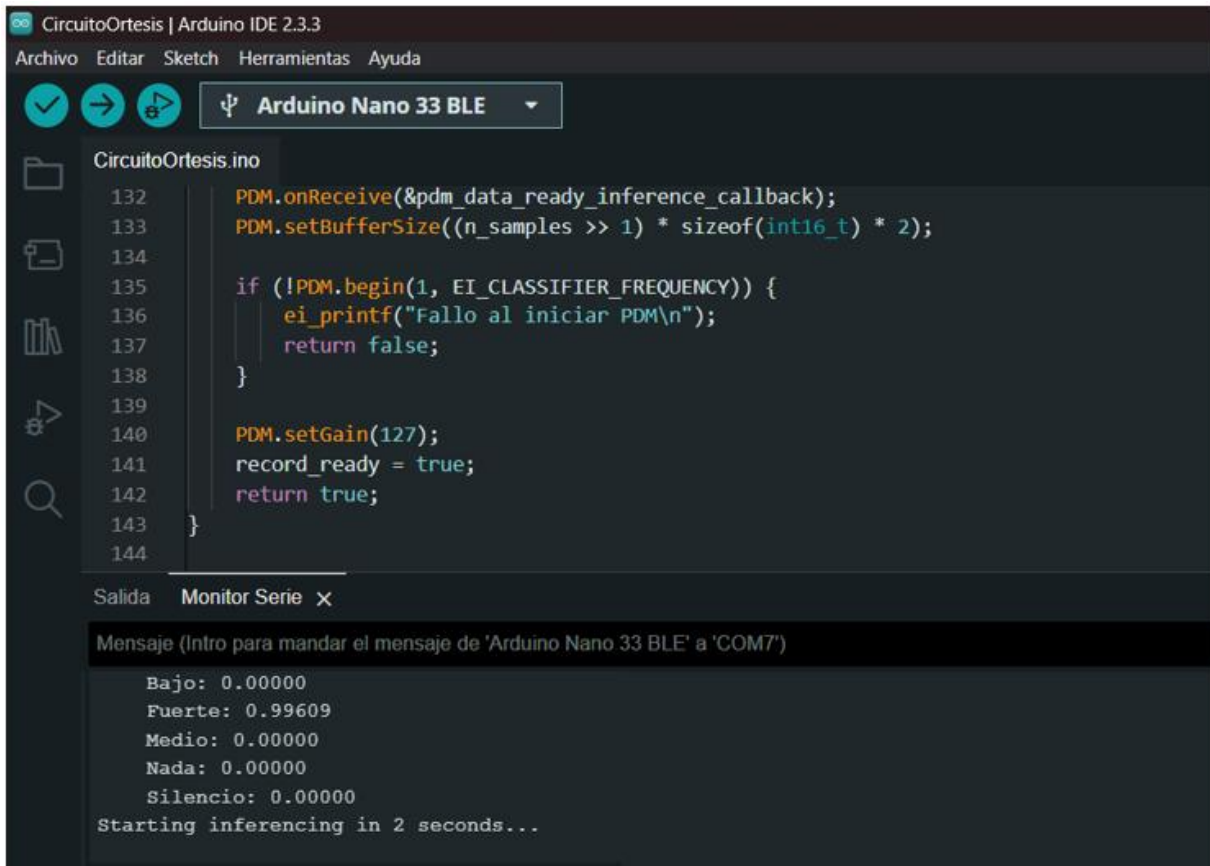


Figura 21. *Detección de comandos en el entorno de Arduino.*

La figura anterior representa el sistema de inferencia de voz implementado en el Arduino Nano 33 BLE. Este sistema detecta en tiempo real el comando pronunciado; en este caso, “Fuerte” con una alta probabilidad (0.99609). Al identificarlo, se activa la acción correspondiente programada, lo que indica que el reconocimiento y la ejecución del comando están funcionando de manera adecuada.

6.4 Pruebas y analisis

En esta etapa, se aplicó un análisis descriptivo de los datos recolectados, considerando frecuencias, promedios y porcentajes, como lo proponen Hernández Sampieri R et al. (2014), para identificar patrones iniciales en los comandos activados y el rendimiento del sistema.

Por consiguiente, para la validación de pruebas se llevó a cabo un análisis a través de 30 participantes de ambos sexos de un rango de 60 a 80 años permitiendo analizar la activación de

los comandos anteriormente mencionados, en la tabla 9 se visualizan los porcentajes de resultados de cada usuario.

Tabla 8. *Validación de pruebas*

No.	Sexo	Edad	Comando	Porcentaje de Activación
1	H	62	Fuerte	0.91
2	M	74	Bajo	0.93
3	H	68	Medio	0.96
4	M	81	Nada	0.92
5	H	65	Fuerte	0.97
6	M	70	Medio	0.94
7	H	79	Bajo	0.95
8	M	60	Fuerte	0.90
9	H	83	Nada	0.99
10	M	67	Bajo	0.91
11	H	71	Medio	0.95
12	M	63	Nada	0.90
13	H	77	Bajo	0.94
14	M	66	Medio	0.96

15	H	69	Fuerte	0.97
16	M	82	Nada	0.92
17	H	64	Bajo	0.91
18	M	73	Medio	0.93
19	H	72	Nada	0.95
20	M	78	Bajo	0.96
21	H	80	Fuerte	0.99
22	M	61	Medio	0.92
23	H	76	Nada	0.90
24	M	75	Bajo	0.93
25	H	70	Medio	0.95
26	M	84	Fuerte	0.98
27	H	66	Bajo	0.94
28	M	68	Nada	0.91
29	H	63	Medio	0.92
30	M	79	Bajo	0.97

La toma de pruebas se llevó a cabo en entornos controlados, con niveles mínimos de ruido y en condiciones de tranquilidad para el usuario, a fin de asegurar que el micrófono del prototipo captara de forma precisa el comando de voz. Esto evitó que sonidos no deseados fueran interpretados como comandos, ruido o silencio, lo cual podría impedir la activación adecuada de la órtesis. Por lo tanto, se recomienda realizar la terapia en espacios controlados acústicamente. En la figura 22 se muestra un ejemplo del proceso de detección de comandos.

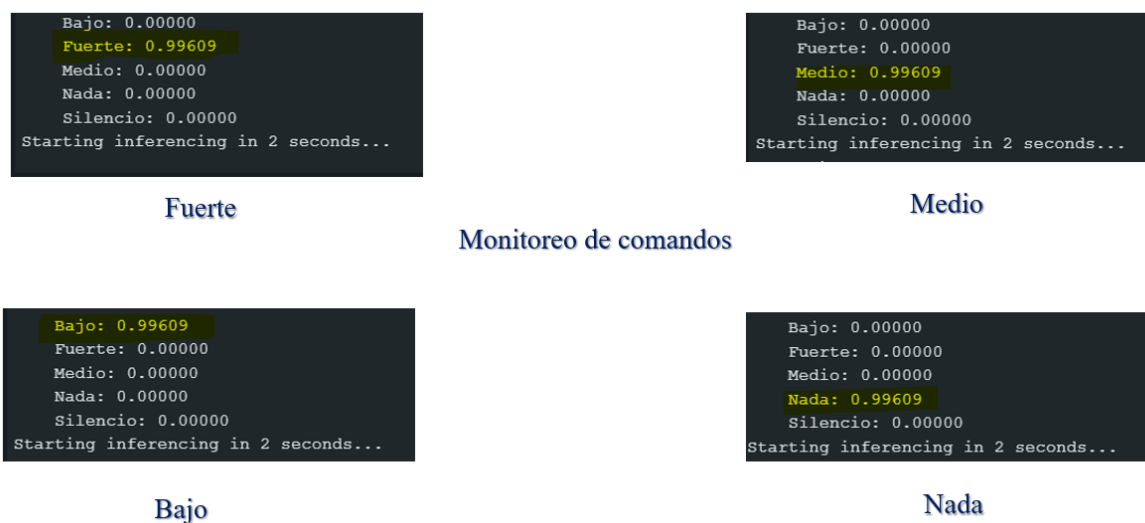


Figura 22. *Detección de comandos.*

El sistema detectó los comandos emitidos por los usuarios, hubo ligeras dificultades iniciales debido a la entonación, que se solucionaron con una breve instrucción sobre cómo vocalizar los comandos, el masaje se activó correctamente en función del comando recibido. Por último, algunas de los comentarios subjetivos fueron que la órtesis se sentía cómoda y ajustable de acuerdo a los materiales que se elaboró, ver figura 23.



Figura 23. *Prueba de órtesis*

Frecuencia de comandos emitidos

Una vez tomados los datos de las pruebas, se realizó un análisis de cuántos participantes usaron cada comando los resultados fueron los siguientes, ver tabla 10.

Tabla 9. *Porcentaje de participantes de acuerdo a cada comando*

Comando	Frecuencia	Porcentaje (%)
Fuerte	5	16.7%
Medio	8	26.7%
Bajo	10	33.3%
Nada	7	23.3%
Total	30	100%

El gráfico de barras siguiente, representa la frecuencia y porcentaje de los comandos, como resultado la palabra "Bajo" fue el más utilizado, con una frecuencia cercana a 10 con un porcentaje de 33.3%, le siguen "Medio" con 8 veces 26.7%, "Nada" 7 veces 23.3%, y "Fuerte" fue el menos común 5 veces 16.7%. La línea naranja sigue la misma tendencia, confirmando la distribución de las respuestas y el total acumulado de 30 participantes igual a 100%, lo cual ayuda a contextualizar los valores individuales.

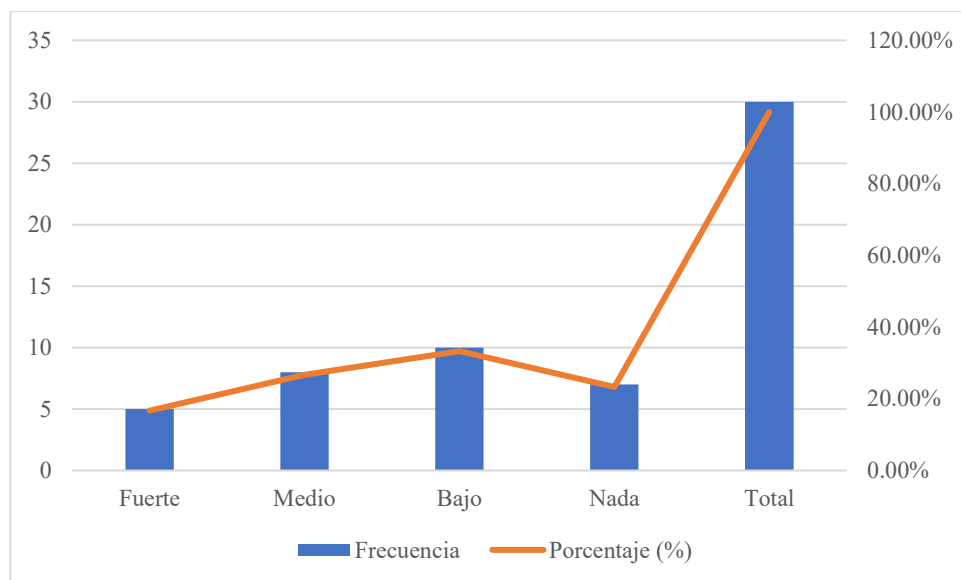


Figura 24. *Gráfico de frecuencia y porcentaje.*

Asimismo, la frecuencia y porcentaje del total de participantes mujeres y hombres para un análisis equitativo se realizó la toma de 15 pruebas de ambos sexos con un total de 30, a continuación, se visualiza en la tabla 11.

Tabla 10. *Porcentaje de participantes.*

Sexo	Frecuencia	Porcentaje (%)
H	15	50%
M	15	50%

El promedio del porcentaje de activación por comando, se visualiza en la tabla 12.

Tabla 11. *Promedio de activación por comando.*

Comando	Promedio de Activación
Fuerte	0.946
Medio	0.941
Bajo	0.937
Nada	0.927

El gráfico siguiente, representa el promedio de activación por cada palabra clave, el comando “Fuerte” obtuvo el mayor promedio de activación 0.946 en las pruebas realizadas, lo que significa que fue el más reconocido y consistente por el sistema, le siguen "Medio" 0.941 y "Bajo" 0.937, también con niveles altos de activación. El comando "Nada" obtuvo el menor promedio de activación 0.927, lo que indica que la mayoría de los participantes presentaban dolor.

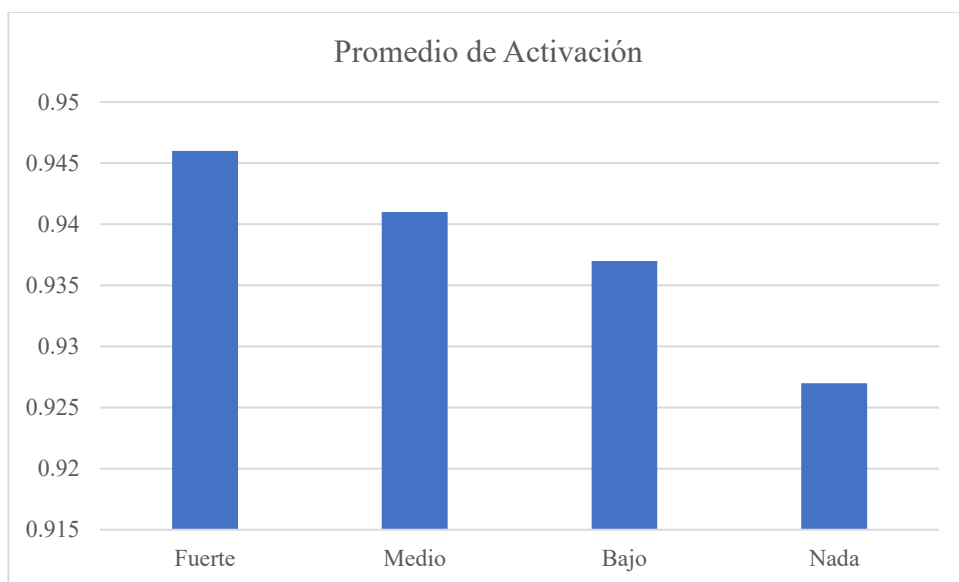


Figura 25. *Promedio de activación por comando.*

Capítulo VII. Discusión

El prototipo de órtesis inteligente controlada por comandos de voz, permite la detección de las palabras clave con una clasificación establecida, mediante un microcontrolador Arduino Nano 33 BLE Sense integrando el entrenamiento de un modelo de Redes Neuronales Convolucionales permitiendo la estimulación y terapia física del adulto mayor obteniendo 94.67% de precisión en la detección de los comandos. Los resultados de clasificación y detección por voz concuerdan con investigaciones previas en detección de dolor mediante características vocales e implementación de modelos de CNN y RNN de análisis de secuencias tiempo en audio y video (Borna et al. 2023; Zhuang et al. 2022). Asimismo, Belo da Silva et al. (2023) propusieron el entrenamiento de un modelo CNN en el entorno de Edge Impulse de detección de sonido con tres etiquetas que obtuvo como resultado 65.52% de precisión. Por otra parte, el desarrollo de prototipos con la finalidad de implementación de terapia en casos de artrosis consiste de la integración de alguna aplicación en dispositivos móviles tal como los autores, Ortiz et al. (2015) implementaron una App móvil en conjunto con una rodillera, permitiendo la activación del producto y la comunicación realizando la interacción de sus funciones. También, Cruz María et al. (2022) propusieron el diseño de una órtesis activa para adultos mayores, con casos de gonartrosis con la finalidad de la rehabilitación, el diseño consiste en una órtesis pasiva postular estabilizadora, integrando de manera mecánica un servomotor y la placa Arduino uno, permitiendo la comunicación a través de un teclado matricial. Sin embargo, en los estudios anteriores se identificaron limitaciones significativas como el requerir datos precisos, como audios con palabras establecidas permitiendo un entrenamiento y mejores resultados en precisión. El diseño de prototipos de rehabilitación y entornos de comunicación suelen ser invasivas y poco comprensibles en la población de adultos mayores.

Capítulo VIII. Conclusiones

En el presente estudio, se logró implementar el sistema de vibración basado en el reconocimiento de voz en el Arduino Nano 33 BLE Sense. Los resultados demostraron que el modelo de IA identificó los comandos: Fuerte, Medio, Bajo y Nada con una precisión de 94.67% del entrenamiento, permitiendo ajustar la intensidad del motor de vibración. El sistema mostró un desempeño confiable en la detección de comandos y la órtesis respondió a los comandos que se establecieron, en comparativa de otras órtesis que su activación es a través de botones, se concluye que es más viable el uso de la voz para activación principalmente si el usuario es un adulto mayor. Siguiendo las sugerencias de realizar la terapia en un entorno controlado para captar de manera correcta la palabra clave ya que el micrófono puede llegar a tener una pequeña latencia de comprensión de sonido. En el diseño físico de la órtesis se integraron materiales ergonómicos como neopreno y velcro, los cuales favorecen la adaptabilidad y comodidad durante su uso. De acuerdo con comentarios subjetivos de los usuarios, el diseño resultó cómodo y no generó molestias al utilizarlo, su tamaño estándar permite el ajuste a cualquier tamaño de rodilla, así como, su bajo consumo de energía y su portabilidad convierten al prototipo en un dispositivo accesible y funcional, con la capacidad de ser adoptado en entornos domésticos como una herramienta de rehabilitación complementaria.

En conclusión, la órtesis desarrollada no solo aborda una necesidad específica en el ámbito de la salud y la rehabilitación, sino que también la integración de varios componentes de electrónica, fisioterapia y tecnologías inteligentes proporciona una herramienta a la sociedad. Este proyecto ofrece una solución práctica y accesible que contribuye a mejorar la calidad de vida de los adultos mayores con artrosis de rodilla.

IX. Referencias bibliográficas

1. Aguayo, S. P. (2024, 10 de marzo). Introducción al microcontrolador.
<https://n9.cl/ed811>
2. AliExpress. (2024, 10 de marzo). Neopreno. Tela Neopreno.
3. Amazon. (2024, 5 de noviembre). Rodillera eléctrica 3 en 1 con masaje térmico, soporte de almohadilla térmica de rodilla con vibración térmica recargable, para rodilla, hombro, codo, lesiones, calambres, artritis. Amazon.com.mx.
<https://a.co/d/e3FtRkQ>
4. Arana, C. (2021). Serie de publicaciones. Universidad del CEMA.
http://www.cema.edu.ar/publicaciones/doc_trabajo.html
5. Arduino. (2024, 6 de mayo). Arduino Nano 33 BLE Sense.
<https://www.arduino.cc/>
6. Belo da Silva Rayche dos Santos, V., Trindade de Santana Elisiario, A., Almeida Costa, M., & Da Silva Moraes, F. (2023). Sound detection in the ICU with TinyML: Project with Arduino Nano 33 BLE Sense and Edge Impulse.
<https://www.researchgate.net/publication/374943414>
7. Bhangale, K., & Mohanaprasad, K. (2022). Speech emotion recognition using mel frequency log spectrogram and deep convolutional neural network. En A. Sivasubramanian, P. N. Shastry & P. C. Hong (Eds.), Futuristic communication and network technologies (pp. 241–250). Springer Nature Singapore.
doi: [10.1007/978-981-16-4625-6_24](https://doi.org/10.1007/978-981-16-4625-6_24)
8. Borna, S., Haider, C. R., Maita, K. C., Torres, R. A., Avila, F. R., Garcia, J. P., De Sario Velasquez, G. D., McLeod, C. J., Bruce, C. J., Carter, R. E., & Forte, A. J.

- (2023b). A review of voice-based pain detection in adults using artificial intelligence. *Bioengineering*, 10(4).
<https://doi.org/10.3390/bioengineering10040500>
9. Cossu, A., Carta, A., Lomonaco, V., & Bacciu, D. (2021). Continual learning for recurrent neural networks: An empirical evaluation. *Neural Networks*, 143, 607–627. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2021.07.021>
10. Cruz María, P., Quispe, R., Sanchez, D., Suarez, A., Uribe, S., Valderrama, I., & Vasquez, C. (2022). Órtesis posturales y estabilizadoras para adultos mayores afectados con gonartrosis en una articulación diartrosis condílea controlado por un sistema embebido. Universidad de Ingeniería y Tecnología.
https://proyectos.utec.edu.pe/sites/default/files/202207/Ortesis_Dinamica0.pdf
11. Farmacia práctica, F. de ortopedia. (2008). Rodilleras.
<https://es.scribd.com/document/332110017/Rodilleras>
12. Farnham, B., Tokyo, S., Boston, B., Sebastopol, F., & Beijing, T. (2019). Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems (2nd ed.).
<http://14.139.161.31/OddSem-0822-1122/Hands>
<http://14.139.161.31/OddSem-0822-1122/Hands>
[On_Machine_Learning_with_Scikit-Learn-Keras-and-TensorFlow-2nd-Edition-Aurelien-Geron.pdf](http://14.139.161.31/OddSem-0822-1122/Hands)
13. Gkikas, S., & Tsiknakis, M. (2023). Automatic assessment of pain based on deep learning methods: A systematic review. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 231, 107365. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107365>

14. Hernández de la Cruz, M., Ramírez Arcos, M. I., Morales Morales, C., Evangelista Alcocer, Y., Zavala Hurtado, M., & Valencia Díaz, E. F. (2024). Chronic pain audio dataset [Conjunto de datos]. Mendeley Data.
<https://doi.org/10.17632/tdkb5rpsch.1>
15. Hernández Sampieri, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). Metodología de la investigación (6ª ed.).
16. Holz, N., Larrouy-Maestri, P., & Poeppel, D. (2020). El corpus de vocalizaciones de intensidad variable de afecto y emoción (VIVAE) genera una nueva perspectiva sobre la percepción fuera del habla. Zenodo. <https://doi.org/10.1037/emo0001048>
17. Hunter, D. J., & Bierma-Zeinstra, S. (2019). Osteoarthritis. The Lancet, 393(10182), 1745–1759. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(19\)30417-9](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(19)30417-9)
18. Issa, D., Demirci, M. F., & Yazici, A. (2020). Speech emotion recognition with deep convolutional neural networks. Biomedical Signal Processing and Control, 59, 101894. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.101894>
19. Jones, R. K., Nester, C. J., Richards, J. D., Kim, W. Y., Johnson, D. S., Jari, S., Laxton, P., & Tyson, S. F. (2013). A comparison of the biomechanical effects of valgus knee braces and lateral wedged insoles in patients with knee osteoarthritis. Gait & Posture, 37(3), 368–372. <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2012.08.002>
20. Lötsch, J., & Utsch, A. (2018). Machine learning in pain research. Pain, 159(4), 623–630. <https://doi.org/10.1097/j.pain.0000000000001118>
21. Maayah, M., Abunada, A., Al-Janahi, K., Ahmed, M. E., & Qadir, J. (2023). LimitAccess: On-device TinyML-based robust speech recognition and age

- classification. *Discover Artificial Intelligence*, 3(1).
<https://doi.org/10.1007/s44163-023-00051-x>
22. MacLean, K. E. (2008). Haptic interaction design for everyday interfaces. *Reviews of Human Factors and Ergonomics*, 4(1), 149–194.
<https://doi.org/10.1518/155723408X342826>
23. Gorina, M. (2023, 24 de octubre). ¿Qué es la electroterapia y para qué se utiliza? Beneficios y aplicaciones. *MFisioterapia*.
<https://www.mfisioterapia.es/electroterapia-para-que-se-utiliza-beneficios-y-aplicaciones/>
24. Massaro, A., Meuli, G., Savino, N., & Galiano, A. M. (2022). Voice analysis rehabilitation platform based on LSTM algorithm. *International Journal of Telemedicine and Clinical Practices*, 3(4), 327–340.
doi: [10.1504/IJTMCP.2022.123138](https://doi.org/10.1504/IJTMCP.2022.123138)
25. Nik Azimah, Z., Nik Mohd Rahim, N., Shafie, N., & Azizan, A. (2023). TinyML for keyword detection. *Proceedings of Razak Annual Technology, Informatics and Policy Seminar (RATIPS 2023)*. https://razak.utm.my/rrw2023/wp-content/uploads/sites/323/2023/12/Extended-Abstract_Compile_Dec.pdf
26. Ortiz, J. P. M., Torres Ruiz, A., & Santiago Cuesta, G. (2015). Design of a device for treatment of knee osteoarthritis with TENS, EMS and iontophoresis through an Android application on a smartphone. *Springer International Publishing*, 1–2.
doi: [10.1007/978-3-319-13117-7_21](https://doi.org/10.1007/978-3-319-13117-7_21)
27. Pérez Guerrero Sevilla, J., De Pino Mejías, R. (2020). *Redes recurrentes*.
<https://idus.us.es/items/3cd7f050-09ee-458a-8ff8-5cf4d88f31f8>

28. Pouromran, F., Radhakrishnan, S., & Kamarthi, S. (2021). Exploration of physiological sensors, features, and machine learning models for pain intensity estimation. PLoS ONE, 16(7), e0254108.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0254108>
29. Prasanna, R. R., Chowdary Kakarla, P., Simha, V. P., & Mohan, N. (2022). Implementation of TinyML models on Arduino 33-BLE for gesture and speech recognition. arXiv Preprint. <https://ssrn.com/abstract=4197604>
30. Reinoso, S., & Villa, C. (2023). Diseño y construcción de un prototipo de prótesis para amputación transhumeral de dos grados de libertad mediante control de voz y activación por Alexa. <https://dspace.esPOCH.edu.ec/items/58542abd-f241-4b5e-86f0-973efd87e6d9>
31. Ren, Z., Cummins, N., Han, J., Schnieder, S., Krajewski, J., & Schuller, B. (2018). Evaluation of the pain level from speech: Introducing a novel pain database and benchmarks. 13th ITG-Symposium on Speech Communication, 1–5.
https://www.researchgate.net/publication/328292780_Evaluation_of_the_Pain_Level_from_Speech_Introducing_a_Novel_Pain_Database_and_Benchmarks
32. Ruiz Guangaje, C. R. (2022). Control de un exoesqueleto para motricidad en niños por medio de comandos de voz y asistentes virtuales [Tesis de pregrado, Universidad Israel]. <http://repositorio.uisrael.edu.ec/handle/47000/3346>
33. Shahrubudin, N., Lee, T. C., & Ramlan, R. (2019). An overview on 3D printing technology: Technological, materials, and applications. Procedia Manufacturing, 35, 1286–1296. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.06.089>

34. TensorFlow Lite. (2021, 27 de septiembre). TensorFlow Lite para microcontroladores.
35. UTMB Health, & INEGI. (2020). Resultados de la quinta edición de la Encuesta Nacional de Salud y Envejecimiento.
<https://www.inegi.org.mx/programas/enasem/2018/>
36. World Health Organization. (2023, 14 de julio). Artrosis.
<https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/osteoarthritis>
37. Y. King Liu. (2017). Knee brace having three stimulators for continual electro-acupunctural stimulation: in vivo and in situ tissue engineering (U.S. Patent No. 9,687,376 B2).
<https://patentimages.storage.googleapis.com/a9/bd/81/493844112b4511/US9687376.pdf>
38. Zeighami, A., Dumas, R., Bleau, J., Lavoie, F., De Guise, J., & Aissaoui, R. (2020). A method for quantitative evaluation of a valgus knee orthosis using biplane X-ray images. 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). https://doi.org/10.0/Linux-x86_64
39. Zhuang, J., Mei, H., Fang, F., & Ma, X. (2022). What is new in classification, diagnosis and management of chronic musculoskeletal pain: A narrative review. Frontiers in Pain Research, <https://doi.org/10.3389/fpain.2022.937004>

X. Anexos

Anexo A. Formulario de consentimiento para grabación de audios

Formulario de consentimiento informado para la grabación que se presentó a cada usuario en la entrevista para la recopilación de audios de dolor.

Formulario de Consentimiento Informado para la Grabación de Audios

Título del Proyecto: Prototipo de Órtesis con Electroestimulación Muscular Controlado por Comandos de Voz.

Investigador Principal: Maria Isabel Ramirez Arcos

Institución: Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Chilpancingo **Contacto:** mg15520420@chilpancingo.tecnm.mx

Descripción del Estudio:

Usted está siendo invitado a participar en un estudio de investigación llevado a cabo por el Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Chilpancingo, que tiene el propósito de la recolección de audios presentando síntomas de dolor, los cuales servirán para la creación de un dataset, con la finalidad de realizar un prototipo de órtesis para la estimulación de la rodilla con activación por comandos de voz. La participación en este estudio implica la grabación de audios donde se registrarán sus síntomas de dolor mientras recibe atención en esta institución.

Procedimientos:

Si decide participar, se le pedirá que permita la grabación de audios durante una consulta médica o terapia física. La duración aproximada de la grabación será de 5 segundos.

Riesgos y Beneficios:

- **Riesgos:** No se anticipan riesgos directos significativos por participar en este estudio. Sin embargo, puede sentir incomodidad al hablar sobre sus síntomas de dolor.
- **Beneficios:** Su participación contribuirá a [explicar los beneficios esperados del estudio, tanto para el participante como para la comunidad o el campo de investigación].

Confidencialidad:

Todos los datos recopilados serán tratados con la máxima confidencialidad. Los audios grabados serán almacenados de forma segura y solo el equipo de investigación autorizado tendrá acceso a ellos. Su identidad no será revelada en ningún informe o publicación resultante de este estudio.

Derechos del Participante:

- Su participación es completamente voluntaria.
- Puede negarse a participar o retirar su consentimiento en cualquier momento sin repercusiones en la atención médica que recibe.

- Tiene derecho a hacer preguntas sobre el estudio en cualquier momento.

Consentimiento:

He leído y comprendido la información proporcionada en este formulario. He tenido la oportunidad de hacer preguntas y todas mis preguntas han sido respondidas satisfactoriamente. Entiendo que mi participación es voluntaria y que puedo retirarme del estudio en cualquier momento sin ninguna penalización.

Al firmar este documento, doy mi consentimiento para que se grabe mi voz y se utilicen los audios conforme a lo descrito anteriormente.

Nombre del Participante (en letra de imprenta):

Firma del Participante: _____

Fecha: _____

Nombre del Investigador (en letra de imprenta):

Firma del Investigador: _____

Fecha: _____

Anexo B. Manual de usuario del prototipo de órtesis

Nombre del dispositivo:

Prototipo de órtesis con estimulación muscular controlado por comandos de voz

Versión del prototipo:

V1.0

Desarrollado por:

Alumna: María Isabel Ramírez Arcos

Maestría en Ciencias de la Ingeniería

Descripción general del dispositivo

El prototipo de órtesis fue diseñado como un dispositivo de asistencia y posible rehabilitación para adultos mayores con padecimiento de artrosis de rodilla. El prototipo utiliza una estructura ergonómica, sensores y un sistema de control por voz que permite ajustar el nivel de estimulación mediante un micro motor de vibración integrado.

Componentes del sistema

- Arduino Nano 33 BLE Sense
- Micrófono incorporado (para reconocimiento de voz)
- Micro motor de vibración
- Módulo de batería recargable
- Estructura de soporte impresa en 3D
- Órtesis de neopreno

Instrucciones de uso

Colocación del dispositivo

1. Coloque la órtesis sobre la rodilla afectada, asegurándose de que la parte electrónica quede en la parte superior.
2. Ajuste las cintas de velcro para que el dispositivo quede firme, pero sin cortar la circulación.

Encendido

1. Conecte el cable rojo de corriente a la batería para encender el prototipo
2. Espere a que el LED del micro motor encienda en color amarillo, lo que indica que el sistema está listo para recibir comandos de voz.



Comandos de voz disponibles

Pronuncie claramente uno de los siguientes comandos:

Comando	Acción que realiza
Fuerte	Activa la vibración al 100% de potencia
Medio	Activa la vibración al 60%
Bajo	Activa la vibración al 30%
Nada	Vibración mínima

Nota: Para un mejor reconocimiento y comodidad, el usuario debe permanecer sentado y hablar en un ambiente silencioso a una distancia de 15 a 30 cm del micrófono.

Apagado

- Retire el cable de corriente de la batería
- El LED se apagará indicando que el sistema está desconectado.

Mantenimiento y cuidados

- No sumergir el dispositivo en agua ni exponerlo a la humedad.
- Limpiar con un paño seco o ligeramente húmedo (solo la parte plástica).
- Evitar dejarlo bajo el sol o cerca de fuentes de calor.
- Cargar completamente la batería antes de cada sesión de uso

Resolución de problemas

Problema	Causa posible	Solución sugerida
No enciende	Batería descargada	Cargar por al menos 1 hora
No reconoce los comandos	Ambiente ruidoso	Usar en un lugar más silencioso
Vibración débil o nula	Conexión del motor floja	Revisar conexiones internas

Contacto del desarrollador

Nombre: María Isabel Ramírez Arcos

Correo electrónico: mg15520420@chilpancingo.tecnm.mx

Institución: Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Chilpancingo.