



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL  
ESTADO DE MORELOS

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS**

---

---

FACULTAD DE CONTADURÍA, ADMINISTRACIÓN E INFORMÁTICA  
MAESTRÍA EN OPTIMIZACIÓN Y CÓMPUTO APLICADO

**TRADUCCIÓN DE ALGUNOS GESTOS DEL SECTOR SALUD DE LA  
LENGUA DE SEÑAS MEXICANA (LSM) MEDIANTE UN GUANTE  
ELECTRONICO E INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)**

**T E S I S**

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRÍA EN OPTIMIZACIÓN Y CÓMPUTO APLICADO

PRESENTA

**ARMANDO MARIEL ROA**

DIRECTOR DE TESIS

DR. OUTMANE OUBRAM

CO-DIRECTOR

DR. PEDRO MORENO BERNAL

REVISORES:

DR. JOSÉ ALBERTO HERNÁNDEZ AGUILAR

DR. FEDERICO ALONSO PECINA

DR. PEDRO MORENO BERNAL

DR. MARIO LIMÓN MENDOZA

DR. OUTMANE OUBRAM



Facultad de Contaduría,  
Administración e Informática

CUERNAVACA, MORELOS.

ABRIL, 2026



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL  
ESTADO DE MORELOS



Facultad de Contaduría  
Administración e Informática

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS**

**FACULTAD DE CONTADURÍA ADMINISTRACIÓN E  
INFORMÁTICA**

**MAESTRÍA EN OPTIMIZACIÓN Y CÓMPUTO APLICADO**

**TRADUCCIÓN DE ALGUNOS GESTOS DEL SECTOR SALUD DE LA**

**LENGUA DE SEÑAS MEXICANA (LSM) MEDIANTE UN GUANTE**

**ELECTRONICO E INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)**

**T E S I S**

PARA OBTENER EL TÍTULO DE  
MAESTRO EN OPTIMIZACIÓN Y CÓMPUTO APLICADO

P R E S E N T A:

**ARMANDO MARIEL ROA**

**DIRECTOR DE TESIS:** DR. OUTMANE OUBRAM

**CODIRECTOR:** DR. PEDRO MORENO BERNAL

**SINODALES:** DR. FEDERICO ALONSO PECINA,  
DR. JOSE ALBERTO HERNANDEZ AGUILAR,  
DR. MARIO LIMON MENDOZA

CUERNAVACA, MORELOS

MARZO, 2026



Traducción de algunos gestos del Sector Salud de la Lengua de Señas Mexicana mediante un guante electrónico e Inteligencia Artificial por Armando Mariel Roa tiene licencia [CC Atribución 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

## Dedicatoria

A mis padres, por su amor incondicional, su esfuerzo incansable y por enseñarme con su ejemplo el valor del trabajo, la honestidad y la perseverancia. Gracias por creer en mí incluso en los momentos más difíciles.

A mi esposa, por su comprensión, apoyo y paciencia a lo largo de este camino. Gracias por caminar a mi lado, por animarme en cada paso y por ser mi mayor fuente de inspiración.

A mis hermanos, por estar presentes en cada etapa de mi vida, por su amistad, sus palabras de aliento y por compartir conmigo los sueños, las luchas y las alegrías.

A todos ustedes, con profundo amor y gratitud.

## Agradecimientos

El desarrollo de este proyecto no habría sido posible sin el apoyo, orientación y acompañamiento de diversas personas e instituciones que han influido de manera significativa en mi formación académica y personal durante esta etapa de posgrado. En primer lugar, quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todo el cuerpo académico que me impartieron clases a lo largo del programa. Su dedicación, experiencia y pasión por la enseñanza han sido una fuente constante de motivación. Gracias por compartir no solo conocimientos, sino también valores fundamentales como la disciplina, la ética profesional, el pensamiento crítico y el compromiso con la investigación. Cada clase, comentario y sugerencia contribuyó a mejorar mi visión académica y consolidar mis competencias como profesional. A la UAEM, por brindarme la oportunidad de formar parte de esta comunidad académica y proporcionarme los espacios, recursos y herramientas necesarias para desarrollar este proyecto. Agradezco profundamente el entorno de aprendizaje que promueve la excelencia, la inclusión y el pensamiento innovador. Me siento orgulloso de haber crecido personal y profesionalmente en esta institución.

A mis padres, quienes desde mis primeros pasos sembraron en mí el valor del esfuerzo, la constancia y el respeto. Gracias por su amor incondicional, sus sacrificios y su apoyo silencioso pero firme a lo largo de todos estos años. Ustedes son y seguirán siendo mi ejemplo de fortaleza y entrega.

A mis hermanos, por estar siempre presentes, acompañándome con su confianza y respaldo. Gracias por las palabras de aliento, por celebrar mis logros y por ofrecerme su mano en los momentos más retadores. A mi esposa, por ser mi compañera en este camino. Gracias por tu paciencia, tu comprensión y tu amor constante. Has sido mi refugio y mi fuerza en los momentos de mayor exigencia. Tu apoyo emocional y tu fe en mí me han dado la confianza para seguir adelante cuando todo parecía difícil.

Finalmente, agradezco al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT) por el apoyo brindado mediante la beca que me permitió dedicarme de tiempo completo a mis estudios de posgrado. Esta oportunidad significó no solo un respaldo económico, sino también un reconocimiento a la importancia de la ciencia, la innovación y la formación de profesionales comprometidos con el desarrollo de México.

A todos ustedes, gracias por formar parte de este capítulo tan importante de mi vida.

## Resumen

La Lengua de Señas Mexicana (LSM), reconocida como lengua nacional, es un elemento central para el acceso equitativo a la comunicación de la comunidad sorda en México. Su uso garantiza participación social, educativa y sanitaria. Sin embargo, persisten barreras significativas en la interacción entre personas usuarias de LSM y población oyente, particularmente en ámbitos donde la comunicación precisa es crítica. En este contexto, las tecnologías emergentes como dispositivos electrónicos portátiles, sistemas de internet de las cosas e inteligencia artificial (IA) representan herramientas fundamentales para reducir brechas comunicativas y promover la inclusión efectiva de grupos minoritarios que dependen del lenguaje de señas. La presente tesis presenta un prototipo de guante electrónico orientado a traducir algunos signos médicos de la LSM, con el fin de mejorar la interacción entre profesionales de la salud y personas con discapacidad auditiva en entornos clínicos. El prototipo propuesto responde a la necesidad de contar con soluciones tecnológicas accesibles que permitan una comunicación rápida y precisa en situaciones en las que la claridad en el intercambio de información puede impactar directamente en la atención médica. El dispositivo propuesto integra cinco sensores flexibles para medir la flexión de los dedos, un acelerómetro analógico para registrar movimientos espaciales de la mano, un lector microSD para almacenar los datos y un botón pulsador que controla la captura. Asimismo, el prototipo propuesto utiliza Arduino Mega por su capacidad de procesamiento, número de entradas analógicas y facilidad de integración de múltiples módulos. La metodología empleada incluyó revisión bibliográfica, diseño mecánico y electrónico, programación del microcontrolador y pruebas de campo para validar la calidad de los datos registrados. Las pruebas experimentales muestran que el prototipo propuesto permite almacenar con precisión información de señas médicas en formato CSV, lo cual posibilita su análisis mediante técnicas de reconocimiento de patrones mediante métodos de inteligencia artificial. Los resultados muestran la viabilidad del guante como herramienta de apoyo para la traducción de señas médicas y constituye una base sólida para etapas futuras que contemplen el uso de inteligencia artificial en tiempo real y la integración con dispositivos móviles o sistemas clínicos de asistencia.

**Palabras clave:** Redes Generativas Adversarias, Algoritmos evolutivos multiobjetivo, Exploración del espacio latente, Generación de imágenes de rostros humanos

## Abstract

The Mexican Sign Language (LSM), recognized as a national language, is a central element for ensuring equitable access to communication for the Deaf community in Mexico. Its use guarantees social, educational, and healthcare participation. Nevertheless, significant barriers persist in the interaction between LSM users and the hearing population, particularly in domains where precise communication is critical. In this context, emerging technologies such as portable electronic devices, Internet of Things systems, and artificial intelligence represent essential tools for reducing communication gaps and promoting the effective inclusion of minority groups that rely on sign language.

This thesis presents a prototype electronic glove that translates selected medical signs from LSM, aiming to improve interaction between healthcare professionals and individuals with hearing disabilities in clinical environments. The proposed prototype addresses the need for accessible technological solutions that enable rapid, precise communication in situations where clarity in information exchange can directly affect medical care.

The proposed device integrates five flexible sensors to measure finger flexion, an analog accelerometer to record spatial hand movements, a microSD card reader to store data, and a push button to control data capture. Likewise, the prototype uses an Arduino Mega due to its processing capacity, number of analog inputs, and ease of integrating multiple modules. The methodology included a literature review, mechanical and electronic design, microcontroller programming, and field testing to validate the quality of the recorded data.

Experimental tests show that the proposed prototype can accurately store medical sign information in CSV format, enabling its analysis using pattern recognition techniques based on artificial intelligence. The results demonstrate the feasibility of the glove as a support tool for medical sign translation and provide a solid foundation for future stages that may incorporate real-time artificial intelligence and integration with mobile devices or clinical assistance systems.

# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Contexto General . . . . .	1
1.2. Estado del Arte . . . . .	3
1.3. Antecedentes . . . . .	14
1.4. Pregunta de investigación . . . . .	16
1.5. Hipótesis . . . . .	17
1.6. Objetivos . . . . .	17
1.6.1. Objetivo general . . . . .	17
1.6.2. Objetivos particulares . . . . .	17
1.7. Alcances . . . . .	18
1.8. Contribución de la tesis . . . . .	18
1.9. Estructura de la tesis . . . . .	19
<b>2. Marco teórico</b>	<b>21</b>
2.1. Lengua de Señas Mexicana . . . . .	21
2.2. Comunicación médico–paciente . . . . .	24
2.3. Componentes electrónicos . . . . .	25
2.4. Señales eléctricas . . . . .	27
2.5. Justificación . . . . .	31
<b>3. Metodología de experimentación</b>	<b>33</b>
3.1. Diseño general del enfoque propuesto . . . . .	33
3.1.1. Prototipo del guante electrónico . . . . .	35
3.2. Captura de datos . . . . .	38
3.3. Red Neuronal Artificial implementada . . . . .	39
3.4. Herramientas de hardware y software . . . . .	43
<b>4. Análisis experimental y discusión</b>	<b>47</b>
4.1. Análisis experimental . . . . .	47
4.1.1. Entrenamiento del modelo RNA propuesto . . . . .	47
4.1.2. Análisis del desempeño . . . . .	48
4.1.3. Análisis del entrenamiento . . . . .	49
4.2. Discusión de los resultados . . . . .	49

<b>5. Conclusiones y trabajo futuro</b>	<b>57</b>
5.1. Conclusiones . . . . .	57
5.2. Trabajo futuro . . . . .	59
<b>Referencias</b>	<b>61</b>

# Índice de figuras

1.1. Porcentaje de personas con discapacidad (Fuente: INEGI, la discapacidad en México 2020) . . . . .	2
2.1. Visualización de las señales análogas de los sensores flexibles y el acelerómetro analógico desplegadas en el serial plotter del IDE de Arduino . . . . .	29
2.2. Pruebas de generación de señales analógicas a diferentes frecuencias	30
3.1. Diagrama eléctrico del sistema propuesto . . . . .	35
3.2. Acelerómetro sobre el dorso del guante . . . . .	36
3.3. Conexión entre los módulos y demás dispositivos . . . . .	37
3.4. Módulo lector de tarjeta SD . . . . .	38
3.5. Distribución de muestras por clase antes del entrenamiento . . . .	42
4.1. Evolución de la función de pérdida durante el entrenamiento y la validación . . . . .	50
4.2. Precisión del modelo durante el entrenamiento y la validación . .	51
4.3. Matriz de confusión del modelo de red neuronal artificial . . . . .	52
4.4. Visualización del espacio de características mediante t-SNE . . . .	53



# Índice de cuadros

4.1. Descripción de las gráficas utilizadas para el análisis del modelo de red neuronal . . . . .	52
4.2. Atributos (promedio $\mu$ y desviación estándar $\sigma$ ) de un voluntario con 3 capturas de la palabra <i>virus</i> usando ocho sensores . . . . .	54



# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Contexto General

La discapacidad auditiva representa una de las barreras más significativas para la comunicación efectiva, especialmente en entornos donde la interacción verbal es esencial, como en el ámbito médico. En México, el Instituto Nacional de Estadística y Geografía estima que durante el año 2020, aproximadamente 2.3 millones de personas padecieron alguna forma de discapacidad auditiva. De este total, más del 50% fueron mayores de 60 años, poco más del 34% tenían entre 30 y 59 años, y cerca del 2% fueron niñas y niños (INEGI, 2021). La Figura 1.1 muestra el porcentaje de personas con discapacidad que tuvieron dificultades en diferentes actividades.

Además, se ha identificado que tres de cada mil recién nacidos en el país presentan discapacidad por sordera, lo que subraya la importancia de la detección temprana y la intervención oportuna. Diversos estudios documentan que el acceso a dispositivos de asistencia auditiva, incluidos audífonos e implantes cocleares, está fuertemente condicionado por desigualdades socioeconómicas y geográficas, lo que genera brechas significativas en su utilización. Por ejemplo, Adkins and Bush (Adkins y Bush, 2024) señalan que la disponibilidad y uso de implantes cocleares varía ampliamente según nivel socioeconómico, educación, etnicidad y ubicación geográfica, reflejando inequidades persistentes en salud auditiva.



Figura 1.1: Porcentaje de personas con discapacidad (Fuente: INEGI, la discapacidad en México 2020)

En México, la LSM es el principal medio de comunicación para la comunidad sorda. La LSM, reconocida como lengua nacional, es un elemento central para el acceso equitativo a la comunicación de la comunidad sorda en el país. Su uso garantiza participación social, educativa y sanitaria. Sin embargo, persisten barreras significativas en la interacción entre personas usuarias de LSM y población oyente, particularmente en ámbitos donde la comunicación precisa es crítica. En este contexto, en el sector salud, la falta de profesionales capacitados en LSM dificulta la atención médica adecuada para las personas con discapacidad auditiva. Esta situación puede derivar en diagnósticos imprecisos, tratamientos inadecuados y una atención médica deficiente (CONADIS, 2016). Frente a este panorama, el desarrollo de tecnologías asistivas que faciliten la comunicación entre pacientes con discapacidad auditiva y profesionales de la salud es una necesidad urgente.

En las últimas décadas, las tecnologías emergentes han transformado la forma en que las personas sordas interactúan dentro del sistema de salud, contribuyendo significativamente a reducir barreras de comunicación entre pacientes y profesionales médicos. La aplicación de estos dispositivos en el reconocimiento de señas médicas específicas de la LSM representa una oportunidad para mejorar la accesibilidad y la calidad de los servicios de salud. A continuación, el trabajo relacionado se describe.

## 1.2. Estado del Arte

El avance de la electrónica portátil y los sensores ha permitido la creación de dispositivos como guantes inteligentes, capaces de capturar los movimientos de la mano y traducirlos en señales digitales (Zhu y cols., 2024). Existen sistemas que combinan sensores de flexión para medir el movimiento de los dedos y una unidad inercial (IMU) para registrar los movimientos de la mano. Los datos recogidos son procesados mediante un algoritmo de alineamiento temporal dinámico con pesos, que mejora la precisión al dar mayor importancia a los sensores más relevantes. Estos sistemas logran un reconocimiento eficaz de palabras en señas, con una arquitectura basada en Arduino, comunicación inalámbrica por Bluetooth Low Energy y software (C. Lu, Amino, y Jing, 2023).

Otras propuestas están enfocadas en tecnologías de interpretación de LSM, como aplicaciones de subtítulo en tiempo real y sistemas de cámara con traducción automática, aunque todavía con alcance limitado en las unidades médicas. Balaha et al. (Balaha y cols., 2023) proponen un guante electrónico que se plantea como una opción accesible de fácil adquisición y uso; cabe destacar que los materiales con los que ha sido diseñado y construido fueron considerados por su bajo costo con respecto a otros dispositivos, sin sacrificar eficiencia.

El desarrollo de un guante inteligente capaz de capturar señas médicas de la LSM representa una alternativa innovadora y accesible. Al enfocarse en capturar directamente las señas médicas, sin necesidad de infraestructura compleja ni dependencia externa, ofrece un dispositivo portátil y de bajo costo, con potencial de integración en sistemas de reconocimiento automático mediante inteligencia artificial (Amin, Rizvi, Mazzei, y Anselma, 2023).

Por otra parte, los dispositivos wearables (tecnologías portables o vestibles) se han popularizado en los últimos años y han revolucionado el sector médico y de la salud al permitir el monitoreo continuo, en tiempo real y no invasivo de diversas variables fisiológicas y biométricas (Xia, Lu, Fan, y Zhao, 2022). Estos dispositivos, que pueden integrarse en la ropa, colocarse en la piel, muñecas, dedos o incluso implantarse superficialmente, representan una nueva generación

de herramientas médicas centradas en la atención personalizada, la prevención y la salud digital.

A diferencia de los dispositivos vestibles que se tienen que mantener colocados en el cuerpo del paciente, este guante solo se coloca de mientras exista interacción médico-paciente en consultas donde el tiempo es relativamente corto, una vez que se termine dicha consulta el paciente se retira el guante y no lo tendría que usar durante el resto del día (Hernández Sol, Guadalupe Ramírez Espinosa, Ramírez Molina, y Alonso Martínez Ramos, 2022).

Küçükdermenci (Küçükdermenci, 2024) presentó el diseño de un dispositivo asistivo cuyo propósito era integrar dos funciones tradicionalmente separadas: la interpretación de lenguaje de señas y el control inalámbrico de una silla de ruedas, con el fin de mejorar simultáneamente la comunicación y la movilidad de personas con discapacidad. El autor identificó la falta de soluciones unificadas y planteó que un único dispositivo portátil puede reducir la dependencia de múltiples herramientas tecnológicas. El sistema propuesto se basa en un enfoque ingenieril sustentado en hardware embebido, empleando cinco sensores flexibles conectados a un microcontrolador Arduino Uno, gestionados mediante un multiplexor CD74HC4067 para optimizar la lectura analógica. El guante incorpora una pantalla LCD I2C 20×4 para desplegar los gestos interpretados y un botón digital que permite alternar entre el modo de reconocimiento de señas y el modo de control de la silla. Para esta última función, el autor simuló inclinación mediante potenciómetros, sustituyendo un acelerómetro en el entorno de simulación, y transmitió los comandos mediante un módulo Bluetooth HC-05 hacia un segundo Arduino que opera un sistema de motores DC a través de un driver L298 y un relevador encargado de la activación segura del movimiento. El estudio se evaluó en un entorno simulado, enfocándose en la funcionalidad del sistema más que en métricas cuantitativas. Los resultados mostraron detección adecuada de la flexión de los dedos, despliegue correcto de mensajes en la pantalla LCD y respuesta fluida de la silla simulada a los comandos de dirección. Asimismo, se verificó la estabilidad del enlace Bluetooth y la parada inmediata del sistema al mantener el guante paralelo al suelo. El estudio no reportó

valores numéricos específicos, pero concluyen que el prototipo demuestra la viabilidad de integrar comunicación y movilidad en un solo dispositivo asistivo, recomendando sustituir los potenciómetros por un acelerómetro real en futuras implementaciones.

Lu et al. (C. Lu y cols., 2023) abordaron el problema de la comunicación limitada entre personas oyentes y personas con discapacidad auditiva, derivada de la falta de comprensión generalizada del lenguaje de señas. Para enfrentar esta barrera, los autores desarrollaron un guante de datos (Sign-Glove) capaz de reconocer gestos de lenguaje de señas mediante la combinación de sensores de flexión e inerciales, buscando una alternativa robusta a los sistemas basados en visión, los cuales suelen verse afectados por oclusiones, condiciones de iluminación y restricciones de posición. El enfoque técnico propuesto se sustentó en un modelo de fusión multisensorial mediante una versión ponderada del algoritmo Dynamic Time Warping (weighted DTW). Los sensores de flexión proveen información sobre la forma estática de los dedos, mientras que el módulo inercial WonderSense, basado en el sensor MPU-9250, registra aceleraciones tridimensionales asociadas al movimiento dinámico de la mano. El sistema integró diez sensores de flexión, dos IMUs, dos placas Arduino y un módulo receptor WonderBox para comunicación por Bluetooth Low Energy. La adquisición de datos se realizó a 50 Hz, y el procesamiento se ejecuta en una PC mediante software en Java, con almacenamiento en una base de datos MySQL. El método propuesto comparó series temporales de distintos gestos mediante DTW y asignó pesos diferenciados a sensores específicos según su relevancia en la discriminación del gesto. Esto permitió mejorar la similitud entre las señales capturadas y los modelos de referencia, y compensar ruido o variabilidad entre usuarios. La investigación utilizó un conjunto de datos propio, conformado por 20 palabras dinámicas en lengua de señas japonesa, registradas por 8 voluntarios, cada uno repitiendo cada gesto tres veces, para un total de 480 secuencias. Se definieron modelos promedios por gesto para el proceso de reconocimiento. La evaluación comparó tres configuraciones: uso exclusivo de sensores de flexión, uso exclusivo de sensores inerciales y fusión multisensorial. Los resultados muestran que la

fusión produce el mejor desempeño, alcanzando un promedio de reconocimiento del 85.21 %, con desviación estándar de 10.43. En contraste, el uso de datos sin ponderación redujo la tasa media a 57.92 % y aumentó la variabilidad a 27.50, demostrando que la ponderación mejora significativamente la estabilidad y precisión del sistema. Asimismo, se observó que, si bien los sensores inerciales contribuyen más al reconocimiento en este conjunto de datos, la combinación de hand-shape y hand-motion fue necesaria para diferenciar gestos con trayectorias similares pero configuraciones distintas de la mano. En conjunto, los autores demostraron la viabilidad técnica de un guante multisensorial de bajo costo para el reconocimiento de señas, resaltando el aporte del DTW ponderado como estrategia efectiva para la integración de señales heterogéneas. Aun con limitaciones relacionadas con el volumen del prototipo y posibles pérdidas de datos durante adquisiciones prolongadas, el estudio evidenció un avance significativo hacia sistemas portátiles más confiables y preparados para aplicaciones reales de apoyo comunicativo.

Ozawa et al. (Ozawa, Shibata, Nishimura, y Tanaka, 2017) abordaron el problema de la complejidad en el reconocimiento automático de lenguaje de señas, derivada de la variabilidad en las formas y trayectorias de las manos, así como de la dificultad inherente para discriminar entre múltiples movimientos similares. Con el fin de mejorar la exactitud del reconocimiento, los autores presentaron un enfoque basado en guantes de colores y cámara óptica, que permite detectar con claridad la posición y forma de cada dedo mediante segmentación por color, evitando el uso de sensores costosos o invasivos. El modelo propuesto utilizó Hidden Markov Models (HMM), debido a su capacidad para modelar secuencias temporales y combinar múltiples características de movimiento. Para ello, se construyó un conjunto de datos de 25 palabras en lengua de señas japonesa, seleccionadas del corpus Smart Deaf, grabadas bajo condiciones controladas de iluminación, distancia y fondo. Se recopilaron 2250 muestras mediante seis participantes para entrenamiento y evaluación, junto con 900 muestras adicionales para definir umbrales de preprocesamiento. Las grabaciones se realizaron con cámara web a  $800 \times 600$  píxeles y 30 fps, utilizando guantes coloreados para

extraer características en cada fotograma. Los autores investigaron cinco elementos de características: forma del movimiento, velocidad, posición, distancia entre muñeca y dedos, y número de píxeles visibles por dedo, empleando normalización y técnicas de interpolación para gestionar oclusiones. El reconocimiento se implementó con HTK (Hidden Markov Model Toolkit), variando dimensiones y número de estados según el tipo de característica. Los resultados mostraron que el reconocimiento por característica individual alcanza tasas entre 21.7% y 42.7%; sin embargo, la combinación de características incrementa el rendimiento a 55.2%–61.9% para primer lugar, y 80.3%–84.1% considerando los tres primeros candidatos. Además, se evaluó un método de mejora basado en la eliminación anticipada de candidatos mediante DP matching, reduciendo casi la mitad de las opciones incorrectas (48.5%) y solo un 2.3% de las correctas, lo que aumentó la precisión final hasta 63.7% (primer lugar) y 85.6% (primer–tercer lugar). Estas mejoras sugieren que la integración de múltiples características y prefiltrado con umbrales aumenta significativamente la confiabilidad del sistema, posicionándolo como una herramienta útil para el aprendizaje y revisión de señas más que como un sistema de traducción final.

Zhu et al. (Zhu y cols., 2024) abordaron el problema de la capacidad limitada de los guantes de reconocimiento de señas, principalmente derivada del uso de sensores rígidos, configuraciones poco sensibles a múltiples deformaciones y distribuciones insuficientes para captar gestos complejos. Para superar estas limitaciones, los autores presentaron un sistema de guante dual de fibra óptica blanda, diseñado para reconocer gestos estáticos y dinámicos del lenguaje de señas estadounidense mediante una arquitectura de sensores multimodales y técnicas de aprendizaje profundo. El enfoque metodológico propuesto se fundamenta en la integración de sensores ópticos de núcleo líquido, basados en el principio de “frustrated total internal reflection”, capaces de detectar deformaciones por flexión, estiramiento y presión. Cada guante incorporó cinco sensores ópticos y un giroscopio de seis ejes (JY901) para capturar tanto la postura digital como los movimientos dinámicos de la mano. El sistema se complementó con una placa inalámbrica equipada con MCU STM32F407, módulo Bluetooth

HC-05, amplificadores TLC272IDR y batería de 3.7V. La adquisición de datos incluyó 11 canales para gestos estáticos y 22 canales (fibra óptica + IMU en ambas manos) para gestos dinámicos. El procesamiento se realizó en una computadora anfitriona mediante filtrado paso-bajo (80 Hz) y modelos de aprendizaje profundo: una red neuronal BP para gestos estáticos y una CNN para secuencias dinámicas. El conjunto de datos comprendió 36 gestos estáticos (26 letras y 10 números), 18 gestos dinámicos y 5 oraciones, recolectados por tres participantes, generando más de 10,000 datos por gesto en el caso estático. Para gestos dinámicos se empleó una estrategia de separación mediante gestos intermedios (manos reposadas sobre una mesa). La arquitectura BP utilizó 11 entradas, 50 neuronas ocultas y salida de 36 clases; la CNN utilizó matrices  $22 \times 200$  con tres capas convolucionales y dos capas densas. Las métricas utilizadas fueron principalmente matrices de confusión y precisión global. Los resultados mostraron 98.6% de precisión para gestos estáticos y 95% para gestos dinámicos, incluyendo la mejora notable en la diferenciación de gestos altamente correlacionados, como “M/N”, “S/T” y “6/W”, gracias a la capacidad del sensor óptico para detectar presión, reduciendo sus coeficientes de correlación de hasta 0.97 a valores entre 0.54 y 0.87. Finalmente, se demostró la aplicabilidad del sistema en entornos de realidad virtual, controlando un robot virtual mediante siete comandos gestuales con alta estabilidad. En conjunto, el sistema constituye un avance significativo hacia guantes más sensibles, versátiles y robustos para el reconocimiento integral del lenguaje de señas.

Lu et al. (W.-x. Lu y cols., 2023) abordaron el problema de la limitada capacidad de reconocimiento y retroalimentación en tiempo real de los guantes inteligentes diseñados para la interpretación de lenguaje gestual, debido principalmente a sensores poco sensibles, baja biocompatibilidad, altos costos de fabricación y ausencia de sistemas integrados de reconocimiento y retroalimentación. Para resolver estas limitaciones, los autores desarrollaron un sistema de guante inteligente con capacidades completas de sensado-reconocimiento-retroalimentación, sustentado en sensores de esfuerzo basados en hidrogel de fibroína de seda (SF-hidrogel) y técnicas de aprendizaje profundo. El enfoque metodológico

propuesto combina un arreglo de 10 sensores de deformación integrados en un guante 3D-impreso, una tarjeta de adquisición NI, módulos de acondicionamiento con amplificadores MCP6002, una interfaz de procesamiento en LabVIEW, y modelos de reconocimiento basados en redes neuronales convolucionales 1D (1D-CNN), comparados además con una arquitectura tipo VGG. Los sensores SF-hydrogel presentan alta sensibilidad (GF hasta 7.1 a 600 % de deformación), rápida respuesta ( $\approx 80\text{--}90$  ms) y excelente estabilidad (más de 2000 ciclos sin degradación). El conjunto de datos utilizado incluyó 10 dígitos (“0”–“9”) y 8 palabras o frases comunes (“you”, “good”, “I love you”, “name”, “please”, “sit”, “love”, “I”), recopiladas mediante 10 canales de sensores, con 1500 puntos por muestra y 250 muestras por gesto, divididas en proporción 80/20 para entrenamiento y prueba. Se empleó análisis PCA para reducción de dimensionalidad. Como métricas, los autores emplearon matrices de confusión, precisión de clasificación y curvas de pérdida. Los resultados muestran que la arquitectura VGG alcanza 93.22 % de precisión, mientras que el modelo 1D-CNN logra 99.33 % de precisión, con fronteras claras entre clases y mínima confusión entre gestos. En operación en tiempo real, el sistema interpretó correctamente los 18 gestos y muestra retroalimentación inmediata en una interfaz gráfica, confirmando su utilidad para comunicación con personas con discapacidad auditiva. En conjunto, el trabajo demostró que la integración de sensores SF-hydrogel con aprendizaje profundo permite un reconocimiento altamente preciso, estable y rápido, constituyendo un avance significativo en sistemas portátiles de reconocimiento de lenguaje gestual con retroalimentación inmediata.

Amin et al. (Amin y cols., 2023) abordaron el problema de la reconocimiento automático de posturas estáticas del lenguaje de señas, específicamente del alfabeto y los números del American Sign Language (ASL), para apoyar procesos de comunicación y dactilología. Los autores identificaron que muchos sistemas previos utilizan múltiples sensores o cámaras, lo cual incrementa la complejidad, costos y ruido de datos. Para resolverlo, desarrollaron un guante asistivo de bajo costo basado únicamente en cinco sensores flexibles (uno por dedo) y un sensor giroscópico MPU-6050 instalado en el dorso de la mano, reduciendo

la arquitectura sensorial a dos tipos de sensores sin comprometer la capacidad de reconocimiento. El enfoque metodológico propuesto se centra en un modelo de red neuronal totalmente conectada (MLP), entrenada mediante el algoritmo scaled conjugate gradient backpropagation, evaluando variantes bilayer (dos capas ocultas) y trilayer (tres capas ocultas), así como tres funciones de activación (ReLU, Tanh y Sigmoid). El proceso incluyó la captura de datos mediante Arduino ATmega 328P, adquisición vía PLX-DAQ en Microsoft Excel, preprocesamiento numérico y entrenamiento supervisado para clasificación de posturas. El conjunto de datos fue autogenerado, compuesto por 200 muestras por postura, recopiladas de 9 voluntarios, para tres subconjuntos: *i*) 11 gestos numéricos (0–10), *ii*) 26 gestos del alfabeto (A–Z) y *iii*) 37 gestos alfanuméricos (0–10 y A–Z), todos obtenidos bajo condiciones controladas de laboratorio. El modelo propuesto recibe entre 5 y 8 valores de entrada según el tipo de gesto (solo flex vs. flex + IMU). Las métricas empleadas incluyeron precisión de entrenamiento y prueba, tiempos de entrenamiento, velocidad de predicción y análisis de impacto de funciones de activación. Los resultados reportan altos niveles de precisión: para la red bilayer usando ReLU, 98.7 % en dígitos, 97.5 % en alfabeto y 95.1 % en alfanuméricos; para la red trilayer, 96.8 %, 93.2 % y 97.6 %, respectivamente. Los autores informan además validaciones durante el entrenamiento con desempeños óptimos en épocas específicas, por ejemplo,  $9,1511 \times 10^{-7}$  en dígitos (época 59),  $1,2097 \times 10^{-6}$  en alfabeto (época 62) y  $1,6671 \times 10^{-6}$  en alfanuméricos (época 102). En conjunto, los resultados demostraron que un guante asistivo con solo dos tipos de sensores y un modelo neuronal moderadamente complejo es capaz de reconocer con alta precisión posturas estáticas esenciales del ASL, ofreciendo una solución eficiente, de bajo costo y adecuada para aplicaciones educativas y prototipos de traducción asistiva.

Xia et al. (Xia y cols., 2022) abordaron el problema de la comunicación deficiente entre personas sordomudas y personal médico, ocasionada por la ausencia de intérpretes de lengua de señas en hospitales y la dificultad de los pacientes para expresar síntomas con precisión. Para resolver esta barrera, los autores desarrollaron Heart-Speaker, un sistema portátil de reconocimiento de lengua de

señas basado en visión artificial, diseñado específicamente para consultas médicas. El objetivo fue proporcionar una herramienta de traducción bidireccional en tiempo real, capaz de identificar señas mediante cámara y reproducir videos de señas en respuesta a instrucciones verbales del médico. Metodológicamente, el sistema propone un enfoque de aprendizaje profundo mediante un modelo ligero MobileNet-YOLOv3, seleccionado por su equilibrio entre exactitud y eficiencia computacional, permitiendo la ejecución en el hardware embebido MaixBit (Kendryte K210). Este microcontrolador integra CPU RISC-V de doble núcleo, acelerador neuronal KPU, bajo consumo (0.3 W) y capacidad de inferencia local de hasta 1 TOPS. El sistema incorporó una cámara OV7740, un módulo de radar de microondas para activación automática, un módulo de reconocimiento de voz, un módulo de voz sintética y una pantalla LCD de 2.4 pulgadas. Para el reconocimiento, los autores construyeron un conjunto de datos propio compuesto por más de 4000 imágenes anotadas, correspondientes a 19 señas médicas esenciales, capturadas con una cámara de 8 megapíxeles por 10 participantes (cinco mujeres y cinco hombres) en escenarios simulados de hospital con variaciones de iluminación, fondo y perspectiva. Las imágenes fueron aumentadas mediante rotación y traslación, y redimensionadas a  $224 \times 224$  píxeles. La base de datos se dividió en proporción 3:1:1 para entrenamiento, validación y prueba. Las métricas empleadas incluyeron precisión por clase, precisión promedio (mAP), tiempo de inferencia y cuadros por segundo (FPS). El modelo MobileNet-YOLOv3 alcanzó una precisión total de 90.77 % en las 19 señas evaluadas, con desempeños individuales que oscilan entre 80.90 % (tos, permiso médico) y 96.25 % (permiso médico tipo 1). En términos comparativos, el enfoque propuesto superó a modelos como Faster R-CNN y SSD, alcanzando 75.5 % mAP y 48 FPS, es decir, 5.2 % más precisión y +20 FPS frente a YOLOv3 estándar. El tiempo promedio de inferencia fue de 70.10 ms por imagen. Además del reconocimiento de señas, el sistema integra un módulo de reconocimiento de voz probado bajo tres niveles de ruido ( $\leq 30$  dB,  $\leq 60$  dB y  $\geq 60$  dB), logrando tasas de acierto de 99.33 %, 98.33 % y 91 %, respectivamente, confirmando su utilidad en entornos hospitalarios. En conjunto, Heart-Speaker representa un sistema

compacto, de bajo costo y eficaz para mejorar la comunicación médico-paciente en consultas de personas sordomudas.

Sosa-Jimenez et al. (Sosa-Jiménez, Ríos-Figueroa, y Solís-González-Cosío, 2022) abordaron el problema de la comunicación limitada entre médicos de atención primaria y pacientes sordos en México, donde la escasez de intérpretes de LSM y el bajo conocimiento social de esta lengua dificultan la obtención de diagnósticos precisos y el acceso efectivo a servicios de salud. Para enfrentar esta problemática, los autores desarrollaron un sistema bidireccional de traducción que reconoce y sintetiza LSM en tiempo real durante consultas médicas, permitiendo que el paciente señale y que el médico reciba la traducción en texto, mientras que las preguntas del médico se convierten en animaciones de LSM mediante un avatar 3D. El sistema propuesto se basa en un enfoque híbrido de visión computacional y modelos ocultos de Markov (HMM). El reconocimiento utilizó un sensor Microsoft Kinect v1, que captura simultáneamente nubes de puntos 3D (coordenadas X, Y, Z de articulaciones) y fotografías RGB de las manos. Las imágenes se segmentan, binarizan y convierten en contornos, y las trayectorias de las manos se normalizan y suavizan usando LOESS. Para cada signo, se entrenaron dos HMM paralelos: uno para secuencias de contornos e imágenes, y otro para trayectorias tridimensionales. Los autores emplearon además una clasificación complementaria basada en el área corporal donde se ejecuta el signo y el número de manos involucradas. El conjunto de datos fue generado de forma controlada e incluyó 82 signos (31 estáticos y 51 dinámicos), divididos en tres vocabularios: 29 letras del alfabeto dactilológico, 10 números, y 43 palabras del ámbito médico seleccionadas por tres médicos de atención primaria. Para entrenamiento participaron 12 voluntarios que realizaron cada signo diez veces; para prueba participaron 10 voluntarios adicionales, generando 430 muestras de vocabulario médico, 290 de alfabeto y 100 de números. Las pruebas se ejecutaron en tiempo real usando Kinect a 1.3 m de altura y 1.5 m del participante. Las métricas utilizadas incluyeron exactitud, sensibilidad, especificidad, precisión y F1-score. Los resultados mostraron altas tasas de reconocimiento: para vocabulario médico se obtuvo una exactitud media de 99.5 %, especificidad

de 99.8 %, precisión  $>90\%$  y un F1-score promedio de 88.6 %. Para letras del alfabeto, la exactitud fue de 99.5 % y la especificidad de 99.7 %, mientras que para números se alcanzaron valores cercanos a 100 % en todas las métricas. La precisión global del sistema fue reportada como 99 %. Entre los signos dinámicos con errores, los autores atribuyeron fallos a oclusiones parciales de la mano, baja resolución temporal y calentamiento del sensor tras uso prolongado. En síntesis, el prototipo demostró que es posible lograr traducción en tiempo real de LSM en consultas médicas mediante técnicas de visión y HMM con hardware económico, aportando una herramienta práctica y escalable para mejorar la accesibilidad en servicios de atención primaria.

La revisión del estado del arte evidencia que la comunicación entre profesionales de la salud y pacientes constituye un componente indispensable para garantizar diagnósticos precisos, intervenciones oportunas y una atención médica de calidad. No obstante, en México persisten barreras comunicativas significativas que afectan de manera particular a personas sordas o con discapacidad auditiva, quienes emplean la Lengua de Señas Mexicana como principal medio de expresión. Aunque la LSM fue reconocida oficialmente como lengua nacional en 2005, la mayoría del personal sanitario no recibe formación sistemática para comprenderla o utilizarla en contextos clínicos. Esta limitación genera brechas en la interacción médico-paciente, dificulta la comprensión mutua y puede comprometer la seguridad, el bienestar y la autonomía del paciente durante el proceso de atención. En los espacios hospitalarios y de consulta, la ausencia de intérpretes certificados, la carencia de recursos especializados y la presión asistencial propia de los servicios de salud restringen aún más la posibilidad de establecer una comunicación efectiva. En consecuencia, los pacientes sordos suelen enfrentar dificultades para describir síntomas, explicar molestias o interpretar indicaciones médicas esenciales relativas a medicación, cuidados postoperatorios o resultados diagnósticos. Estas condiciones derivan en episodios de atención inequitativa, insegura o poco humanizada, lo que pone de manifiesto una problemática que trasciende lo tecnológico y se vincula directamente con los principios de accesibilidad universal, justicia social y derechos humanos en

salud.

Frente a este panorama, las tecnologías de asistencia basadas en sensores, inteligencia artificial y dispositivos portátiles han surgido como alternativas prometedoras para reducir las brechas comunicativas. Los avances recientes en microcontroladores, sensores flexibles, acelerómetros, procesamiento digital de señales y algoritmos de aprendizaje automático permiten capturar y analizar movimientos manuales con alta resolución y precisión. Estos desarrollos han impulsado la creación de dispositivos como guantes inteligentes capaces de registrar gestos de LSM y traducirlos en texto o voz. Sin embargo, la mayoría de estos sistemas se centra en vocabularios generales de la lengua de señas, dejando desatendida la necesidad del ámbito médico, donde es imprescindible reconocer señas especializadas para describir síntomas, enfermedades, procedimientos o instrucciones clínicas. La falta de soluciones tecnológicas orientadas específicamente a la atención médica limita la accesibilidad y subraya la urgencia de contar con herramientas asequibles, precisas y adaptadas a este contexto.

### 1.3. Antecedentes

En los últimos años, el desarrollo de tecnologías asistivas ha permitido atender diversas necesidades de comunicación de personas con discapacidad. No obstante, el acceso a soluciones capaces de traducir automáticamente la LSM continúa siendo limitado. Muchos sistemas existentes se orientan a lenguas de señas extranjeras, dependen de cámaras de alta resolución, requieren condiciones ambientales controladas o resultan demasiado costosos para su adopción en instituciones públicas, lo que restringe su implementación a gran escala.

Asimismo, las tecnologías basadas exclusivamente en visión por computadora enfrentan desafíos inherentes, como variaciones en la iluminación, oclusiones de las manos, presencia de fondos visuales complejos o la necesidad de equipos de captura especializados. En este sentido, los dispositivos portátiles sustentados en sensores, particularmente guantes equipados con sensores flexibles y acelerómetros, constituyen una alternativa eficiente y de bajo costo, pues permi-

ten capturar directamente los movimientos de los dedos y la mano sin depender del entorno visual ni de condiciones externas.

En el contexto mexicano, la carencia de herramientas tecnológicas orientadas a la traducción de señas de la LSM, especialmente aquellas vinculadas con la comunicación clínica, limita la inclusión efectiva de las personas sordas en los servicios de salud. La disponibilidad de dispositivos capaces de registrar, procesar y traducir dichas señas contribuiría de manera significativa a:

- reducir barreras comunicativas entre paciente y personal médico;
- agilizar los procesos de interacción durante la consulta;
- disminuir errores derivados de la interpretación incorrecta de síntomas;
- promover la autonomía del paciente sordo en entornos sanitarios;
- fortalecer la accesibilidad en unidades médicas y hospitalarias.

Aunque la LSM cuenta con reconocimiento legal como lengua nacional, la mayoría de las instituciones de salud en México carece de protocolos estandarizados que garanticen una comunicación accesible entre el personal sanitario y los pacientes sordos. En la formación profesional de médicos, enfermeras y personal de apoyo no suele incluirse capacitación formal en LSM, por lo que la interacción clínica con personas sordas depende con frecuencia de estrategias improvisadas y, en muchos casos, insuficientes para sostener una comunicación precisa y segura.

En el entorno clínico, los pacientes sordos suelen enfrentar serias dificultades para describir síntomas relevantes, como dolor, mareos, malestar abdominal, fiebre, vómito o cambios fisiológicos asociados a padecimientos crónicos, mientras que el personal de salud puede experimentar incertidumbre al intentar comprenderlos. Esta falta de canales de comunicación adecuados incide negativamente en la precisión diagnóstica y aumenta la probabilidad de omitir información esencial para el tratamiento.

La escasez de intérpretes de lengua de señas en los servicios de salud agrava aún más esta problemática. Su disponibilidad suele ser limitada, especialmente en hospitales públicos y durante turnos nocturnos o de fin de semana. Como resultado, numerosos pacientes sordos acuden solos a sus consultas y no cuentan con apoyo para expresar con claridad su estado de salud o comprender las indicaciones médicas. En estas condiciones, las personas sordas se encuentran en riesgo de recibir:

- diagnósticos incompletos o incorrectos,
- tratamientos mal comprendidos o inadecuados,
- indicaciones poco claras o incorrectamente interpretadas,
- un seguimiento clínico deficiente,
- e incluso, en situaciones extremas, intervenciones inapropiadas.

Esta situación afecta de manera directa la calidad de la atención médica, vulnera principios básicos de equidad y accesibilidad, y constituye un desafío relevante para los derechos humanos en el ámbito sanitario. Por ello, resulta indispensable desarrollar herramientas que posibiliten una comunicación directa, clara y confiable entre el personal de salud y los pacientes sordos, especialmente en contextos donde la precisión en la descripción de síntomas y en la transmisión de información clínica es crucial.

En este contexto, el diseño y desarrollo de un guante traductor de señas médicas representa una solución tecnológica innovadora y pertinente, al responder a una necesidad concreta del sistema de salud mexicano y contribuir al avance hacia servicios sanitarios más inclusivos, accesibles y equitativos.

## 1.4. Pregunta de investigación

¿En qué medida un guante instrumentado con sensores flexibles y acelerometría, acoplado a un pipeline de filtrado de señales y modelos de aprendizaje

automático, permite capturar, modelar y reconocer con precisión señas médicas específicas de la LSM, como “cáncer”, “vómito”, “virus”, “gripa” y “diabetes”, en condiciones de consulta clínica simulada?

## 1.5. Hipótesis

La combinación de *i*) captura de flexión digital mediante cinco sensores resistivos, *ii*) acelerometría tri-axial (ADXL335) para orientación y dinámica de la mano, *iii*) preprocesamiento con filtro IIR pasa-bajos y *iv*) clasificación con una red neuronal multicapa entrenada sobre un conjunto balanceado, alcanza un desempeño de reconocimiento estadísticamente significativo ( precisión >85 %) en cinco señas médicas de la LSM, respecto de un umbral de referencia no-informado (baseline) y de modelos entrenados sin filtrado o sin fusión sensorial.

## 1.6. Objetivos

### 1.6.1. Objetivo general

Diseñar, implementar y validar un prototipo de guante electrónico para la captura y traducción de señas médicas de la LSM, que integre sensado híbrido (flexión + aceleración), almacenamiento estructurado y un modelo de aprendizaje automático, con el fin de demostrar su factibilidad técnica como herramienta de apoyo comunicativo en entornos clínicos.

### 1.6.2. Objetivos particulares

- Especificar y ensamblar la arquitectura del guante garantizando muestreo sincronizado y registro en formato CSV de 1000 puntos por canal y por seña.
- Estandarizar el protocolo de adquisición con voluntarios, definiendo postura inicial, tiempos de captura, número de repeticiones y organización de archivos por clase (“cáncer”, “vómito”, “virus”, “gripa”, “diabetes”).

- Aplicar preprocesamiento digital (filtro IIR pasa-bajos y normalización/escala) para mitigar ruido, artefactos e interferencias, comparando señales crudas vs. filtradas y documentando la mejora en la estabilidad.
- Entrenar y evaluar un clasificador supervisado sobre datos balanceados, reportando métricas (exactitud, matriz de confusión) y visualización t-SNE de separabilidad entre clases.
- Analizar sensibilidad del modelo frente a la contribución relativa de flexión vs. acelerometría (ablation) y frente a variaciones de normalización/filtrado, para fundamentar la relevancia de la fusión sensorial.

## 1.7. Alcances

- Prueba de concepto funcional: se limita al reconocimiento de cinco señas médicas de la LSM (cáncer, vómito, virus, gripa y diabetes) en condiciones de consulta simulada, con un número acotado de voluntarios y un protocolo controlado de captura.
- Instrumentación accesible y de bajo costo: componentes off-the-shelf (Arduino Mega, sensores resistivos, ADXL335, microSD) orientados a escalabilidad y replicabilidad académica.
- Pipeline reproducible: desde adquisición (1 kHz por sensor) y filtrado IIR hasta modelado con RNA y reporte de métricas estandarizadas.
- Enfoque en captura y clasificación: se establece la base técnica para futuras etapas (traducción texto/voz, interfaz clínica, conectividad móvil), pero no se evalúa aún despliegue hospitalario real.

## 1.8. Contribución de la tesis

Esta tesis demuestra la factibilidad técnica de un guante traductor de señas médicas de la LSM basado en sensado híbrido (flexión + aceleración), prepro-

cesamiento con filtro IIR y clasificación con redes neuronales artificiales, estableciendo un flujo completo desde la adquisición (1 kHz por sensor) hasta la evaluación con métricas e inspección visual (matriz de confusión y t-SNE). La propuesta aporta un dataset estructurado de cinco señales clínicas priorizadas, evidencia la relevancia de la fusión sensorial para discriminar configuraciones de mano similares con trayectorias distintas, y sienta las bases para integrar reconocimiento en tiempo real e interfaces clínicas de apoyo a la comunicación médico-paciente en México. En suma, el trabajo contribuye a la accesibilidad en salud mediante una solución portable, replicable y de bajo costo, orientada al vocabulario médico de la LSM.

## 1.9. Estructura de la tesis

Esta tesis está organizada en capítulos que estructuran el contenido. El Capítulo 2 presenta el marco teórico y aborda los conceptos fundamentales del proyecto, así como revisa estudios recientes relevantes para el proyecto. El Capítulo 3 presenta la metodología implementada para abordar el problema a tratar. El Capítulo 4 presenta la arquitectura de la solución mediante redes neuronales artificiales, detallando las bibliotecas y herramientas utilizadas en el pipeline de la solución. El Capítulo ?? se centra en la evaluación experimental del trabajo y se presentan los resultados obtenidos. Por último, el Capítulo ?? expone las conclusiones obtenidas a partir del estudio y las posibles líneas de trabajo futuro.



## Capítulo 2

# Marco teórico

En este capítulo se presentan los fundamentos teóricos necesarios para este proyecto. Además, se explican conceptos claves de sensores, señales, así como redes neuronales artificiales. Finalmente, se presentan trabajos relacionados relevantes en el desarrollo del proyecto.

### 2.1. Lengua de Señas Mexicana

La Lengua de Señas Mexicana o LSM es una lengua natural, completa y plenamente estructurada, utilizada por la comunidad sorda en México como principal medio de comunicación. A diferencia de la creencia común que la interpreta como una representación mimética del español, la LSM posee gramática propia, principios sintácticos particulares y una evolución histórica independiente (Escobar L.-Dellamary, 2016). Se trata de un sistema lingüístico visual-gestual que combina movimientos manuales, configuraciones de los dedos, orientación espacial, expresiones faciales y postura corporal para transmitir significados complejos y matizados, lo que la sitúa al mismo nivel que otras lenguas naturales en términos de complejidad y productividad (Montaño Juárez y Ibáñez Cerda, 2014). El reconocimiento jurídico de la LSM como lengua nacional, establecido en 2005 en la legislación mexicana, consolidó su valor cultural, social y educativo, y refrendó el derecho de las personas sordas a comunicar-

se en su propia lengua (Comisión Nacional de los Derechos Humanos, 2025). Este reconocimiento ha sido fundamental para visibilizar su importancia como herramienta de inclusión y para promover acciones orientadas a su enseñanza, documentación y uso institucional. La relevancia social de la LSM se manifiesta, además, en su papel como puente de acceso a servicios esenciales como educación, justicia, salud y atención de emergencias, y como un elemento central en la construcción de identidad cultural dentro de la comunidad sorda (García Pineda, 2024). Sin embargo, persisten barreras estructurales en espacios especializados, especialmente el sector salud, donde la falta de personal capacitado en LSM continúa generando desigualdades en la atención, afectando la seguridad y calidad de los servicios (Rogers, Lovell, Bower, Armitage, y Young, 2025).

Los orígenes documentados de la LSM se remontan al siglo XIX, cuando se fundó la Escuela Nacional para Sordomudos en 1867, institución influida por modelos pedagógicos europeos que posteriormente fueron adaptados por la comunidad sorda mexicana para el desarrollo de un sistema de señas propio. Estudios lingüísticos recientes han demostrado que la LSM presenta características de lengua natural, incluyendo morfología, sintaxis y pragmática definidas (Cruz-Aldrete, 2014). En el siglo XXI, la LSM continúa expandiéndose debido a la necesidad de incorporar terminología técnica en ámbitos como la medicina, la educación, las ciencias y el derecho. Asimismo, el uso creciente de tecnologías de comunicación visual ha permitido fortalecer su documentación, estandarización y difusión (Escobar L.-Dellamary, 2016).

La comunicación efectiva es un componente esencial para garantizar diagnósticos precisos, tratamientos seguros y atención centrada en el paciente. Para las personas sordas usuarias de LSM, la falta de personal sanitario capacitado constituye una de las principales barreras para acceder a servicios de salud en condiciones de equidad. Una comunicación limitada puede derivar en errores diagnósticos, tratamientos incorrectos, baja adherencia terapéutica e incluso riesgos clínicos graves (Sanchez, 2025). La LSM adquiere un valor crítico en contextos médicos porque permite:

- Expresar signos y síntomas de manera precisa (por ejemplo: dolor, malestar abdominal, mareo, fiebre, vómito).
- Establecer comunicación directa sin depender de estrategias imprecisas como la lectura labial.
- Garantizar el derecho a la salud en igualdad de condiciones.
- Reducir la incertidumbre del paciente y fortalecer la confianza hacia el personal sanitario.
- Evitar malentendidos clínicos, particularmente en situaciones de urgencia.

Investigaciones recientes demuestran que los pacientes sordos experimentan mejores resultados cuando cuentan con intérpretes certificados o con tecnologías asistivas de comunicación, y resaltan la urgencia de desarrollar herramientas especializadas que permitan superar las brechas lingüísticas en la interacción médico-paciente (Rogers y cols., 2025; Sanchez, 2025).

En este contexto, el vocabulario de la LSM incluye señas específicas para describir síntomas, enfermedades, procedimientos clínicos y conceptos biomédicos, cuyo uso es fundamental en las consultas médicas. Estas señas combinan características biomecánicas particulares como configuraciones manuales distintivas, trayectorias definidas de la mano y componentes no manuales como expresiones faciales que permiten transmitir información de forma precisa (Montaño Juárez y Ibáñez Cerda, 2014). En investigaciones orientadas a tecnologías de traducción automática, como guantes instrumentados o sistemas basados en reconocimiento de movimiento, se ha demostrado que estas características pueden capturarse adecuadamente mediante sensores flexibles, que registran la curvatura de los dedos, y acelerómetros, que miden orientación y desplazamiento de la mano. La combinación de estas señales permite generar patrones suficientemente discriminables para entrenar modelos de inteligencia artificial orientados al reconocimiento automático de señas médicas (Xia y cols., 2022; Zhu y cols., 2024).

## 2.2. Comunicación médico–paciente

La comunicación efectiva entre profesionales de la salud y pacientes constituye un elemento fundamental para garantizar una atención clínica segura, humanizada y de alta calidad. A través del intercambio comunicativo se obtiene información esencial sobre síntomas, antecedentes, hábitos, percepciones subjetivas y cambios en el estado de salud que orientan tanto el proceso diagnóstico como la toma de decisiones terapéuticas. Del mismo modo, una comunicación adecuada permite explicar procedimientos, resolver dudas, proporcionar educación para la salud y asegurar que el paciente comprenda correctamente las indicaciones necesarias para su recuperación y continuidad del tratamiento.

Cuando la comunicación se ve limitada o interrumpida, aumenta de manera significativa el riesgo de errores diagnósticos, intervenciones inadecuadas, incumplimiento de las indicaciones médicas y aparición de complicaciones evitables. En el caso particular de personas sordas o con discapacidad auditiva, las barreras comunicativas pueden generar sentimientos de vulnerabilidad, frustración y exclusión, afectando de forma directa la experiencia de atención y la confianza hacia el personal sanitario.

La LSM constituye el principal medio de comunicación de la comunidad sorda; sin embargo, la mayoría del personal de salud carece de formación en esta lengua. Como consecuencia, la interacción suele depender de estrategias improvisadas, como señas no estandarizadas, escritura rápida, lectura labial o la presencia eventual de un intérprete, que no siempre garantizan precisión ni suficiencia comunicativa. Estas limitaciones pueden comprometer la calidad y seguridad de la atención. Por ello, es indispensable contar con herramientas que faciliten, complementen y fortalezcan la comunicación médico–paciente, particularmente aquellas que promuevan la equidad en salud y mejoren la calidad de los servicios ofrecidos a personas con discapacidad auditiva.

## 2.3. Componentes electrónicos

**Microcontrolador.** En la fase inicial del desarrollo, se realizó un análisis de viabilidad técnica enfocado en seleccionar componentes electrónicos de bajo costo, fácil adquisición y adecuada compatibilidad con plataformas de prototipado. Se evaluaron distintas alternativas, Arduino Uno, Arduino Due, Arduino Mega y ESP32 considerando su capacidad de procesamiento, número de entradas analógicas y facilidad de integración en un sistema portátil. Con base en dichos criterios, se eligió el Arduino Mega 2560, debido a su mayor número de pines analógicos, su estabilidad en proyectos de captura continua y su capacidad para operar múltiples sensores de manera simultánea. El Arduino Mega 2560 funciona como unidad central de procesamiento del sistema. Su función principal es recibir las señales analógicas provenientes de los sensores flexibles y del acelerómetro, digitalizarlas mediante su conversor analógico-digital (ADC) y coordinar el flujo de comunicación con el módulo lector de tarjetas microSD. Su memoria RAM, junto con una velocidad de reloj de 16 MHz, permite procesar lecturas en tiempo real sin pérdida significativa de muestras, garantizando así la captura precisa de cada señal. Asimismo, gestiona el inicio y finalización de las sesiones de adquisición mediante el botón pulsador, asegurando una sincronización adecuada entre el usuario y el sistema. En conjunto, el Arduino Mega actúa como enlace principal entre los sensores y el almacenamiento externo, ejecutando el código que organiza los datos de flexión y aceleración en un formato estructurado y listo para su posterior análisis.

**Sensores flexibles.** Los sensores flexibles de 2.2 pulgadas empleados en el prototipo son dispositivos resistivos cuya impedancia varía en función del grado de curvatura al que son sometidos. Su tamaño es adecuado para colocarlos sobre los dedos, ya que coincide con la longitud aproximada de las falanges. Principio de funcionamiento: en estado recto, el sensor presenta una resistencia baja y estable ( $\approx 8\text{ k}\Omega$ – $12\text{ k}\Omega$ ). A medida que se flexiona, la resistencia aumenta proporcionalmente al ángulo de doblado, pudiendo alcanzar valores superiores

a  $20\text{ k}\Omega$ – $50\text{ k}\Omega$ .

Se utilizan cinco sensores flexibles, uno por cada dedo: pulgar, índice, medio, anular y meñique. Cada sensor fue conectado a una entrada analógica del Arduino Mega (A0–A4), generando un voltaje proporcional a la flexión del dedo correspondiente. Estas señales permiten conocer en tiempo real la configuración de la mano durante la ejecución de una seña. La combinación simultánea de los valores de los cinco sensores conforma un patrón numérico único para cada gesto, lo que convierte a los sensores flexibles en componentes fundamentales para el reconocimiento de señas estáticas y dinámicas. Durante las pruebas experimentales, demostraron ser estables, sensibles y confiables, proporcionando datos continuos con baja variabilidad espuria, facilitando así el entrenamiento de los modelos de inteligencia artificial.

**Acelerómetro analógico.** El acelerómetro analógico ADXL335 complementa la información registrada por los sensores flexibles al aportar datos sobre la orientación y el movimiento global de la mano. Este sensor mide aceleración en los tres ejes cartesianos (X, Y y Z), permitiendo detectar inclinación, vibración, desplazamientos y variaciones en la orientación espacial. El ADXL335 opera bajo un principio mecánico de masa-resorte: una micro-masa interna permanece en reposo debido a la inercia cuando el sensor se desplaza. Este desplazamiento relativo modifica la capacitancia interna y se traduce en una señal eléctrica proporcional a la aceleración experimentada. Cada salida del acelerómetro se conectó a una entrada analógica del Arduino Mega, lo cual permitió registrar simultáneamente la flexión de los dedos y la orientación de la mano. Esta información adicional es esencial para distinguir señas que presentan configuraciones similares pero difieren en su trayectoria o dirección del movimiento, proporcionando una mayor precisión en el reconocimiento.

**Lector de tarjetas microSD.** El módulo lector de tarjetas microSD permite almacenar datos en tiempo real provenientes de los sensores, utilizando la interfaz de comunicación SPI (Serial Peripheral Interface). Estos módulos incluyen

reguladores de voltaje y convertidores de nivel lógico, lo que asegura compatibilidad con placas de 3.3 V y 5 V, como el Arduino Mega. Cada registro generado por los sensores se almacena en formato CSV, lo que facilita la manipulación y análisis posterior en entornos de aprendizaje automático. El uso de almacenamiento externo permite capturar grandes volúmenes de datos sin limitarse a la memoria interna del microcontrolador. Este módulo también contribuye a la trazabilidad experimental, ya que conserva un historial detallado de cada sesión de captura.

**Botón pulsador.** El botón pulsador constituye un mecanismo de control fundamental para gestionar el inicio y la detención del proceso de captura. Conectado a una entrada digital del Arduino Mega, permite al sistema interpretar un cambio de estado lógico (de LOW a HIGH) como una señal para comenzar o finalizar la adquisición. Este mecanismo proporciona varias ventajas: garantiza que cada archivo de datos contenga exclusivamente la información correspondiente a una sesión completa, facilita la segmentación de muestras, aspecto crítico para el entrenamiento de modelos supervisados, y permite realizar repeticiones controladas del gesto sin necesidad de reiniciar el sistema. El pulsador se integró en una posición accesible del guante o en un módulo externo, asegurando comodidad y precisión durante las pruebas. Su durabilidad y sencillez técnica lo convierten en un componente confiable para procedimientos de captura repetitivos.

## 2.4. Señales eléctricas

En el ámbito de la electrónica y las telecomunicaciones, una señal se define como una variación eléctrica o electromagnética utilizada para transmitir información dentro de un sistema o red. Las señales funcionan como portadoras de datos capaces de representar fenómenos físicos —como sonido, luz, temperatura o movimiento— a través de variaciones medibles de voltaje o corriente en el tiempo (Rahim, Islam, y Shin, 2019). Esta variación temporal permite codificar,

transportar y procesar información en dispositivos electrónicos y sistemas digitales, incluyendo aplicaciones biomédicas, instrumentación y sistemas de adquisición de datos (Lee y Lee, 2018). En sistemas electrónicos modernos, las señales se clasifican principalmente en dos categorías fundamentales: señales analógicas y señales digitales. Ambas desempeñan un papel esencial en tecnologías contemporáneas, desde la reproducción de audio y video hasta la comunicación entre computadoras, sensores inteligentes e interfaces hombre-máquina (Al-Hammadi y cols., 2020).

**Señales analógicas.** Una señal analógica es aquella que varía de manera continua en el tiempo, adoptando infinitos valores dentro de un intervalo determinado. Este comportamiento continuo permite reproducir con precisión los cambios graduales del fenómeno físico que se mide, lo cual es especialmente útil en sensores como los empleados en la presente investigación. Tal como se observa en la Figura 33 del documento original, una señal analógica puede representarse como una curva suave sin saltos ni discontinuidades en un gráfico voltaje-tiempo (Amin y cols., 2023). Este tipo de señales es ampliamente utilizado en sensores ambientales o biométricos, tales como los que miden temperatura, presión, iluminación, aceleración o movimiento (Zhu y cols., 2024). No obstante, las señales analógicas presentan una desventaja inherente: son altamente susceptibles al ruido eléctrico y a interferencias externas, lo cual puede distorsionar la información capturada y afectar la precisión del procesamiento posterior (Chiu y cols., 2019). Durante las pruebas de funcionamiento del guante prototipo, tanto los cinco sensores flexibles como el acelerómetro ADXL335 generaron señales analógicas visibles mediante la herramienta Serial Plotter del IDE de Arduino. Dichas visualizaciones permitieron observar las características dinámicas de cada señal mediante formas de onda diferenciadas (ver Figura 2.1).

**Filtro IIR.** En la etapa de adquisición de datos se identificó la presencia de ruido en las señales obtenidas, atribuible a interferencias electromagnéticas, variaciones de alimentación e inestabilidades en las conexiones analógicas. Para



Figura 2.1: Visualización de las señales análogas de los sensores flexibles y el acelerómetro analógico desplegadas en el serial plotter del IDE de Arduino

mejorar la calidad de las lecturas, se implementó un filtro digital IIR (Infinite Impulse Response) de tipo pasa-bajos, solución ampliamente utilizada en sistemas embebidos debido a su bajo costo computacional y su capacidad para eliminar fluctuaciones espurias sin comprometer la dinámica real de la señal (Islam y cols., 2023). La comparación entre señales sin procesar y señales filtradas mostró una reducción significativa del ruido, además de una mayor estabilidad y consistencia en las curvas resultantes. Esto facilitó la identificación de patrones relevantes para el reconocimiento de señas y redujo la presencia de información redundante o distorsionada (Xia y cols., 2022). Para determinar el coeficiente óptimo del filtro, se evaluaron valores entre 0.01 y 0.1. Finalmente, se estableció  $\alpha = 0.03$ , logrando un equilibrio adecuado entre supresión de ruido y respuesta dinámica ante movimientos rápidos. Estas mejoras pueden observarse en las Figuras 36–38 del documento original, donde se muestran las tres etapas: señal cruda, señal previa al filtrado y señal procesada. El uso del filtro IIR permitió obtener señales más limpias y estables, adecuadas para su procesamiento mediante modelos de inteligencia artificial, etapa crucial en sistemas de traducción automática de lengua de señas (Wen, Zhang, He, y Lee, 2021).

**Muestreo.** Con el fin de asegurar la captura adecuada de gestos rápidos y transitorios propios de señas médicas dinámicas, se verificó la capacidad del microcontrolador Arduino Mega para registrar señales a frecuencias de muestreo de hasta 1000 Hz por sensor. Esta validación se realizó utilizando un generador de funciones para producir señales analógicas de referencia, así como un Arduino Uno configurado para generar señales digitales y análogas de prueba. Los resultados experimentales mostraron que el sistema puede capturar, de manera simultánea y sin pérdida de datos, las señales provenientes de los cinco sensores flexibles y de los tres ejes del acelerómetro, incluso a frecuencias elevadas (Figura 2.2). Esto confirma la idoneidad del microcontrolador para la adquisición de datos multicanal en aplicaciones de reconocimiento gestual, tal como se ha demostrado también en investigaciones recientes con dispositivos asistivos basados en sensores (C. Lu y cols., 2023; Amin y cols., 2023).



Figura 2.2: Pruebas de generación de señales analógicas a diferentes frecuencias

## 2.5. Justificación

En los últimos años, se ha observado un incremento significativo en investigaciones orientadas al reconocimiento automático de gestos manuales mediante tecnologías portátiles, sensores flexibles, acelerómetros y algoritmos de aprendizaje automático. Estos estudios buscan desarrollar sistemas capaces de interpretar señas y traducirlas a texto o voz, con el fin de mejorar la comunicación entre personas sordas y oyentes en diversos escenarios de interacción (Zhu y cols., 2024; C. Lu y cols., 2023).

Los avances en dispositivos vestibles como guantes inteligentes basados en sensores de fibra óptica, sensores resistivos o unidades inerciales han demostrado altos niveles de precisión en el reconocimiento de gestos aislados y en vocabularios generales de lenguas de señas como ASL o LSM. Sin embargo, la mayoría de estas investigaciones se centra en alfabetos dactilológicos, números o vocabularios básicos, sin considerar terminologías especializadas, como la orientada al ámbito clínico o médico, donde la precisión semántica es fundamental (Amin y cols., 2023; Escobar L.-Dellamary, 2016).

A pesar del progreso alcanzado, la literatura especializada documenta diversas limitaciones técnicas y metodológicas que justifican el desarrollo de nuevas soluciones. Entre las principales restricciones identificadas se encuentran: focalización en vocabularios generales de la lengua de señas, sin incluir terminología médica crítica para la comunicación clínica (Becerril-Carrillo, Selley-Rojas, y Guevara-Martínez, 2026); alta variabilidad intersujeto, lo que dificulta la generalización de los modelos de reconocimiento (Wen y cols., 2021); insuficiencia de muestras por palabra, lo que limita el entrenamiento de modelos robustos en contextos reales (Zhu y cols., 2024); dependencia de hardware costoso o cámaras especializadas, que dificultan su implementación en instituciones públicas o entornos con infraestructura limitada (Rogers y cols., 2025); interfaz poco práctica para su uso en hospitales, donde el tiempo de interacción es reducido y se requiere alta usabilidad (Sanchez, 2025), entre otras.

Estas limitaciones evidencian la necesidad de desarrollar sistemas orienta-

dos específicamente al reconocimiento de señas médicas en la LSM, mediante metodologías de captura estandarizadas, dispositivos de bajo costo y modelos de clasificación capaces de reconocer patrones dinámicos y complejos con mayor precisión. Asimismo, la creación de tecnologías especializadas contribuiría a cerrar brechas de comunicación en el ámbito de la salud, donde las deficiencias lingüísticas pueden derivar en errores diagnósticos, tratamientos incorrectos o eventos adversos, según reportan estudios recientes sobre accesibilidad médica en población sorda (Rogers y cols., 2025; Sanchez, 2025).

En este marco, surge el proyecto del guante traductor de señas médicas, cuyo propósito es ofrecer una alternativa tecnológica capaz de capturar automáticamente los gestos realizados por la persona usuaria mediante sensores flexibles y un acelerómetro, procesarlos mediante técnicas de filtrado y clasificarlos con modelos de aprendizaje automático. Este enfoque representa una oportunidad para avanzar hacia un sistema integral de apoyo comunicativo implementable en consultas médicas, hospitales y centros de atención, contribuyendo de manera directa a fortalecer la inclusión, la accesibilidad y la calidad de los servicios de salud para la comunidad sorda.

El siguiente capítulo describe el prototipo del guante electrónico así como la metodología implementada para abordar el problema a tratar.

## Capítulo 3

# Metodología de experimentación

Este capítulo presenta el problema abordado en este proyecto y describe la metodología de la solución propuesta.

### 3.1. Diseño general del enfoque propuesto

El sistema se concibió bajo una arquitectura modular que integra sensores analógicos para captar la cinemática de mano y dedos durante la ejecución de señas médicas en LSM. En particular, se emplearon cinco sensores flexibles (uno por dedo) para medir la flexión diferencial de las falanges y un acelerómetro analógico ADXL335 para registrar orientación y dinámica global de la mano en tres ejes (X, Y, Z). Esta combinación (forma de la mano + movimiento) es una práctica consolidada en la literatura para mejorar la separabilidad de gestos, sobre todo en vocabularios con componentes dinámicos (C. Lu y cols., 2023; Amin y cols., 2023; Zhu y cols., 2024). La información capturada se organizó en un conjunto de datos estandarizado destinado al entrenamiento de modelos supervisados de clasificación multiclase para reconocimiento automático de señas médicas de alta prevalencia en consulta.

El pipeline técnico incluyó: *i*) adquisición sincrónica mediante Arduino Mega 2560, seleccionado por su número de entradas analógicas, memoria y estabilidad;

*ii*) preprocesamiento con filtrado digital IIR pasa-bajos y normalización para atenuar ruido y realzar patrones relevantes; *iii*) almacenamiento en microSD en formato CSV para análisis offline; y *iv*) entrenamiento y validación de una red neuronal artificial (RNA) con métricas estándar (pérdida, accuracy, matriz de confusión y t-SNE) sobre un vocabulario de cinco señas: cáncer, diabetes, gripa, virus y vómito.

Los elementos que componen el diseño del sistema propuesto son los siguientes:

- Sensado de flexión digital de cada dedo mediante cinco sensores flexibles.
- Inerciales: acelerómetro ADXL335 para orientación y movimiento (ejes X, Y, Z).
- Unidad de adquisición: Arduino Mega 2560 (lectura analógica, control de flujo y temporización).
- Persistencia: módulo microSD (CSV) para trazabilidad y análisis en Google Colab.
- Control de sesión: botón pulsador para inicio/fin de captura.
- Preprocesamiento: filtro IIR pasa-bajos y normalización.
- Clasificación: RNA multiclase para las cinco señas médicas seleccionadas.

El flujo operativo inicia con la colocación del guante y la activación por botón. Cada sensor emite una señal analógica a una frecuencia de muestreo predefinida; el microcontrolador sincroniza la lectura, aplica el preprocesamiento y vuelca los datos a microSD preservando la correlación temporal (por ejemplo, 1000 muestras por canal y por seña). El dataset resultante alimenta el entrenamiento y evaluación de los modelos de IA, que devuelven etiquetas interpretable a nivel de aplicación.

### 3.1.1. Prototipo del guante electrónico

La arquitectura prioriza captura precisa de la postura de la mano y su dinámica global, integrando sensores, microcontrolador, almacenamiento y mecanismo de control del usuario. La Figura 3.1 muestra el diagrama esquemático que ilustra la conexión y las interfaces eléctricas entre módulos, lo que facilita replicabilidad y mantenimiento.

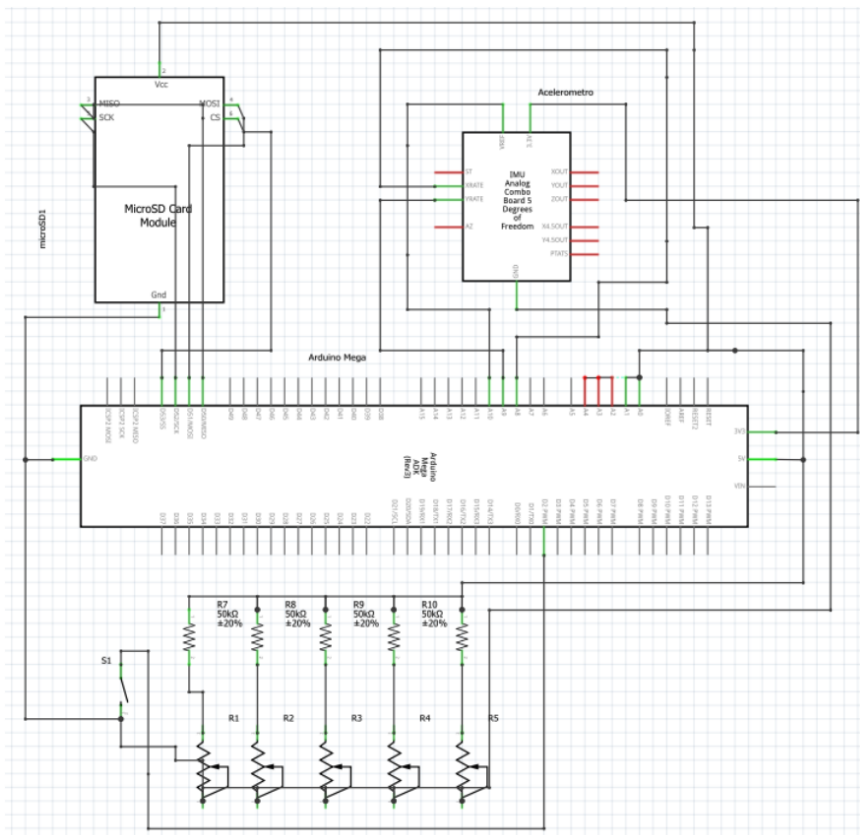


Figura 3.1: Diagrama eléctrico del sistema propuesto

Cabe mencionar que se instaló un sensor flexible por dedo (pulgares, índice, medio, anular, meñique), alineado sobre el dorso para maximizar sensibilidad a la flexión. Los sensores se fijaron con cinta textil o canaletas impresas en 3D, garantizando estabilidad sin comprometer la movilidad. Cada sensor se conectó

a entradas analógicas (A0–A4) mediante divisores de voltaje para estabilizar lectura. Esta estrategia coincide con prácticas reportadas en guantes de bajo costo para reconocimiento de señas (C. Lu y cols., 2023; Amin y cols., 2023).

Asimismo, el prototipo incorporó un ADXL335 centrado en el dorso del guante para registrar aceleraciones triaxiales (X, Y, Z) y así distinguir gestos con trayectorias similares pero orientaciones distintas. Las salidas analógicas se sincronizaron con las lecturas de flexión (A5–A7). La fusión de señales de forma y movimiento es una recomendación recurrente en sistemas de reconocimiento de señas (C. Lu y cols., 2023; Zhu y cols., 2024). La Figura 50 muestra la integración y ubicación del acelerómetro sobre el dorso del guante.

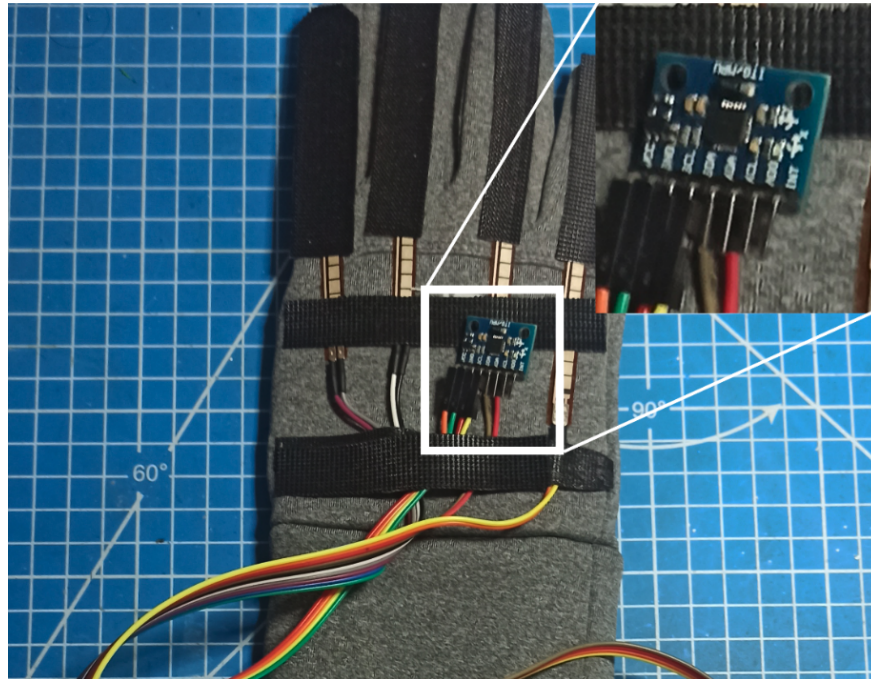


Figura 3.2: Acelerómetro sobre el dorso del guante

El Arduino Mega 2560 se seleccionó por su amplio banco de entradas analógicas, memoria y estabilidad en captura continua; además, mantiene compatibilidad con microSD por SPI. El cableado minimiza interferencias y facilita lecturas simultáneas de flexión y aceleración (A0–A7) (Xia y cols., 2022). La Figura 3.3

muestra la conexión del prototipo del guante con los componentes utilizados.

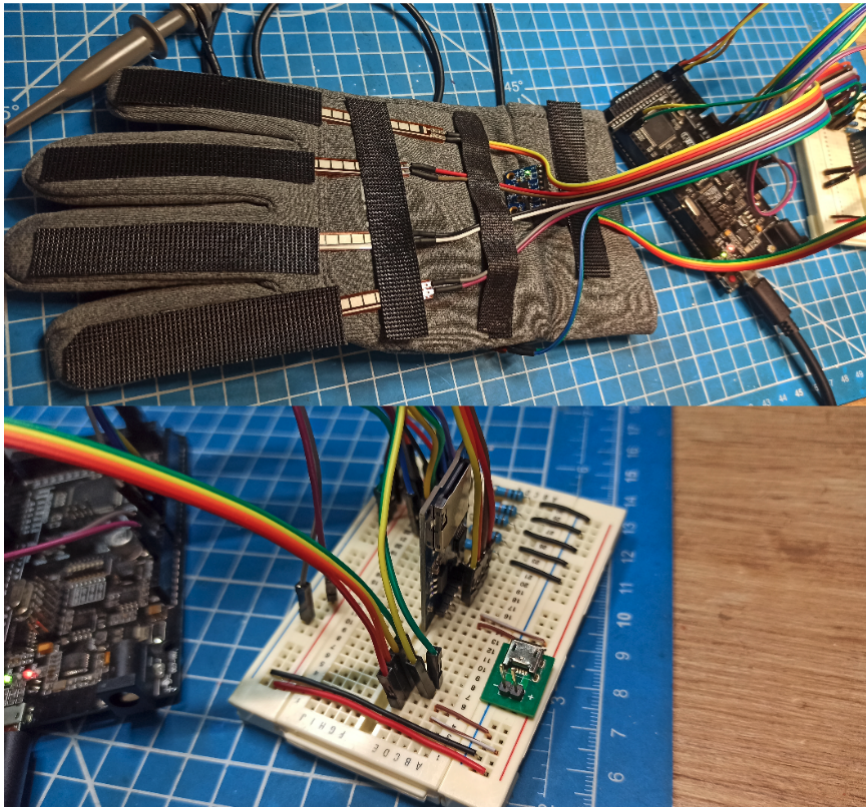


Figura 3.3: Conexión entre los módulos y demás dispositivos

La persistencia de datos se realizó en CSV sobre microSD (SPI), registrando por muestra: señales de los cinco sensores flexibles, tres ejes del acelerómetro, etiqueta de la seña y marca temporal/ID. Este formato facilita la integración y análisis en entornos como Google Colab y la auditoría experimental. La Figura 3.4 muestra el módulo lector de tarjeta SD en el sistema propuesto.

También, se añadió un pulsador para iniciar o detener la adquisición por muestra, configurado con resistencia pull-down o INPUT\_PULLUP para evitar falsos disparos. Este control mejora la segmentación de eventos y la calidad del dataset.

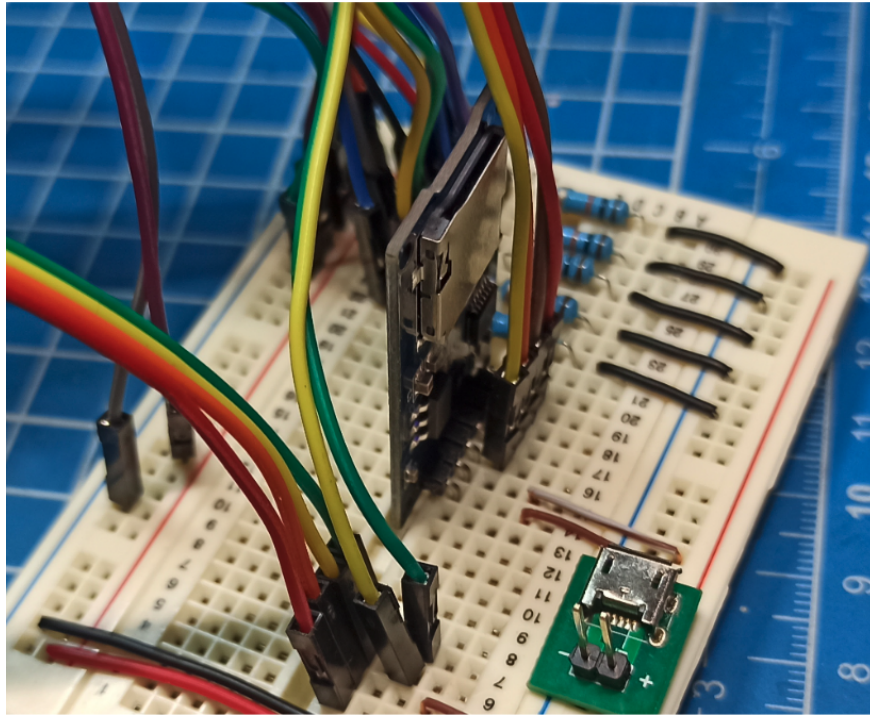


Figura 3.4: Módulo lector de tarjeta SD

## 3.2. Captura de datos

El sistema propuesto incluye un protocolo estandarizado para garantizar calidad, consistencia y representatividad del conjunto de datos. La pauta operacional (adaptada de prácticas en reconocimiento de señas médicas) incluyó instrucción previa, posición inicial controlada, ejecución natural de la seña y retorno a reposo, con registro por muestra mediante el pulsador, basado en el enfoque propuesto por Sosa-Jimenez et al. (Sosa-Jiménez y cols., 2022).

La base de datos (dataset) se construyó con 16 voluntarios, lo que permite capturar variabilidad inter-sujeto y favorecer la generalización del clasificador. Cada bloque de señas se levantó en sesiones de aproximadamente 30 minutos siguiendo la pauta uniforme, basado en la propuesta de Sosa-Jimenez et al (Sosa-Jiménez y cols., 2022).

El protocolo de captura describe los pasos a seguir para cada voluntario y

consiste en los siguientes puntos:

- Colocación y ajuste del guante (alineación de sensores y fijación del acelerómetro).
- Posición inicial en reposo (mano extendida sobre mesa).
- Inicio por pulsador e inicio de adquisición.
- Ejecución natural de la seña conforme a LSM; breve mantenimiento de postura.
- Finalización por pulsador y retorno a reposo; archivo CSV por muestra.
- Esta pauta se repitió hasta completar el total de muestras por seña

La cantidad de muestras por seña y soporte audiovisual se basa en la propuesta de Sosa-Jimenez et al. (Sosa-Jiménez y cols., 2022). Se registraron 20 muestras por palabra para cinco categorías (cáncer, vómito, virus, gripa, diabetes), equilibrando tamaño de dataset, tiempo de captura y complejidad computacional. Como apoyo a la estandarización del gesto durante la toma, se proyectaron videos tutoriales de LSM médica del trabajo de Fragozo (Fragozo, 2021), lo que permitió homogeneizar la postura objetivo entre participantes sin sustituir la validación experta (Sosa-Jiménez y cols., 2022; Fragozo, 2021).

Cada muestra incluye 1000 valores por cada uno de los cinco sensores flexibles, 1000 valores por eje del acelerómetro (X, Y, Z), etiqueta de clase e identificador. Los archivos se almacenaron por seña (un CSV por muestra) y se organizaron en carpetas por categoría para simplificar limpieza, normalización, partición train/test e integración en un dataset combinado.

### 3.3. Red Neuronal Artificial implementada

En esta sección se expone el diseño, implementación y evaluación de una red neuronal artificial (RNA) supervisada, cuyo propósito es el reconocimiento automático de señas médicas de la Lengua de Señas Mexicana (LSM) a partir

de señales capturadas mediante un guante inteligente equipado con sensores flexibles y un acelerómetro triaxial.

El uso de dispositivos portables con sensores embebidos ha demostrado ser una alternativa robusta y de bajo costo para la interpretación gestual, superando limitaciones inherentes a sistemas basados únicamente en visión artificial, tales como oclusiones, iluminación variable y problemas de privacidad (C. Lu y cols., 2023).

El modelo propuesto fue desarrollado en Google Colaboratory, empleando las bibliotecas TensorFlow y Keras, herramientas ampliamente utilizadas en el desarrollo de arquitecturas de aprendizaje profundo debido a su flexibilidad, escalabilidad y capacidad para manejar grandes volúmenes de datos sensoriales de naturaleza temporal.

**Conjunto de datos.** El conjunto de datos empleado se construyó a partir de múltiples ejecuciones experimentales de señas médicas específicas realizadas por voluntarios, capturadas mediante el guante instrumentado. Cada registro se almacenó en formato CSV e incluyó las señales provenientes de cinco sensores flexibles y de un acelerómetro en tres ejes, configurando un total de 16 características de entrada por muestra. Las clases objetivo correspondieron a cinco señas comunes en el ámbito clínico: cáncer, diabetes, gripa, virus y vómito. La estrategia de etiquetado corresponde a prácticas estándar en sistemas de reconocimiento de gestos basados en sensores (Nwachukwu, Eze, Nnorom, Nwebonyi, y Ezeagwu, 2024).

**Preprocesamiento de datos.** Antes del entrenamiento del modelo, se implementó un flujo de preprocesamiento orientado a garantizar la estabilidad del aprendizaje y mejorar la capacidad de generalización de la red. Este flujo comprendió:

- Separación entre variables de entrada y salida, preservando únicamente los vectores sensoriales en la matriz de características.

- Codificación One-Hot para transformar las etiquetas categóricas en representaciones binarias aptas para clasificación multiclase.
- Normalización mediante estandarización, con el objetivo de reducir efectos de escala y facilitar la convergencia del algoritmo de optimización, técnica común en modelos sensoriales y de series de tiempo (C. Lu y cols., 2023).
- Partición del dataset en subconjuntos de entrenamiento (80 %) y prueba (20 %), siguiendo recomendaciones ampliamente documentadas en estudios sobre clasificación gestual con sensores (Makkar, Makkar, Patel, y Hebert, 2024).

Este preprocesamiento permitió generar un conjunto de datos coherente, depurado y adecuado para su uso con técnicas de aprendizaje profundo supervisado.

**Balanceo de clases.** El balanceo de clases constituye un elemento crucial en tareas de clasificación multiclase, puesto que distribuciones desiguales pueden inducir sesgos hacia clases más frecuentes, comprometiendo la generalización del modelo. Este fenómeno es ampliamente reportado en sistemas de reconocimiento de señas basados en sensores y visión (Dinh y cols., 2025). La Figura 3.5 muestra la distribución del número de muestras correspondientes a cada una de las palabras médicas consideradas.

La Figura 3.5 permite visualizar de manera clara la proporción de datos disponibles por clase y verificar la existencia de un balance adecuado entre ellas. El análisis exploratorio de los datos permitió identificar la distribución inicial de muestras por clase y verificar la necesidad de mantener un equilibrio entre categorías. En consecuencia, se aplicó una estrategia de balanceo interno, asegurando un número comparable de muestras para cada una de las cinco señas médicas. Este enfoque ha demostrado mejorar significativamente la precisión de modelos supervisados en estudios previos (C. Lu y cols., 2023; Nwachukwu y cols., 2024).

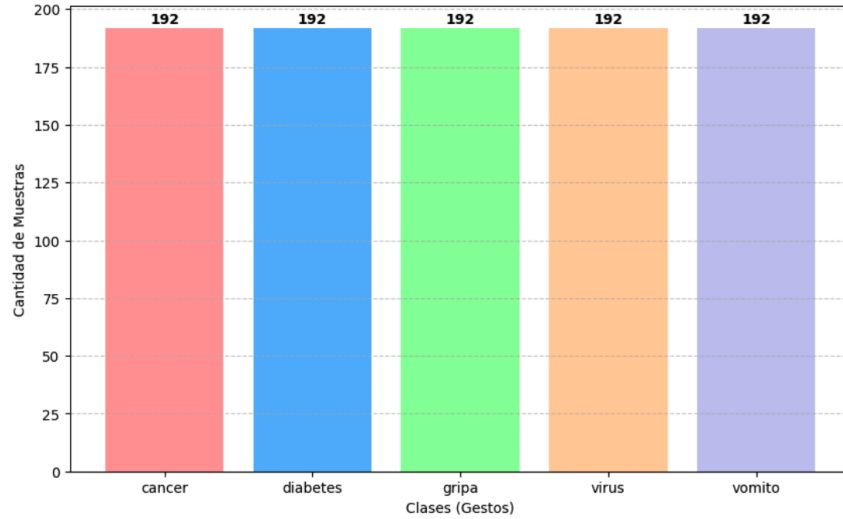


Figura 3.5: Distribución de muestras por clase antes del entrenamiento

**Arquitectura de la RNA.** La arquitectura implementada corresponde a una red neuronal multicapa tipo feedforward, especialmente adecuada para problemas de clasificación multiclase basados en señales analógicas discretizadas. Su estructura final se definió de acuerdo con la dimensionalidad del conjunto de datos, patrones temporales de los sensores y recomendaciones de investigaciones recientes sobre reconocimiento de señas con deep learning (Makkar y cols., 2024; Maharjan, Shrestha, y Fernando, 2024).

La arquitectura comprende:

- Capa de entrada con 16 neuronas, una por cada característica sensorial (5 sensores flexibles + 3 ejes de acelerómetro  $\times$  3 segmentos temporales o valores derivados).
- Primera capa oculta: 64 neuronas con activación ReLU, permitiendo capturar relaciones no lineales propias de la dinámica gestual.
- Segunda capa oculta: 32 neuronas, también con ReLU, orientada al refinamiento de patrones de mayor nivel.
- Capa de salida: 5 neuronas con Softmax, proporcionando un vector de

probabilidades para las cinco señas médicas clasificadas.

La elección de esta arquitectura se justifica por su baja complejidad computacional, su capacidad para manejar datos multivariados y su rendimiento probado en dispositivos portables y sistemas sensoriales similares (C. Lu y cols., 2023; Makkar y cols., 2024).

### 3.4. Herramientas de hardware y software

El desarrollo del sistema de captura, procesamiento y reconocimiento de señas médicas requirió la integración de un conjunto de herramientas de hardware y software que permitieron establecer un flujo de trabajo robusto, reproducible y eficiente. La correcta articulación entre plataformas de programación, bibliotecas científicas, entornos de desarrollo para microcontroladores y módulos de almacenamiento resultó esencial para garantizar la adquisición confiable de señales, su organización estructurada y la implementación de modelos de aprendizaje automático. Este enfoque metodológico es consistente con investigaciones recientes que emplean soluciones basadas en sensores y machine learning para la interpretación automática de lenguaje de señas (C. Lu y cols., 2023; Nwachukwu y cols., 2024).

**Google Colab.** Google Colab se utilizó como entorno principal para el procesamiento de datos, la experimentación y el entrenamiento de modelos de machine learning. Su capacidad para ejecutar código en GPU o CPU sin coste adicional, la compatibilidad con Python 3 y la facilidad de interacción con Google Drive lo convierten en una plataforma ampliamente empleada en investigación aplicada a sistemas de reconocimiento gestual. Estudios recientes han reportado su uso en flujos de trabajo que involucran preprocesamiento de señales, normalización, filtrado y entrenamiento de redes neuronales y SVM en tareas de reconocimiento de señas (Makkar y cols., 2024; Maharjan y cols., 2024). En este proyecto, Colab permitió desarrollar todas las etapas posteriores a la captura física de señales:

gestión del dataset, visualización de curvas de entrenamiento, construcción de arquitecturas neuronales y evaluación mediante métricas estandarizadas.

**Python.** La implementación de los modelos de clasificación y el análisis de los datos capturados se realizaron en Python, debido a su flexibilidad, su amplia adopción en investigación científica y su ecosistema orientado a cómputo numérico y aprendizaje automático. Librerías fundamentales como NumPy, Pandas, Matplotlib y Seaborn permitieron gestionar estructuras de datos, realizar análisis estadísticos y generar visualizaciones necesarias para comprender el comportamiento de las señales. Por su parte, Scikit-learn, TensorFlow y Keras facilitaron la creación de modelos SVM, redes neuronales artificiales y la ejecución de procedimientos de entrenamiento, validación y prueba. El uso de estas herramientas es coherente con la práctica reportada en desarrollos recientes de sistemas de reconocimiento de señas basados en sensores y aprendizaje profundo, en los cuales Python constituye la plataforma estándar para prototipado y experimentación (C. Lu y cols., 2023; Makkar y cols., 2024).

**Arduino IDE.** El Arduino IDE se utilizó para programar el Arduino Mega, encargado de la adquisición continua de datos provenientes de los cinco sensores flexibles y el acelerómetro ADXL335. Las tareas realizadas incluyeron la lectura de señales analógicas, el control de la sincronización mediante un botón pulsador, el manejo de búferes y la escritura estructurada de los valores en una tarjeta microSD. Este enfoque de captura está alineado con soluciones descritas en investigaciones de smart gloves y dispositivos portables basados en microcontroladores, en las que el Arduino actúa como interfaz de bajo nivel para muestrear señales y transmitir las a procesos posteriores de clasificación (Nwachukwu y cols., 2024).

**Librerías del ecosistema Arduino.** Para garantizar una comunicación estable entre los módulos integrados, se emplearon las librerías SD.h y SPI.h, que permiten gestionar archivos mediante el protocolo SPI y coordinar la interac-

ción entre el microcontrolador y el módulo de almacenamiento. El uso de estas librerías es fundamental para mantener la integridad de los datos y asegurar un flujo continuo y confiable durante la captura, como lo destacan estudios de guantes instrumentados basados en flexión y sensores inerciales (Maharjan y cols., 2024).

**Módulo de tarjeta microSD.** El módulo microSD desempeñó un papel crucial al posibilitar el almacenamiento local de grandes volúmenes de datos, permitiendo registrar miles de valores por seña en archivos independientes y organizados. Sus ventajas —compatibilidad, velocidad de escritura y bajo costo— lo convierten en una opción recurrente en sistemas de adquisición de señales sensoriales, especialmente en dispositivos portables orientados a reconocimiento gestual (Nwachukwu y cols., 2024).

**Sensores y microcontrolador.** El sistema utilizó sensores flexibles para registrar la curvatura de cada dedo y un acelerómetro ADXL335 para capturar información sobre orientación y aceleración. El Arduino Mega actuó como la plataforma de control y adquisición, gracias a su amplia cantidad de entradas analógicas y su capacidad para manejar múltiples dispositivos simultáneamente. La combinación de sensores flexibles y unidades inerciales se ha consolidado como una arquitectura efectiva para el reconocimiento de señas, como lo demuestran diversos estudios open access que validan su utilidad para capturar tanto la postura como la dinámica del movimiento (C. Lu y cols., 2023; Maharjan y cols., 2024).

A continuación, el siguiente capítulo describe los resultados experimentales.



## Capítulo 4

# Análisis experimental y discusión

El capítulo presenta la evaluación experimental realizada a partir del pipeline propuesto para la identificación de LSM a partir de el dataset de las señales eléctricas.

### 4.1. Análisis experimental

#### 4.1.1. Entrenamiento del modelo RNA propuesto

El entrenamiento del modelo se llevó a cabo utilizando el optimizador Adam, ampliamente reconocido por su eficiencia computacional y su capacidad para adaptarse dinámicamente al gradiente, lo que lo convierte en una de las opciones más utilizadas en tareas de clasificación multiclase con redes neuronales profundas (Makkar y cols., 2024; C. Lu y cols., 2023). La función de pérdida seleccionada fue categorical cross-entropy, estándar en configuraciones de clasificación supervisada con salidas codificadas mediante Softmax, debido a su estabilidad numérica y a su adecuación para problemas con múltiples clases mutuamente excluyentes. Para evaluar el desempeño del modelo durante el proceso de aprendizaje, se utilizó la métrica de precisión (accuracy), una medida comúnmente empleada en investigaciones sobre reconocimiento de señas tanto

en sistemas basados en sensores como en aquellos basados en visión por computadora (Dinh y cols., 2025; Maharjan y cols., 2024).

El modelo fue entrenado durante 100 épocas con un tamaño de lote de 32 muestras, reservando el 20 % de los datos de entrenamiento para validación interna. Esta estrategia permitió monitorear la convergencia del modelo, identificar variaciones abruptas entre pérdida de entrenamiento y validación, y detectar signos tempranos de sobreajuste, tal como recomiendan diversos estudios de reconocimiento gestual basados en aprendizaje profundo (Nwachukwu y cols., 2024; Makkar y cols., 2024).

#### 4.1.2. Análisis del desempeño

Al finalizar el entrenamiento, el modelo fue evaluado utilizando un conjunto de prueba independiente, lo cual permitió estimar su capacidad de generalización ante datos no vistos. Los resultados indicaron que la red neuronal obtuvo una precisión satisfactoria en la clasificación de las señas médicas, consistente con reportes previos en sistemas de guantes instrumentados que emplean sensores flexibles y unidades inerciales para el reconocimiento de gestos (C. Lu y cols., 2023; Nwachukwu y cols., 2024). La evaluación incluyó el análisis mediante una matriz de confusión, herramienta fundamental para identificar clases con mayor exactitud y detectar posibles superposiciones o similitudes gestuales entre categorías. Este tipo de análisis es ampliamente utilizado en investigaciones que buscan mejorar la discriminación entre clases en vocabularios de señas (Dinh y cols., 2025). De manera complementaria, se aplicó el algoritmo t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) para visualizar la estructura del espacio de características en dos dimensiones. Esta técnica permitió observar una agrupación clara de las muestras por clase, lo cual sugiere que el modelo aprendió representaciones separables y coherentes para las distintas señas médicas. El uso de t-SNE ha demostrado ser eficaz para evaluar la separabilidad de datos gestuales en ambientes sensores y multimodales.

### 4.1.3. Análisis del entrenamiento

Durante el proceso de entrenamiento se generaron diversas gráficas de evolución de la pérdida (loss) y de precisión, tanto en entrenamiento como en validación. Estas representaciones resultan esenciales para:

- evaluar la estabilidad del aprendizaje a lo largo de las épocas,
- determinar si existe sobreajuste o subajuste,
- analizar la velocidad de convergencia,
- comparar el rendimiento entre fases del entrenamiento.

Investigaciones recientes en sistemas de reconocimiento de señas destacan precisamente la importancia del análisis visual como parte del proceso de validación interna de modelos neuronales, especialmente en aquellos que trabajan con datos multivariados o sensoriales.

## 4.2. Discusión de los resultados

La Figura 4.1 muestra la evolución de la función de pérdida (loss) basada en la métrica de Error Cuadrático Medio para los conjuntos de entrenamiento y validación. Se observa una disminución continua del error a medida que avanzan las épocas, lo que indica que la red neuronal ajusta progresivamente sus parámetros internos y converge hacia una solución estable. Este comportamiento es consistente con los resultados reportados en sistemas de reconocimiento de señas basados en aprendizaje profundo, donde la reducción simultánea del error en ambas particiones suele asociarse con un proceso de optimización adecuado y libre de oscilaciones inestables. La proximidad entre las curvas de entrenamiento y validación sugiere además que el modelo presenta buena capacidad de generalización, sin evidencia significativa de sobreajuste, fenómeno común en arquitecturas aplicadas a datos sensoriales multivariados cuando la complejidad del modelo supera el tamaño del conjunto de datos.

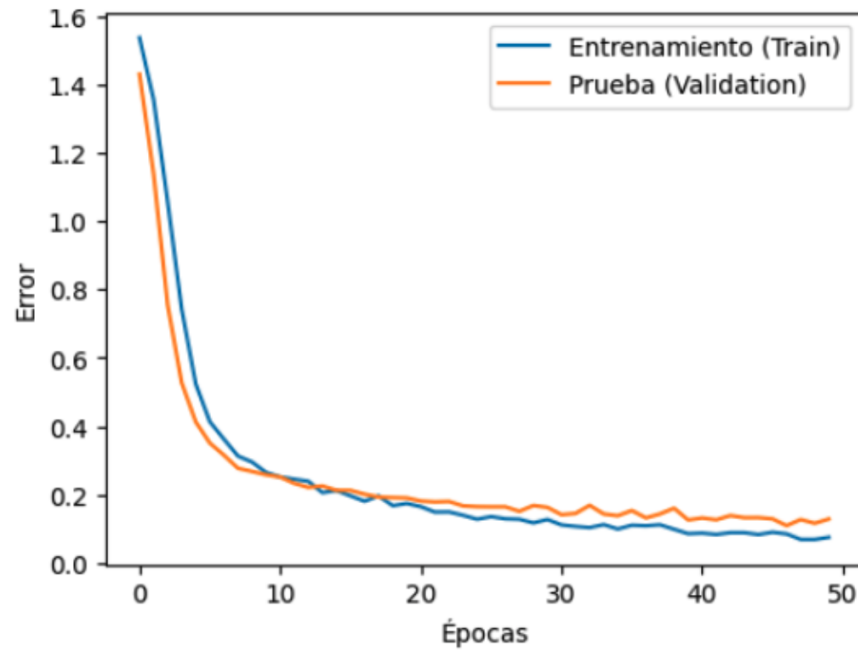


Figura 4.1: Evolución de la función de pérdida durante el entrenamiento y la validación

La Figura 4.2 presenta la evolución de la precisión (accuracy), en donde se aprecia un incremento sostenido tanto en entrenamiento como en validación.

El patrón que muestra la Figura 4.2 indica que el modelo mejora de forma continua su habilidad para clasificar correctamente las señales médicas a medida que avanza el proceso de aprendizaje. Resultados similares se han documentado en investigaciones que emplean sensores flexibles, unidades inerciales e interfaces portables para el reconocimiento de gestos, donde la combinación de características temporales y posturales conduce a mejoras graduales en la precisión (Nwachukwu y cols., 2024; Maharjan y cols., 2024). Este comportamiento respalda la pertinencia de la arquitectura multicapa seleccionada, cuya estructura común en clasificadores multiclase basados en señales fisiológicas y de movimiento se ha demostrado eficaz y computacionalmente eficiente.

Tras finalizar el entrenamiento, el modelo fue evaluado con un conjunto de prueba independiente, con el fin de analizar su capacidad de generalización frente

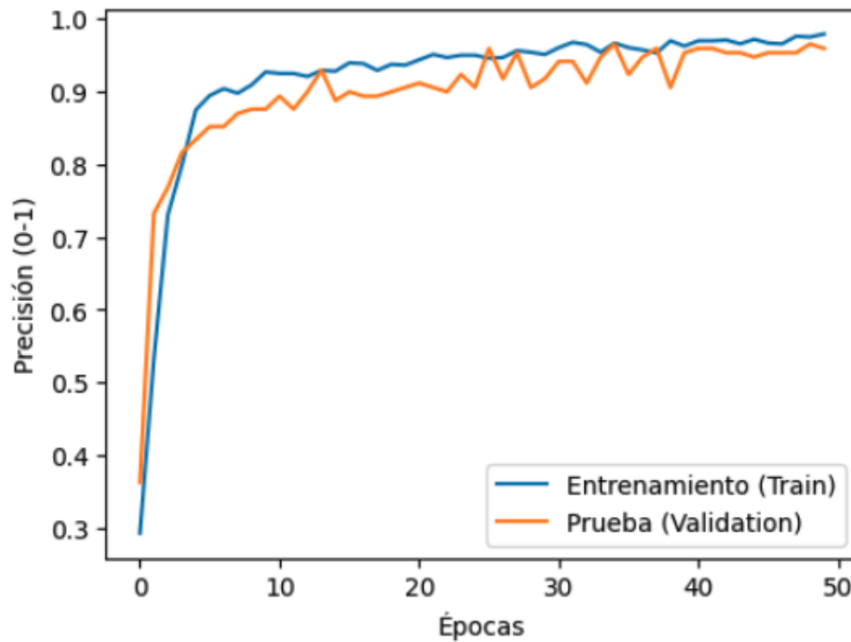


Figura 4.2: Precisión del modelo durante el entrenamiento y la validación

a datos no utilizados durante el aprendizaje. Los resultados confirman que la red neuronal logra un desempeño satisfactorio, en línea con estudios previos sobre guantes instrumentados y reconocimiento sensorial de lenguaje de señas mediante técnicas de deep learning.

La Figura 4.3 muestra la matriz de confusión, recurso fundamental para el análisis detallado del comportamiento del clasificador.

La diagonal principal en la Figura 4.3 agrupa las predicciones correctas, mientras que los valores fuera de la diagonal permiten identificar clases con mayor proximidad gestual, factor que puede originar confusiones entre patrones similares. Estudios recientes destacan la utilidad de esta herramienta para refinar modelos, identificar señas difíciles y proponer mejoras en la captura sensorial.

Por otra parte, la Figura 4.4 presenta la visualización del espacio de características mediante t-SNE, técnica de reducción de dimensionalidad ampliamente

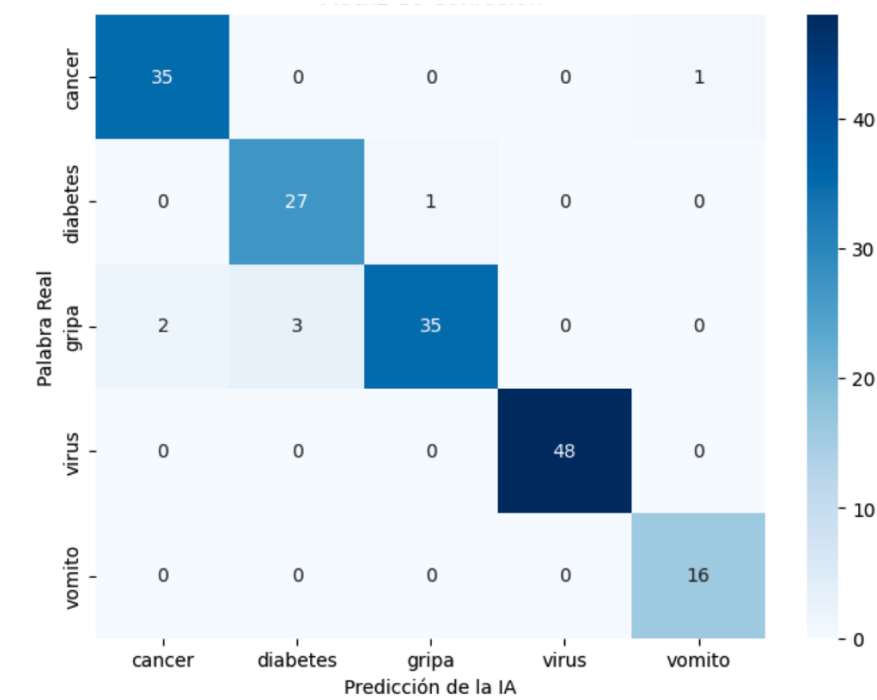


Figura 4.3: Matriz de confusión del modelo de red neuronal artificial

te utilizada para inspeccionar la estructura interna de representaciones generadas por redes neuronales.

La agrupación definida de los datos de puntos que muestra la Figura 4.4 evidencia que el modelo ha aprendido representaciones diferenciables entre clases, lo que confirma la relevancia informativa de las señales capturadas por los sensores flexibles y el acelerómetro). La Tabla 4.1 reporta la descripción de las gráficas utilizadas para el análisis del modelo de red neuronal.

Tabla 4.1: Descripción de las gráficas utilizadas para el análisis del modelo de red neuronal

Gráfica	Capítulo	Propósito
Loss vs. Epochs	3.4	Ver convergencia del entrenamiento
Accuracy vs. Epochs	3.4	Ver aprendizaje del modelo
Matriz de confusión	4	Evaluar clasificación por clase
t-SNE	4	Visualizar separabilidad de las señas

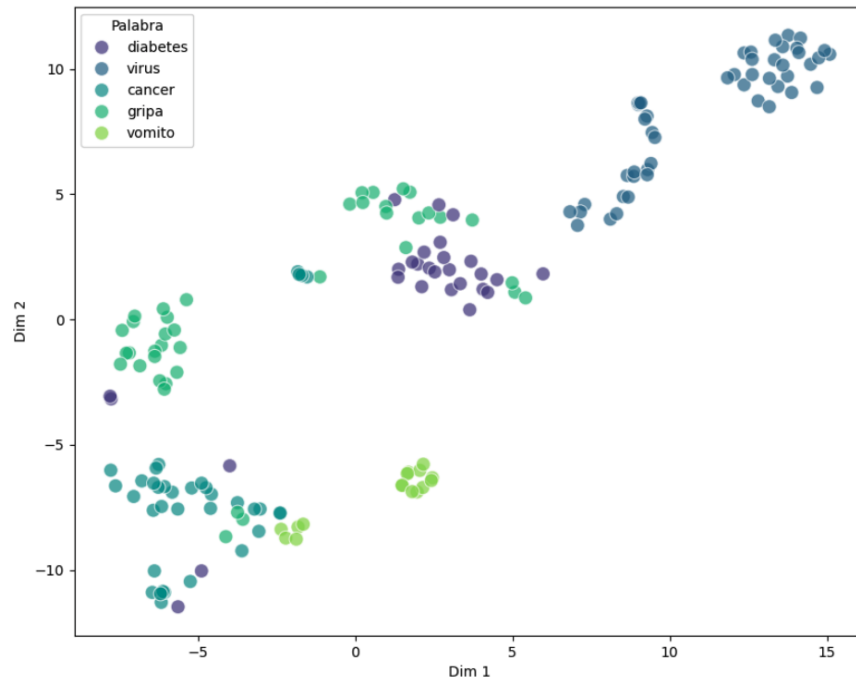


Figura 4.4: Visualización del espacio de características mediante t-SNE

Por otra parte, derivado de que las señales provenientes de sensores flexibles y del acelerómetro pueden verse afectadas por ruido eléctrico, vibraciones involuntarias y movimientos residuales, se implementó un filtro IIR (Infinite Impulse Response), técnica ampliamente utilizada en el procesamiento de señales biométricas y en sistemas de captura gestual para suavizar lecturas y eliminar componentes espurias de alta frecuencia.

El filtrado permitió:

- reducir fluctuaciones bruscas,
- estabilizar curvas de señal,
- eliminar vibraciones de alta frecuencia,
- mejorar la calidad general de las señales capturadas.

Esto facilitó que los modelos de aprendizaje automático identificaran patrones más limpios y consistentes, reduciendo la probabilidad de clasificaciones erróneas por variabilidad no relevante. La Tabla ?? reporta los atributos (promedio y desviación estándar) de un voluntario con 3 capturas diferentes de la palabra *virus* con ocho sensores.

Tabla 4.2: Atributos (promedio  $\mu$  y desviación estándar  $\sigma$ ) de un voluntario con 3 capturas de la palabra *virus* usando ocho sensores

	$\mu_1, \sigma_1$		$\mu_2, \sigma_2$		$\mu_3, \sigma_3$		$\mu_4, \sigma_4$		$\mu_5, \sigma_5$		$\mu_6, \sigma_6$		$\mu_7, \sigma_7$		$\mu_8, \sigma_8$	
	$\mu$	$\sigma$	$\mu$	$\sigma$	$\mu$	$\sigma$	$\mu$	$\sigma$	$\mu$	$\sigma$	$\mu$	$\sigma$	$\mu$	$\sigma$	$\mu$	$\sigma$
Atributos <i>virus</i>	307.87	0.446	486.98	56.03	385.68	54.47	351.32	26.92	443.59	33.16	384.22	14.57	357.15	19.52	430.31	8.612
Atributos <i>virus</i>	310.21	0.93	501.91	61.34	408.51	65.14	372.14	38.64	447.86	33.53	378.52	20.58	341.44	22.31	417.27	12.18
Atributos <i>virus</i>	314.72	5.145	492.66	62.60	392.55	62.80	359.82	36.91	450.36	43.93	377.09	17.77	343.94	21.25	416.36	11.28

Los resultados del análisis de sensibilidad muestran que las señales de los sensores flexibles constituyen la principal fuente de información discriminativa, ya que representan de manera directa la postura de los dedos y la configuración de la mano. Este hallazgo coincide con investigaciones que resaltan el papel central de los sensores de flexión en la correcta clasificación de señas que dependen fuertemente de la forma de la mano. Asimismo, las señales del acelerómetro aportan información crucial sobre movimiento y orientación, lo que mejora la diferenciación entre señas con configuraciones similares pero trayectorias distintas, tal como se ha demostrado en estudios de guantes inteligentes e interfaces portables. Reducciones controladas en la contribución de determinadas características provocaron disminuciones notables en la precisión, evidenciando que el clasificador depende de la combinación conjunta de información postural y dinámica.

Finalmente, el análisis de sensibilidad confirma que la red neuronal es altamente sensible a variaciones en las señales de entrada, comportamiento esperado en sistemas supervisados que operan con datos multivariados. Esta sensibilidad es favorable, ya que permite capturar patrones relevantes siempre que las señales estén adecuadamente filtradas, normalizadas y representen fielmente la ejecución de la seña. De igual forma, se corrobora que la integración multisensorial de sensores de flexión y acelerometría fortalecen la robustez del sistema, coherente con investigaciones donde la fusión de modalidades ha demostrado mejoras

significativas en precisión y estabilidad.



## Capítulo 5

# Conclusiones y trabajo futuro

El capítulo presenta las conclusiones de este proyecto a partir de los resultados alcanzados y expone posibles áreas para futuras investigaciones.

### 5.1. Conclusiones

Este trabajo presentó el desarrollo del guante inteligente para la captura y reconocimiento de señas médicas de la LSM, así como permitió demostrar la viabilidad técnica y metodológica de integrar sensores flexibles, un acelerómetro analógico y un microcontrolador Arduino Mega en un dispositivo portátil capaz de registrar, almacenar y procesar señales gestuales con fines de clasificación automática. Los resultados obtenidos evidencian que la arquitectura diseñada cumple adecuadamente con los requerimientos de captura simultánea y sincronizada de datos multivariados, condición indispensable para la construcción de modelos basados en aprendizaje automático.

El enfoque propuesto generó un conjunto de datos propio, estructurado y estandarizado, compuesto por muestras de cinco señas médicas relevantes en la comunicación clínica básica: cáncer, diabetes, gripa, virus y vómito. Asimismo, el enfoque propuesto permitió la aplicación de un protocolo sistemático de captura, incluyendo la proyección de videos de referencia, estandarización

de la posición inicial y control manual de inicio y término de cada registro, lo cual permitió obtener datos consistentes, comparables y libres de variaciones no deseadas atribuibles al usuario o al entorno experimental.

El proceso de preprocesamiento, particularmente el uso del filtro IIR para la reducción de ruido y la estandarización de las características de entrada, demostró ser fundamental para mejorar la calidad de las señales capturadas. La aplicación de técnicas de limpieza y normalización permitió que los modelos posteriores trabajaran con datos representativos y estables, facilitando la extracción de patrones gestuales relevantes y reduciendo el impacto de fluctuaciones externas o ruido inducido por los sensores. La red neuronal artificial entrenada con este conjunto de datos mostró un desempeño satisfactorio en términos de precisión y capacidad de generalización. El análisis de la función de pérdida, la precisión por época, la matriz de confusión y la visualización t-SNE permitió identificar que el modelo logró una diferenciación adecuada entre las señas, aun cuando algunas presentan similitudes en su configuración gestual. Estas evaluaciones evidencian que la combinación de sensores flexibles y acelerometría proporciona información suficiente para la clasificación multiclase en este dominio.

El análisis de sensibilidad confirmó que los sensores flexibles son los principales responsables de la discriminación de las señas, ya que capturan directamente la postura de los dedos. No obstante, la inclusión del acelerómetro resultó esencial para mejorar el reconocimiento de señas dinámicas o aquellas cuya diferenciación depende de la orientación o trayectoria de la mano. Esta integración multisensorial se consolidó como un elemento clave para fortalecer la robustez del sistema y evitar confusiones entre clases similares.

Los resultados obtenidos muestran que la solución propuesta constituye un primer avance sólido hacia la creación de un sistema accesible y de bajo costo para apoyar la comunicación entre profesionales de la salud y personas sordas usuarias de LSM. El prototipo desarrollado demuestra que es posible capturar, procesar y clasificar señas médicas mediante hardware accesible y algoritmos de inteligencia artificial, abriendo la puerta a futuras implementaciones de

traducción en tiempo real, ampliación del vocabulario reconocido y eventual integración con dispositivos móviles o plataformas clínicas.

## **5.2. Trabajo futuro**

El trabajo futuro consiste en la expansión del vocabulario de señas médicas, incorporando un número mayor de gestos y variaciones propias de la Lengua de Señas Mexicana para fortalecer la aplicabilidad del sistema en contextos clínicos reales. Asimismo, es pertinente avanzar hacia la implementación de reconocimiento en tiempo real, integrando algoritmos optimizados o arquitecturas más eficientes que permitan procesar las señales directamente desde el guante sin depender de análisis posteriores. Asimismo, es necesario explorar la integración con dispositivos móviles o plataformas hospitalarias, con el fin de facilitar la adopción del sistema en consultas médicas y mejorar la accesibilidad del paciente. Finalmente, es necesario también analizar la incorporación de técnicas avanzadas de fusión multisensorial y modelos de aprendizaje profundo más complejos, como redes recurrentes o arquitecturas híbridas, que puedan capturar patrones dinámicos y temporales de manera más precisa, ampliando así el potencial del guante inteligente como herramienta de apoyo en la comunicación médico-paciente.



# Referencias

- Adkins, D., y Bush, M. L. (2024). Hearing health equity: Access and utilization of implantable devices. *Current Otorhinolaryngology Reports*, 12, 19–24. doi: 10.1007/s40136-024-00501-9
- Al-Hammadi, M., Muhammad, G., Abdul, W., Alsulaiman, M., Bencherif, M. A., Alrayes, T. S., ... Mekhtiche, M. A. (2020). Deep learning-based approach for sign language gesture recognition with efficient hand gesture representation. *IEEE Access*, 8, 192527–192542. doi: 10.1109/ACCESS.2020.3032140
- Amin, M. S., Rizvi, S. T. H., Mazzei, A., y Anselma, L. (2023). Assistive data glove for isolated static postures recognition in american sign language using neural network. *Electronics*, 12(8). doi: 10.3390/electronics12081904
- Balaha, M. M., El-Kady, S., Balaha, H. M., Salama, M., Emad, E., Hassan, M., y Saafan, M. (2023). A vision-based deep learning approach for independent-users arabic sign language interpretation. *Multimedia Tools and Applications*, 82, 6807–6826. doi: 10.1007/s11042-022-13423-9
- Becerril-Carrillo, A. d. J., Selley-Rojas, H. J., y Guevara-Martínez, E. (2026). Recurrent neural networks for mexican sign language interpretation in healthcare services. *Sensors*, 26(1), 27. doi: 10.3390/s26010027
- Chiu, C.-M., Chen, S.-W., Pao, Y.-P., Huang, M.-Z., Chan, S.-W., y Lin, Z.-H. (2019). A smart glove with integrated triboelectric nanogenerator for self-powered gesture recognition and language expression. *Science and Technology of Advanced Materials*, 20(1), 964–971. doi: 10.1080/14686996.2019.1665458
- Comisión Nacional de los Derechos Humanos. (2025). *Día nacional de la lengua de señas mexicana: promoción del derecho a la inclusión*. Descargado de [https://www.cndh.org.mx/sites/default/files/documentos/2025-06/FRN\\_JUN\\_10-2.pdf](https://www.cndh.org.mx/sites/default/files/documentos/2025-06/FRN_JUN_10-2.pdf)
- CONADIS. (2016). *La dificultad de las personas con discapacidad auditiva para comunicarse con los demás... lengua de señas mexicana (lsm)*. <https://www.gob.mx/conadis/articulos/lengua-de-senas-mexicana-lsm>. (Consejo Nacional para el Desarrollo y la Inclusión de las Personas con Discapacidad)
- Cruz-Aldrete, M. (2014). Hacia la construcción de un diccionario de lengua de señas mexicana. *Revista de Investigación*, 38(83), 57–80.

- Dinh, N. S., Nguyen, T. D., Tran, D. T., Huy Pham, N. D., Tran, T. H., Tong, N. A., ... Nguyen, P. L. (2025). Sign language recognition: A large-scale multi-view dataset and comprehensive evaluation. En *Cvf winter conference on applications of computer vision* (pp. 7887–7897). doi: 10.1109/WACV61041.2025.00766
- Escobar L.-Dellamary, L. (2016). Mexican sign language, an endangered language? bimodal contact and sociolinguistic documentation. *Estudios de Lingüística Aplicada*, 62, 125–152. doi: 10.22201/enallt.01852647p.2015.62.420
- Fragozo, E. (2021, May). *Vocabulario de enfermedades y síntomas en lsm*. YouTube video.
- García Pineda, E. (2024). La lengua de señas mexicana en los procesos educativos de la educación básica. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 10(1). doi: 10.37811/cl\_rcm.v10i1.22435
- Hernández Sol, Á., Guadalupe Ramírez Espinosa, I., Ramírez Molina, B., y Alonso Martínez Ramos, U. (2022). Sistema traductor de lenguaje de señas mexicano v3.0. *Revista Tecnología Digital*, 12(1), 127–135.
- INEGI. (2021). *Marco conceptual. censo de población y vivienda*. <https://tinyurl.com/yvstdcs2c>. (Instituto Nacional de Estadística y Geografía)
- Islam, M., Aloraini, M., Aladhadh, S., Habib, S., Khan, A., Alabdulatif, A., y Alanazi, T. M. (2023). Toward a vision-based intelligent system: A stacked encoded deep learning framework for sign language recognition. *Sensors*, 23(22). doi: 10.3390/s23229068
- Küçükdermenci, S. (2024). Multifunctional smart glove: An innovative solution for sign language interpretation and wireless wheelchair control. En *Proceedings of the 3rd international conference on frontiers in academic research* (pp. 1142–1149). Konya, Turkey: All Sciences Academy.
- Lee, B. G., y Lee, S. M. (2018). Smart wearable hand device for sign language interpretation system with sensors fusion. *IEEE Sensors Journal*, 18(3), 1224–1232. doi: 10.1109/JSEN.2017.2779466
- Lu, C., Amino, S., y Jing, L. (2023). Data glove with bending sensor and inertial sensor based on weighted dtw fusion for sign language recognition. *Electronics*, 12(3). doi: 10.3390/electronics12030613
- Lu, W.-x., Fang, P., Zhu, M.-l., Zhu, Y.-r., Fan, X.-j., Zhu, T.-c., ... Sun, L.-n. (2023). Artificial intelligence-enabled gesture-language recognition feedback system using strain-sensor arrays-based smart glove. *Advanced Intelligent Systems*, 5(8), 2200453. doi: 10.1002/aisy.202200453
- Maharjan, S., Shrestha, S., y Fernando, S. (2024). Sign language detection and translation using smart glove. En A. E. Hassanien, S. Anand, A. Jaiswal, y P. Kumar (Eds.), *Innovative computing and communications* (pp. 535–554). Springer Nature. doi: [https://doi.org/10.1007/978-981-97-3591-4\\_41](https://doi.org/10.1007/978-981-97-3591-4_41)
- Makkar, A., Makkar, D., Patel, A., y Hebert, L. (2024). *Signspeak: Open-source time series classification for asl translation*. Descargado de <https://arxiv.org/abs/2407.12020>

- Montaño Juárez, H. R., y Ibáñez Cerda, S. (2014). Lexicalization patterns and argumental structure in predicates of caused change of location in mexican sign language. *Signos Lingüísticos*, *X*(20), 108–152.
- Nwachukwu, M., Eze, C., Nnorom, O., Nwebonyi, H., y Ezeagwu, C. (2024). Implementing sign language recognition system using flex sensors. *International Journal of Research and Innovation in Applied Science*, 73–79. doi: 10.51584/IJRIAS.2024.909008
- Ozawa, T., Shibata, H., Nishimura, H., y Tanaka, H. (2017). Investigation of feature elements and performance improvement for sign language recognition by hidden markov model. En M. Antona y C. Stephanidis (Eds.), *Universal access in human-computer interaction. human interface and the management of information* (Vol. 10278, pp. 76–88). Springer. doi: 10.1007/978-3-319-58703-5\_6
- Rahim, M. A., Islam, M. R., y Shin, J. (2019). Non-touch sign word recognition based on dynamic hand gesture using hybrid segmentation and cnn feature fusion. *Applied Sciences*, *9*(18). doi: 10.3390/app9183790
- Rogers, K. D., Lovell, K., Bower, P., Armitage, C. J., y Young, A. (2025). What are deaf sign language users' experiences as patients in healthcare services? a scoping review. *PLOS Global Public Health*, *5*(2). doi: 10.1371/journal.pgph.0003535
- Sanchez, C. E. (2025). Overcoming communication barriers to improve patient safety for american sign language users who are deaf or hard of hearing. *Patient Safety*, *7*(2). doi: 10.33940/001c.138084
- Sosa-Jiménez, C. O., Ríos-Figueroa, H. V., y Solís-González-Cosío, A. L. (2022). A prototype for mexican sign language recognition and synthesis in support of a primary care physician. *IEEE Access*, *10*, 127620–127635. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3226696
- Wen, F., Zhang, Z., He, T., y Lee, C. (2021). Ai enabled sign language recognition and vr space bidirectional communication using triboelectric smart glove. *Nat Commun*, *12*. doi: 10.1038/s41467-021-25637-w
- Xia, K., Lu, W., Fan, H., y Zhao, Q. (2022). A sign language recognition system applied to deaf-mute medical consultation. *Sensors*, *22*(23). doi: 10.3390/s22239107
- Zhu, R., Fan, D., Lin, J., Feng, H., Wang, H., y Dai, J. S. (2024). Machine-learning-assisted soft fiber optic glove system for sign language recognition. *IEEE Robotics and Automation Letters*, *9*(2), 1540–1547. doi: 10.1109/LRA.2023.3347133

Cuernavaca, Morelos a 14 de abril del 2026.

MTRO. ELMER IVAN SANCHEZ RABADAN  
ENCARGADO DE DESPACHO DE LA DIRECCION DE LA FACULTAD  
DE CONTADURIA, ADMINISTRACION E INFORMATICA DE LA UAEM.  
PRESENTE.

En mi carácter de revisor de tesis, hago de su conocimiento que he leído con interés la tesis para obtener el grado de la Maestría en Optimización y Cómputo Aplicado, del estudiante **Armando Mariel Roa**, con matrícula **10072366**, con el título **TRADUCCIÓN DE ALGUNOS GESTOS DEL SECTOR SALUD DE LA LENGUA DE SEÑAS MEXICANA (LSM) MEDIANTE UN GUANTE ELECTRONICO E INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)**, por lo cual, me permito informarle que después de una revisión cuidadosa de dicha tesis, me permito expresar mi **VOTO APROBATORIO** por lo que de mi parte no existe inconveniente para que el estudiante continúe con los trámites que la Universidad Autónoma del Estado de Morelos tenga establecidos para obtener el grado mencionado.

Atentamente  
*Por una humanidad culta*

**Dr. Federico Alonso Pecina**  
**Profesor Investigador de Tiempo Completo**  
**Facultad de Contaduría, Administración e Informática**



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL  
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

#### Sello electrónico

**FEDERICO ALONSO PECINA | Fecha:2026-04-14 17:32:06 | FIRMANTE**

CMlYrJ6V54Q/lbE8PCDGBqQZCrZ85OiktagzavpK+xl1QlgD1VZ3VxUGPY30ZX/G0SWp6b49T1n7Jc5EZUZzP+fJRL3HctKa6Rjn5SInfpMF0RgoXukPHEtSMTg5yHdiCvUWJCeI  
YCPClGgghaJUaoJuO1chIbHlhmYks4mLKm6Lxk1nxXvw4hQyQ5ESuKNrQt36qYN2dFGmDNr3YGtNZ+w7j3applBAJXiUOlXQw2vhG4aZjgdop8iHV1oBr6Rce9CZUWLVWoopgF5  
yLubdfU0gIhi7PIwD1HwWmHHGxaoyAWBZFgp9Ro/VY8wTy9XXrPcFYhuANJ7nlcMBflvfpFQ==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o  
escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



[ehtK1vWzG](#)

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/Z3Ob3tpW3O3jFwdKapp9CEI849T17mml>



UAEM  
RECTORÍA  
2023-2029

Cuernavaca, Morelos a 14 de abril del 2026.

**MTRO. ELMER IVAN SANCHEZ RABADAN**  
**ENCARGADO DE DESPACHO DE LA DIRECCION DE LA FACULTAD**  
**DE CONTADURIA, ADMINISTRACION E INFORMATICA DE LA UAEM.**  
**PRESENTE.**

En mi carácter de revisor de tesis, hago de su conocimiento que he leído con interés la tesis para obtener el grado de la Maestría en Optimización y Cómputo Aplicado, del estudiante **Armando Mariel Roa**, con matrícula **10072366**, con el título **TRADUCCIÓN DE ALGUNOS GESTOS DEL SECTOR SALUD DE LA LENGUA DE SEÑAS MEXICANA (LSM) MEDIANTE UN GUANTE ELECTRONICO E INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)**, por lo cual, me permito informarle que después de una revisión cuidadosa de dicha tesis, me permito expresar mi **VOTO APROBATORIO** por lo que de mi parte no existe inconveniente para que el estudiante continúe con los trámites que la Universidad Autónoma del Estado de Morelos tenga establecidos para obtener el grado mencionado.

Atentamente  
*Por una humanidad culta*

**Dr. José Alberto Hernández Aguilar**

**Facultad de Contaduría, Administración e Informática**



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL  
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

#### Sello electrónico

**JOSE ALBERTO HERNANDEZ AGUILAR | Fecha:2026-04-15 11:48:17 | FIRMANTE**

yul67R6aXy8L83IWTDm4lg1lvESY9mF7BxntmrBYUKQYW8vH4Qn8sRZT+hvJrbsech3llYnpg4KOgNj64u6glrxxJd2DezT9tour0IKNY61PZXbV6Dydf5yPrCI37RCpPC6t4hMCoCr  
bzbwgfXKXcCXubil8ot6eDwzRH02G+714ntqAX2ashoAbXf42DyqfbgGZhdWnBiFJ2DR86KPjGyMYiBUe51Noy3j9ssBimclKOZSgLoGl0vml4rpDTDYa/IT7JcEPTEDdZgFjjunlb  
0G8Vfed2VSWfrGWRmACctwgn94al29yG1nk6dNhJJaViaL6nzCzyGqNNhu+BrA==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o  
escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



[sCDr6gbGF](#)

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/CJfxhqIxnDu3C7SxoSVQ6simEwdlsnY>



UAEM  
RECTORÍA  
2023-2029

Cuernavaca, Morelos a 14 de abril del 2026.

**MTRO. ELMER IVAN SANCHEZ RABADAN**  
**ENCARGADO DE DESPACHO DE LA DIRECCION DE LA FACULTAD**  
**DE CONTADURIA, ADMINISTRACION E INFORMATICA DE LA UAEM.**  
**PRESENTE.**

En mi carácter de revisor de tesis, hago de su conocimiento que he leído con interés la tesis para obtener el grado de la Maestría en Optimización y Cómputo Aplicado, del estudiante **Armando Mariel Roa**, con matrícula **10072366**, con el título **TRADUCCIÓN DE ALGUNOS GESTOS DEL SECTOR SALUD DE LA LENGUA DE SEÑAS MEXICANA (LSM) MEDIANTE UN GUANTE ELECTRONICO E INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)**, por lo cual, me permito informarle que después de una revisión cuidadosa de dicha tesis, me permito expresar mi **VOTO APROBATORIO** por lo que de mi parte no existe inconveniente para que el estudiante continúe con los trámites que la Universidad Autónoma del Estado de Morelos tenga establecidos para obtener el grado mencionado.

Atentamente  
*Por una humanidad culta*

Dr. Mario Limón Mendoza

**Facultad de Contaduría, Administración e Informática**



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL  
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

#### Sello electrónico

**MARIO LIMON MENDOZA | Fecha:2026-04-15 15:52:51 | FIRMANTE**

jlgrmEtFs6qOi/biFh8LX9YOi7tvmfZ03hLWdRKDX0CTH+Zyi45v2yOEPiySK7wLoqRhK7Hal2rR19ZlaDEuGJ4/ZhJxN2b8koKGSnreY87ueHjHMCYFbJkZZhK1TI+oFixR6PUfnB8x+UN9lp+W7mPp/kr07Y9baLHqZOfxvirC8nnUDhyXyVcWT2gwIbjF50EtZZkHmPhMPLrrq/ryKM42sarOoFoKyAqwM7nSfkNRMMy05nPAJDRNG9ivnuY+reJCXEoPwA3y8DOro1m28E9c1k1FiHXRTURjEkjz0VwksJLi2F7jK7ezk8wWutjvgYJXVlrWtoGICWSk31FNxw==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



[3bdDrk8R4](#)

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/eXrKo2ezJgSrmnzzgtHCf2d3MKcoDrv>



UAEM  
RECTORÍA  
2023-2029

Cuernavaca, Morelos a 14 de abril del 2026.

MTRO. ELMER IVAN SANCHEZ RABADAN  
ENCARGADO DE DESPACHO DE LA DIRECCION DE LA FACULTAD  
DE CONTADURIA, ADMINISTRACION E INFORMATICA DE LA UAEM.  
PRESENTE.

En mi carácter de revisor de tesis, hago de su conocimiento que he leído con interés la tesis para obtener el grado de la Maestría en Optimización y Cómputo Aplicado, del estudiante **Armando Mariel Roa**, con matrícula **10072366**, con el título **TRADUCCIÓN DE ALGUNOS GESTOS DEL SECTOR SALUD DE LA LENGUA DE SEÑAS MEXICANA (LSM) MEDIANTE UN GUANTE ELECTRONICO E INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)**, por lo cual, me permito informarle que después de una revisión cuidadosa de dicha tesis, me permito expresar mi **VOTO APROBATORIO** por lo que de mi parte no existe inconveniente para que el estudiante continúe con los trámites que la Universidad Autónoma del Estado de Morelos tenga establecidos para obtener el grado mencionado.

Atentamente  
*Por una humanidad culta*

**Dr. Outmane Oubram**  
**Facultad de Ciencias Químicas e Ingeniería**



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL  
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

#### Sello electrónico

**OUTMANE OUBRAM | Fecha:2026-04-14 16:58:03 | FIRMANTE**

XeFBs53HnVghcfzck8fPcQCjgQZhQnNpuGPpRqWJyR/GomDhIPzzASPoMpn+nOi9PuLNxbXw8kTetm3WDZWocKIR5PE2afTHuedbZ6ulD8S0FCfH0e1ViMuCIQRDjWcZZX4s1OURj5trZjLFExdvI4JGaaPKqyiNm/NQfbktJSemnT1KBLG47wOJP/QfX+yYZuQc/QhLhg5Wzb2wgM1L4xiEoB//4GaTIB0IjIPHqgm+ANIKvvZKvbm5I2JDLTLkxupSmrnBLes49sTFXaFrlbQ5h420BczXrfg+eyudHBBb0Qe2LK7wJlzDQkUmYY0Bns7SAO8rorQhZyerBEdgOQ==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



**UIJYCQGNr**

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/zLetfvV03FM02obCJMR6amnfyLJtmxGk>



**UAEM**  
RECTORÍA  
2023-2029



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL  
ESTADO DE MORELOS



Facultad de Contaduría,  
Administración e Informática

FACULTAD DE CONTADURÍA, ADMINISTRACIÓN e INFORMÁTICA

SECRETARÍA DE INVESTIGACIÓN

Cuernavaca, Morelos a 14 de abril del 2026.

**MTRO. ELMER IVAN SANCHEZ RABADAN**  
**ENCARGADO DE DESPACHO DE LA DIRECCION DE LA FACULTAD**  
**DE CONTADURIA, ADMINISTRACION E INFORMATICA DE LA UAEM.**  
**PRESENTE.**

En mi carácter de revisor de tesis, hago de su conocimiento que he leído con interés la tesis para obtener el grado de la Maestría en Optimización y Cómputo Aplicado, del estudiante **Armando Mariel Roa**, con matrícula **10072366**, con el título **TRADUCCIÓN DE ALGUNOS GESTOS DEL SECTOR SALUD DE LA LENGUA DE SEÑAS MEXICANA (LSM) MEDIANTE UN GUANTE ELECTRONICO E INTELIGENCIA ARTIFICIAL (IA)**, por lo cual, me permito informarle que después de una revisión cuidadosa de dicha tesis, me permito expresar mi **VOTO APROBATORIO** por lo que de mi parte no existe inconveniente para que el estudiante continúe con los trámites que la Universidad Autónoma del Estado de Morelos tenga establecidos para obtener el grado mencionado.

Atentamente  
*Por una humanidad culta*

*FIRMA DIGITAL*

**Dr. Pedro Moreno Bernal**  
**Profesor Investigador de Tiempo Completo**  
**Facultad de Contaduría, Administración e Informática**



Av. Universidad 1001 Col. Chamilpa, Cuernavaca Morelos, México, 62209, edificio 2B, Tel. (777) 329 70 00, Ext. 7917  
<https://www.uaem.mx/fcaei> correo: [posgrado.fcaei@uaem.mx](mailto:posgrado.fcaei@uaem.mx)

**UAEM**  
RECTORÍA  
2023-2029



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL  
ESTADO DE MORELOS

Se expide el presente documento con firma electrónica UAEM, soportada por el certificado vigente a la fecha de su elaboración y con efectos plenos de conformidad con los LINEAMIENTOS EN MATERIA DE FIRMA ELECTRÓNICA PARA LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MORELOS PUBLICADOS en el ÓRGANO INFORMATIVO UNIVERSITARIO "ADOLFO MENÉNDEZ SAMARÁ" número 117 de fecha 20 de abril de 2021.

#### Sello electrónico

**PEDRO MORENO BERNAL | Fecha:2026-04-15 05:47:42 | FIRMANTE**

Jr/UmaYM1QC96cz+mr786Hp22mTK9bYAMPdaiKBmDJOMRaTGKl6xC7C5dnqn7Q6z7PVOVxGgp3HuokJhnyvh722YCATbsprkCNhMMxA+yoVVtjfxsw7ZQuBNHUSesxF+CMx8Ntxupa5w2EFZBzElqxI0B+YV0BTGdiFDJT/lrvHm6yT459SBwPtXSxByE0Rgai26wsDEOtwuaDiu1qKUUivcwMYVcDT9UalvSQR0dzAFIwQmHvNzzUD/6mOJSr4wtyn1gO+/uryvG/4TyrUTGr8ujwdE7PGr33+uF6S0bYIRCLC0GTyIKNJuciCOSPJaVTeUEG76lbtXIXD3rqIUQ==

Puede verificar la autenticidad del documento en la siguiente dirección electrónica o escaneando el código QR ingresando la siguiente clave:



**5oudXQ628**

<https://efirma.uaem.mx/noRepudio/AOaNbD56l2qhB2vAnLQaJCqsdIhCJgkj>



**UAEM**  
RECTORÍA  
2023-2029