



**UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE INGENIERÍA EN TELECOMUNICACIONES**

Prototipo traductor del lenguaje de señas para mejorar la comunicación de personas con discapacidad auditiva y de lenguaje a través del análisis del movimiento y flexión de la mano.

Trabajo de Titulación para optar al título de:
Ingeniero en Telecomunicaciones

Autores:

Santi Ilbay, Jefferson Stalin
Tanqueño Castro, Ronny Fabricio

Tutor:

PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante

Riobamba, Ecuador. 2026

DECLARATORIA DE AUTORÍA

Nosotros, Jefferson Stalin Santi Ilbay, con cédula de ciudadanía 1600609091 y Ronny Fabricio Tanqueño Castro, con cédula de ciudadanía 0604436238, autores del trabajo de investigación titulado: **“Prototipo traductor de lenguaje de señas para mejorar la comunicación de personas con discapacidad auditiva y de lenguaje a través del análisis del movimiento y flexión de la mano”**, certifico que la producción, ideas, opiniones, criterios, contenidos y conclusiones expuestas son de nuestra exclusiva responsabilidad.

Asimismo, cedo a la Universidad Nacional de Chimborazo, en forma no exclusiva, los derechos para su uso, comunicación pública, distribución, divulgación y/o reproducción total o parcial, por medio físico o digital; en esta cesión se entiende que el cesionario no podrá obtener beneficios económicos. La posible reclamación de terceros respecto de los derechos de autor (a) de la obra referida, será de mi entera responsabilidad; librando a la Universidad Nacional de Chimborazo de posibles obligaciones.

En Riobamba, 22 de junio de 2026.



Jefferson Stalin Santi Ilbay

C.I: 1600609091



Ronny Fabricio Tanqueño Castro

C.I: 0604436238



DICTAMEN FAVORABLE DEL PROFESOR TUTOR

Quien suscribe, **PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante** catedrático adscrito a la Facultad de **Facultad de Ingeniería**, por medio del presente documento certifico haber asesorado y revisado el desarrollo del trabajo de investigación titulado: **“Prototipo traductor de lenguaje de señas para mejorar la comunicación de personas con discapacidad auditiva y de lenguaje a través del análisis del movimiento y flexión de la mano”**, bajo la autoría de **Jefferson Stalin Santi Ilbay y Ronny Fabricio Tanqueño Castro**; por lo que se autoriza ejecutar los trámites legales para su sustentación.

Es todo cuanto informar en honor a la verdad; en Riobamba, a los 22 días del mes de junio de 2026.



PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante

C.I: 1104064132

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

Quienes suscribimos, catedráticos designados Miembros del Tribunal de Grado para la evaluación del trabajo de investigación **PROTOTIPO TRADUCTOR DEL LENGUAJE DE SEÑAS PARA MEJORAR LA COMUNICACIÓN DE PERSONAS CON DISCAPACIDAD AUDITIVA Y DE LENGUAJE A TRAVÉS DEL ANÁLISIS DEL MOVIMIENTO Y FLEXIÓN DE LA MANO**, presentado por Jefferson Stalin Santi Ilbay, con cédula de identidad número 1600609091 y Ronny Fabricio Tanqueño Castro, con cédula de identidad número 0604436238, bajo la tutoría de PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante; certificamos que recomendamos la **APROBACIÓN** de este con fines de titulación. Previamente se ha evaluado el trabajo de investigación y escuchada la sustentación por parte de su autor; no teniendo más nada que observar.

De conformidad a la normativa aplicable firmamos, en Riobamba 30 de junio de 2026.

Luis Gonzalo Santillán Valdiviezo, Mgs.
PRESIDENTE DEL TRIBUNAL DE GRADO



José Luis Jinez Tapia, Mgs.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



Marlon Danilo Basantes Valverde, PhD.
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO





CERTIFICACIÓN

Que, **JEFFERSON STALIN SANTI ILBAY** con CC: **1600609091**, estudiante de la Carrera de **TELECOMUNICACIONES**, Facultad de **INGENIERÍA**; ha trabajado bajo mi tutoría el trabajo de investigación titulado "**PROTOTIPO TRADUCTOR DEL LENGUAJE DE SEÑAS PARA MEJORAR LA COMUNICACIÓN DE PERSONAS CON DISCAPACIDAD AUDITIVA Y DE LENGUAJE A TRAVÉS DEL ANÁLISIS DEL MOVIMIENTO Y FLEXIÓN DE LA MANO**", cumple con el **6 %**, de acuerdo al reporte del sistema Anti plagio **COMPILATIO**, porcentaje aceptado de acuerdo a la reglamentación institucional, por consiguiente, autorizo continuar con el proceso.

Riobamba, 29 de junio de 2026



Validar únicamente en FirmaSGC.
Firmado electrónicamente por:
**LEONARDO FABIAN
RENTERIA BUSTAMANTE**

PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante
TUTOR(A)



CERTIFICACIÓN

Que, **TANQUEÑO CASTRO RONNY FABRICIO** con CC: **0604436238**, estudiante de la Carrera **TELECOMUNICACIONES**, Facultad de INGENIERIA; ha trabajado bajo mi tutoría el trabajo de investigación titulado **"PROTOTIPO TRADUCTOR DEL LENGUAJE DE SEÑAS PARA MEJORAR LA COMUNICACIÓN DE PERSONAS CON DISCAPACIDAD AUDITIVA Y DE LENGUAJE A TRAVÉS DEL ANÁLISIS DEL MOVIMIENTO Y FLEXIÓN DE LA MANO"**, cumple con el **6 %**, de acuerdo al reporte del sistema Anti plagio **COMPILATIO**, porcentaje aceptado de acuerdo a la reglamentación institucional, por consiguiente autorizo continuar con el proceso.

Riobamba, 29 de junio de 2026



Validar Únicamente en FirmaSC:
Firmado electrónicamente por:
**LEONARDO FABIAN
RENTERIA BUSTAMANTE**

PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante
TUTOR(A)

DEDICATORIA

A mi madre, Fabiola Ilbay, por su amor incondicional, su paciencia y su apoyo constante en cada etapa de este camino; por ser mi mayor motivación y el ejemplo de fortaleza que me impulsó a no rendirme.

A mi padre, Orlando Santi, por su esfuerzo, sus consejos y su confianza en mí, y por creer en mí incluso en los momentos en que yo dudaba; todo ello me dio la seguridad necesaria para alcanzar cada una de mis metas.

A mis hermanos, Julissa y Alexis, por su compañía y apoyo incondicional en cada paso de este camino.

Jefferson Stalin Santi Ilbay

"En primer lugar, agradezco a Dios por darme la vida, la salud y la fortaleza necesaria para culminar este camino. Dedico este trabajo, fruto de años de incansable esfuerzo y sacrificio, a mi familia, quienes han sido el faro en mis días más complejos. A mis padres, por constituir mi cimiento más sólido, por sostenerme con su ejemplo y haberme enseñado que el valor de la perseverancia es la llave para alcanzar cualquier meta. A mis abuelitos, por ser guardianes de una sabiduría eterna, por brindarme una fuente inagotable de cariño, un amor incondicional que no conoce límites y por ser, desde siempre, mi mayor motivo de orgullo. A mis hermanos, por caminar a mi lado en cada paso de este trayecto, compartiendo risas y desvelos; y a mi novia, por convertirse en mi refugio seguro, mi apoyo constante en la incertidumbre y la luz clara que me motiva a ser una mejor versión de mí mismo cada día."

Ronny Fabricio Tanqueño Castro

AGRADECIMIENTO

Agradezco primeramente a Dios, por su guía y fortaleza durante todo este proceso, por darme la sabiduría y la paciencia necesarias para culminar esta etapa con éxito.

A mis padres, por su apoyo incondicional, por enseñarme el valor del esfuerzo y por ser siempre mi mayor motivación; y a mis hermanos, familiares y amigos, por su compañía, comprensión y palabras de ánimo que me impulsaron a seguir adelante.

De manera especial, a mi tía Gloria Ilbay y a toda su familia, por abrirme las puertas de su hogar y acogerme con tanto cariño durante gran parte de mi vida estudiantil; su generosidad fue un pilar fundamental para poder cumplir este sueño.

Agradezco también al Ingeniero Leonardo Rentería, tutor de esta tesis, por su dedicación, orientación y valiosas recomendaciones que fueron fundamentales para la realización de este trabajo.

Jefferson Stalin Santi Ilbay

Quisiera expresar mi más sincero agradecimiento al Ingeniero Leonardo Rentería, tutor de esta tesis, por su paciencia, guía y valiosos consejos a lo largo de este proceso de investigación; sus enseñanzas fueron fundamentales para concluir con éxito este trabajo. A la Universidad Nacional de Chimborazo, por abrirme sus puertas y permitirme formarme profesionalmente en sus aulas.

A mis amigos y compañeros de carrera, por compartir las intensas jornadas de estudio y por mantener el ánimo en alto durante todo este camino.

Finalmente, a mi familia, por su apoyo incondicional y por ser el pilar fundamental que me permitió alcanzar esta meta; gracias por su fe inquebrantable en cada uno de mis proyectos.

Ronny Fabricio Tanqueño Castro

ÍNDICE GENERAL

DERECHOS DE AUTORÍA

DICTAMEN FAVORABLE DEL TUTOR Y MIEMBROS DE TRIBUNAL

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

CERTIFICADO ANTIPLAGIO

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTO

ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE FIGURAS

RESUMEN

ABSTRACT

CAPÍTULO I.....	16
1. INTRODUCCIÓN	16
1.1 Antecedentes	16
1.2 Planteamiento del problema.....	16
1.3 Justificación	17
1.4 Objetivos.....	18
1.4.1 General	18
1.4.2 Específicos	18
CAPÍTULO II.....	19
2. MARCO REFERENCIAL	19
2.1 Estado del arte.....	19
2.2 Marco Teórico.....	21
2.2.1 Dactilología	21

2.2.2	Lenguaje de señas	21
2.2.3	Discapacidad auditiva	22
2.2.4	Lenguaje de señas ecuatoriano (LSEC)	22
2.2.5	Sensores de flexión	23
2.2.6	Acelerómetro.....	23
2.2.7	Giroscopio	23
2.2.8	Magnetómetro	23
2.2.9	LSTM	24
2.2.10	RNN vs LSTM	24
2.2.11	Machine Learning.....	25
2.2.12	Tensorflow.....	25
2.2.13	Keras.....	25
CAPÍTULO III		26
3.	METODOLOGÍA.....	26
3.1	Tipo de Investigación.....	26
3.2	Método de Investigación.....	26
3.3	Diseño de Investigación.....	27
3.4	Población de estudio y tamaño de muestra	28
3.5	Operacionalización de variables	29
3.6	Métodos de análisis y procesamiento de datos	30
3.7	Diseño e implementación del prototipo	32
3.7.1	Fase 1: Estudio previo	32
3.7.2	Fase 2: Diseño y construcción del prototipo	36
3.7.3	Fase 3: Evaluación	61
CAPÍTULO IV		63
4.	RESULTADOS	63
4.1	Prueba de hipótesis	63

4.2	Discusión	67
CAPÍTULO V		70
5.	CONCLUSIONES y RECOMENDACIONES	70
5.1	CONCLUSIONES	70
5.2	RECOMENDACIONES.....	71
BIBLIOGRAFÍA.....		72
ANEXOS.....		75

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Comparación de arquitecturas, métricas y limitaciones en el estado del arte.	20
Tabla 2. Comparación RNN vs LSTM.	24
Tabla 3. Operacionalización de las variables.	29
Tabla 4. Restricciones de movimiento de los dedos de la mano humana [29].	33
Tabla 5. Ubicación de sensores.	34
Tabla 6. Correlación entre parámetros de movimiento LSEC y variables inerciales.	36
Tabla 7. Características de la Sensor Flex.	37
Tabla 8. Características del GY-BNO08X.	38
Tabla 9. Características de la ESP32-S3.	39
Tabla 10. Resumen estadístico de validación de los sensores Flex de 2.2" frente a Goniómetro mano derecha.	40
Tabla 11. Resumen estadístico de validación de los sensores Flex de 2.2" frente a Goniómetro mano izquierda.	43
Tabla 12. Métricas de validación del sensor BNO08x para trayectorias espaciales.	47
Tabla 13. Tabla de precisión por frase.	59
Tabla 14. Resultados del cuestionario “Sin el Prototipo”.	62
Tabla 15. Resultados del cuestionario “Con el Prototipo”.	62
Tabla 16. Tabla cruzada Sin prototipo y Con prototipo.	63
Tabla 17. Pruebas de Chi-cuadrado.	64
Tabla 18. Estadístico de prueba.	64
Tabla 19. Porcentaje de efectividad en la evaluación de campo.	65
Tabla 20. Desglose del origen de los aciertos con el prototipo.	66

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Dactilología e ideogramas, deletreo de palabras [14].	21
Figura 2. Lenguaje de Señas [16].	21
Figura 3. Discapacidad auditiva [17].	22
Figura 4. Lenguaje de señas ecuatoriano, símbolos de movimientos [19].	22
Figura 5. Funcionamiento general del sensor Flex.	23
Figura 6. Keras y TensorFlow en conjunto.	25
Figura 7. Fases de Investigación.	31
Figura 8. Articulaciones y huesos de la mano humana [28].	32
Figura 9. Trayectorias del movimiento de la mano [30].	35
Figura 10. Sensores Flex 2.2”.	37
Figura 11. GY-BNO08X.	38
Figura 12. XIAO ESP32-S3.	39
Figura 13. Calibración de sensores Flex mano derecha.	41
Figura 14. MAE Y RMSE mano derecha.	41
Figura 15. R2 mano derecha.	42
Figura 16. Calibración de sensores Flex mano izquierda.	43
Figura 17. MAE y RMSE mano izquierda.	44
Figura 18. R2 mano izquierda.	45
Figura 19. Figuras geométricas de referencia.	45
Figura 20. Referencia de trayectoria del sensor con respecto a geometría ideal.	46
Figura 21. Resultados de error de escala.	47
Figura 22. Resultados de RMSE.	48
Figura 23. Resultado de la distribución del MAE.	48
Figura 24. Placa PCB del prototipo.	49
Figura 25. Prototipo final Montado.	50
Figura 26. topología de Red WIFI.	51
Figura 27. Conexión wi-fi a la APP.	52
Figura 28. Calibración de los sensores Flex.	53
Figura 29. Grabación de nuevas señas.	54
Figura 30. Distribución de muestras por cada Señal/Gesto en colab.	58
Figura 31. Matriz de confusión del modelo entrenado.	58
Figura 32. Matriz de Confusión.	60
Figura 33. Comparación de aciertos de evaluación.	66

RESUMEN

Este proyecto de investigación presenta el diseño, construcción y validación de un prototipo tecnológico portátil diseñado para la traducción de la Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC) a texto y voz. Con el objetivo de mitigar las barreras de comunicación de la comunidad con discapacidad auditiva y de lenguaje en el Ecuador. El hardware implementado integra sensores de flexión y unidades de medición inercial (BNO08X), los cuales son gestionados por microcontrolador ESP32-S3. Los datos movimiento y de orientación espacial se transmiten en tiempo real vía Wi-Fi a una aplicación móvil Android para el guardado y reconocimiento de gestos. Dicha plataforma ejecuta localmente una red neuronal recurrente de Memoria a Largo Corto Plazo (LSTM) optimizada en TensorFlow Lite para realizar la inferencia sin dependencia de servidores externos. En las pruebas de validación técnica, el prototipo alcanzó una precisión del 83,33%, al reconocer correctamente 10 de las 12 frases entrenadas. En la evaluación de campo, el uso del prototipo incrementó el porcentaje de efectividad desde un 11% con el método tradicional hasta un 97% de éxito global; cabe destacar que este último valor se calculó únicamente sobre las diez frases que superaron la validación técnica. El desglose de este resultado demostró que el 88,6% del éxito global es atribuible directamente a la intervención del prototipo, pues 86 de los 97 aciertos comunicativos se lograron mediante su uso. Esto representó, además, una eficacia correctiva del 96,6%, al resolver exitosamente 86 de las 89 interacciones que inicialmente no habían sido comprendidas. Este último indicador refleja la capacidad del sistema para recuperar interacciones fallidas y no debe confundirse con la precisión global del prototipo.

Palabras claves: Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC), Guantes electrónico, Redes neuronales LSTM, Reconocimiento de señas, Hardware embebido.

ABSTRACT

This research project presents the design, construction, and validation of a portable technological prototype that translates Ecuadorian Sign Language (LSEC) into text and speech, aiming to mitigate communication barriers for the hearing- and speech-impaired community in Ecuador. The implemented hardware integrates flex sensors and inertial measurement units (BNO08X), which are managed by an ESP32-S3 microcontroller. Motion and spatial orientation data are transmitted in real time via Wi-Fi to an Android mobile application for gesture storage and recognition. This platform locally executes a Long Short-Term Memory (LSTM) recurrent neural network optimized in TensorFlow Lite to perform inference without relying on external servers. In technical validation tests, the prototype achieved an accuracy of 83.33%, correctly recognizing 10 out of the 12 trained phrases. In the field evaluation, the use of the prototype increased the effectiveness rate from 11% using the traditional method to 97% overall success; it is worth noting that this latter value was calculated solely based on the ten phrases that passed the technical validation. The breakdown of this result demonstrated that 88.6% of the overall success is directly attributable to the prototype's intervention, as 86 out of the 97 communicative successes were achieved through its use. Furthermore, this represented a corrective efficiency of 96.6%, successfully resolving 86 out of the 89 interactions that were initially misunderstood. This final indicator reflects the system's capacity to recover failed interactions and should not be confused with the prototype's overall accuracy.

Keywords: Ecuadorian Sign Language (LSEC), Electronic gloves, LSTM neural networks, Sign recognition, Embedded hardware.



Reviewed by:

Mgs. Hugo Romero

ENGLISH PROFESSOR

C.C. 0603156258

CAPÍTULO I

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

Con el constante avance de la tecnología en la actualidad, se han logrado desarrollar diversas herramientas y dispositivos que facilitan la inclusión de personas con discapacidades en diferentes aspectos de la vida cotidiana, permitiéndoles participar activamente en la sociedad y mejorando considerablemente su calidad de vida.

En el Ecuador, de acuerdo con un estudio realizado por el Consejo Nacional de Igualdad de Discapacitados (CONADIS), existen al menos 480.776 personas que viven con algún tipo de discapacidad. Dentro de este grupo, aproximadamente el 1.15% enfrenta problemas de lenguaje, mientras que un 12.93% tiene dificultades relacionadas con la audición [1].

La comunicación es muy indispensable en nuestra vida cotidiana esta nos conecta, permite el intercambio y la comprensión. Sin embargo, es un reto para las personas con discapacidad auditiva. Aquí es donde los proyectos e investigaciones evidencian ser la clave de la participación en una sociedad centrada en las personas con alguna discapacidad. Los nuevos avances tecnológicos abren nuevas puertas [2].

El oído humano nos permite comunicarnos con las demás personas haciendo que nuestra vida se torne social. Por lo cual, la ingeniería biomédica ha ayudado con soluciones innovadoras para restaurar o mejorar el problema de la pérdida auditiva, como implantes cocleares, audífonos, dispositivos auditivos anclados al hueso e implantes auditivos. Estos dispositivos utilizan una combinación de principios eléctricos, mecánicos y biológicos para evitar o estimular las partes dañadas del sistema auditivo y enviar señales sonoras al cerebro [3].

Estas investigaciones que ayudan a las personas que poseen alguna discapacidad auditiva han logrado que las personas sordas o con una pérdida menos severa encuentren solución a las múltiples barreras para su comunicación social. El acceso a la información de manera visual es una ayuda importante para este colectivo, así como los servicios de interpretación de lengua de signos en videollamadas, e incluso reconocimiento de imágenes [4].

1.2 Planteamiento del problema

La comunicación es un derecho fundamental que todo individuo debería tener, son obstante, las personas con discapacidad auditiva y del lenguaje se enfrentan a barreras significativas en su interacción con la sociedad. En Ecuador aún no existe un sistema de apoyo integral que facilite la inclusión y el desenvolvimiento de quienes enfrentan esta discapacidad. Esta falta de herramientas adecuadas hace aún más difícil su participación plena en el ámbito social, educativo y laboral [5]. De acuerdo con el registro realizado por Consejo Nacional

para la Igualdad de Discapacidades-CONADIS en septiembre de 2023, en toda la provincia de Chimborazo, existe un total de 3335 habitantes que padecen discapacidad auditiva y de lenguaje, con un 95,32% y 4,68% respectivamente [1]. Por lo cual, uno de los principales problemas que enfrenta este sector de la población es la dificultad para comunicarse con personas que no presentan estas discapacidades, ya que muchas no están familiarizadas con el lenguaje de señas. Estos problemas de comunicación pueden limitar el acceso de las personas con discapacidad auditiva y de lenguaje a diversos servicios en su vida cotidiana como por ejemplo en el ámbito educativo, lo que podría generar efectos negativos en su bienestar emocional y psicológico.

En Colombia, en 2021, en la Universidad Piloto De Colombia, se desarrolló un trabajo de investigación relacionado con la traducción de la lengua de señas colombianas utilizando visión por computadora e inteligencia artificial, el cual se realizó en forma de una aplicación web para el uso en computadoras. Durante el proceso de creación del modelo se implementó redes neuronales, React y el lenguaje de programación JavaScript, logrando la traducción de algunas palabras del lenguaje de señas colombianas en tiempo real; sin embargo, la precisión obtenida fue de un 44% [6].

En Ecuador, en 2023, en la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo (ESPOCH), se realizó un trabajo de investigación basado en reconocimiento de imagen para la traducción de lenguaje de señas a voz, esto con un porcentaje de precisión del 93.21% [7]. El trabajo mencionado obtuvo buenos resultados; sin embargo, existían ciertos parámetros que se tenían que cumplir para lograr la precisión indicada, los cuales no serían evidentes con otras tecnologías.

El presente proyecto se enfocará en desarrollar un dispositivo capaz de mejorar la comunicación de las personas con discapacidad auditiva y de lenguaje mediante la creación de un prototipo tecnológico innovador. Este prototipo estará diseñado para traducir el lenguaje de señas en texto y voz mediante la utilización de un conjunto de sensores avanzados, facilitando así la interacción entre personas con y sin discapacidad auditiva de una manera más accesible y eficiente. De acuerdo con lo expuesto, se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿En qué medida el uso de un prototipo traductor portátil basado en sensores de flexión e IMU mejora, respecto a la comunicación sin apoyo tecnológico, la comprensión de un conjunto limitado de frases de LSEC por parte de participantes oyentes en un entorno controlado?

1.3 Justificación

El presente proyecto se enfocará en desarrollar un dispositivo capaz de mejorar la comunicación de las personas sordas, con discapacidad auditiva y usuarias de lengua de señas ecuatoriana mediante la creación de un prototipo tecnológico. Este prototipo estará diseñado para traducir la lengua de señas en texto y voz mediante la utilización de un conjunto de sensores avanzados, proporcionando así la interacción entre personas oyentes y no oyentes de una manera más accesible y eficiente. Dentro del ámbito de los dispositivos

capaces de traducir lenguaje de señas existen investigaciones donde tratan con diferentes métodos para realizarlo, uno de ellos utiliza la tecnología de reconocimiento de imagen. Esta tecnología presenta algunas limitaciones para su correcto funcionamiento, tales como: disponer de una iluminación que este entre 100 y 400 luxes, evitar situaciones de contraluz y contar con un hardware potente para el entrenamiento de redes neuronales. Por otro lado, los dispositivos basados en sensores electrónicos avanzados reducen la dependencia de condiciones de iluminación frente a la tecnología de reconocimiento de imagen, lo que los convierte en una alternativa viable para evitar este tipo de inconvenientes; sin embargo, su precisión y capacidad de generalización deben validarse experimentalmente.

El sistema no solo facilita la interacción entre la comunidad sorda y usuarios de LSEC con quienes no dominan esta lengua, sino que también promueve la integración social y la accesibilidad en diversas situaciones cotidianas, como en el ámbito laboral, educativo o en la atención médica, logrando así minimizar las barreras de comunicación y fomentar un entorno más inclusivo para todos.

1.4 Objetivos

1.4.1 General

- Diseñar e implementar un prototipo traductor del lenguaje de señas para mejorar la comunicación de personas con discapacidad auditiva y de lenguaje a través del análisis del movimiento y flexión de la mano.

1.4.2 Específicos

- Investigar y analizar las estructuras, gestos y normas relacionadas con la lengua de señas ecuatorianas (LSEC) para conocer y facilitar la creación del prototipo.
- Diseñar y construir un prototipo traductor a texto y voz a través del análisis del movimiento de la mano.
- Evaluar el funcionamiento del prototipo con personas con discapacidad auditiva y de Lenguaje.

CAPÍTULO II

2. MARCO REFERENCIAL

2.1 Estado del arte

La educación inclusiva es un derecho fundamental que garantiza la equidad en el acceso al conocimiento para estudiantes con discapacidad auditiva. Diversas investigaciones destacan que la accesibilidad tecnológica es el eje que permite cerrar la brecha comunicativa en entornos académicos [8]. Con respecto a la Lengua de Señas, la escasez de intérpretes en el aula y materiales didácticos adaptados han impulsado la necesidad de herramientas tecnológicas que faciliten la interacción en tiempo real entre hablantes y no hablantes de la lengua.

Dentro del campo de reconocimiento automático, las investigaciones han evolucionado significativamente, cambiando de sistemas basados en hardware especializado a modelos avanzados de inteligencia artificial. Trabajos previos han explorado el uso de sensores como Leap Motion y Microsoft Kinect, utilizando algoritmos como K-Nearest Neighbors (KNN) y Support Vector Machines (SVM) para la clasificación de signos. No obstante, estudios sobre la Lengua de Signos Española (LSE) y otras variantes han demostrado que la integración de redes neuronales recurrentes (LSTM) junto con la extracción de características mediante *landmarks* es la solución más robusta frente al ruido visual, superando las limitaciones de los modelos basados en Hidden Markov Models (HMM) [9].

La actualidad dentro del campo del *Deep Learning* se centra en la fusión de información espacial y temporal. Las investigaciones recientes han implementado arquitecturas híbridas que combinan redes convolucionales (CNN) para la detección espacial de las manos y redes LSTM para el análisis del movimiento en el tiempo, logrando precisiones superiores al 93% en validación [10]. También se ha demostrado que la diversidad del *dataset* es tan crítica como la arquitectura de la red para la generalización del modelo, las técnicas de aumento de datos, como las transformaciones afines y el intercambio facial, que han permitido mejoras de hasta un 32% en la precisión, garantizando a su vez la anonimización y protección de datos visuales.

En el ámbito de las aplicaciones móviles, la creación de alternativas que utilizan Machine Learning se considera un campo nuevo para facilitar el acceso a la educación. Varios estudios han investigado cómo influyen las aplicaciones móviles, subrayando su eficacia en el avance de la comprensión del idioma y en la independencia del aprendiz [11]. Aunque aplicaciones anteriores han alcanzado niveles de precisión competitivos utilizando la cámara del teléfono móvil, estas alternativas se encuentran con problemas técnicos como la necesidad de condiciones de iluminación ideales, la sobrecarga computacional y la complejidad en la interpretación de gestos dinámicos complicados [12].

La investigación actual se distingue de los métodos que utilizan visión artificial al presentar un sistema de captación inercial y de flexión que se apoya en un conjunto de 24 sensores.

Mientras que la literatura resalta las complicaciones de los dispositivos que funcionan con cámaras en entornos con luz cambiante o fondos irregulares, la utilización de sensores físicos asegura una recolección de datos sólida, sin estar sujeta a condiciones externas. Al combinar esta fortaleza sensorial con una estructura de redes LSTM diseñada para el análisis de series temporales, este proyecto aborda el problema de la latencia y la necesidad de hardware caro, logrando así una solución portable, efectiva y ética para la interpretación de la lengua de señas en entornos educativos.

Tabla 1. Comparación de arquitecturas, métricas y limitaciones en el estado del arte.

Autor / Año	Tipo de solución	Sensores o Visión	Vocabulario	Resultado	Limitación
Rubén García Viciano (2025)	CNN + LSTM	Visión (Video)	64 signos	93,75% (validación)	Distancia y fondo
Dayanna Cevallos y Andrea León (2026)	MediaPipe + LSTM	Visión (Landmarks)	LSEC	96% (validación)	Factores externos dificultan la adquisición de datos
Daniel Calderon y Cristian Pimentel (2025)	Redes neuronales convolucionales (CNN) Clasificación Deep Learning	Visión	Abecedario	90% (validación)	Confusión letras V, Q
René Cuevas (2025)	Deep Learning	Visión (Cámara móvil)	LSM	>90%	Poca luz / Mov. rápido
Marina Trigo (2025)	Transformer (STMC/I3D)	Visión (Aumento datos)	10.000 pares	+32,59% mejora	Alta carga cómputo

2.2 Marco Teórico

2.2.1 Dactilología

La dactilología es un sistema utilizado para transmitir mediante el movimiento de los dedos de la mano las letras del alfabeto. Este sistema se utiliza frecuentemente en el lenguaje de señas como parte esencial en la expresión de alfabetos manuales. Al igual que el lenguaje hablado cuentan con diferentes fonéticas que las diferencian entre sí, de esta manera cada lenguaje hablado cuenta con su propio lenguaje de señas y a su vez cuenta con su propio sistema de dactilología [13].

La dactilología es una herramienta que es muy utilizado cuando se trata de deletrear palabras, donde ciertas representaciones de las letras son copias exactas de la forma de las mismas, mientras que otras necesitan de movimientos estructurados o patrones para ser identificados.



Figura 1. Dactilología e ideogramas, deletreo de palabras [14].

2.2.2 Lenguaje de señas

El lenguaje de señas se basa en gestos visuales y espaciales, mediante las manos, la vista, el rostro, la boca y el cuerpo. Es una forma de comunicación que se percibe visualmente y no auditivamente, y tiene las mismas utilidades que el habla para las personas que oyen.

La lengua de señas es esencialmente creada por individuos con sordera y dificultades del habla, garantizando una comunicación clara y efectiva que facilita a las personas comunicarse desde una edad temprana. Además, desempeña un papel importante en su crecimiento social y cognitivo, ya que les ayuda a adquirir saberes sobre su entorno y a formar su identidad cultural [15].



Figura 2. Lenguaje de Señas [16].

2.2.3 Discapacidad auditiva

La discapacidad auditiva es una condición que puede perjudicar la capacidad de una persona para escuchar. Esto puede ser causada por diferentes factores incluyendo la genética, lesiones entre otros factores. Existen diferentes tipos de discapacidades auditivas que se dividen según el grado de capacidad auditiva. Una persona puede nacer con problemas auditivos mientras que otra puede llegar a adquirirla con el tiempo. Es importante destacar lo importante que es la inclusión para las personas que sufren de esta discapacidad auditiva. Esto implica facilitar los recursos que faciliten a las personas comunicarse de manera más efectiva [17].



Figura 3. Discapacidad auditiva [17].

2.2.4 Lenguaje de señas ecuatoriano (LSEC)

En el diccionario de la lengua de señas de Ecuador Gabriel Román hay aproximadamente 5000 términos del Diccionario Oficial de la Lengua de Señas Ecuatoriana. Se clasifican 9 conjuntos de configuraciones de señas con 82 variaciones, donde cada una simboliza una posición de la mano, funcionando como recursos que facilitan la comunicación. El dominio de este idioma de señas fomenta el acceso, la interacción y la información, incentivando el interés de la sociedad a nivel nacional e internacional sobre la comunidad sorda en Ecuador [18].

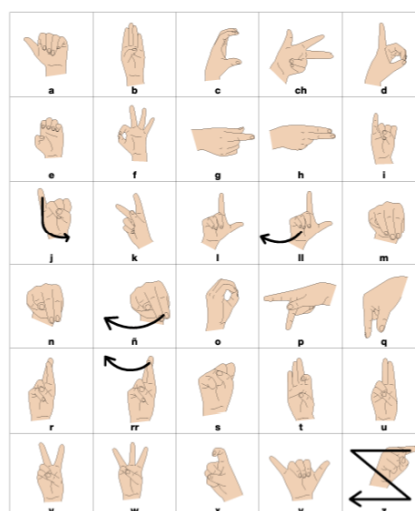


Figura 4. Lenguaje de señas ecuatoriano, símbolos de movimientos [19].

2.2.5 Sensores de flexión

El funcionamiento de los sensores de flexión consiste en cambiar su resistencia dependiendo de la cantidad de curva que experimenta el sensor. La variación en la curvatura del sensor es convertida a resistencia eléctrica cuando más es la curva mayor es el valor de la resistencia [20].

La dimensión aproximada de las tiras de los sensores de flexión varía desde 1 a 5 pulgadas que aproximadamente su valor en resistencia es de $10\text{ K}\Omega$ a $40\text{ K}\Omega$ estos sensores son de uso frecuente en guantes para detectar el movimiento del dedo



Figura 5. Funcionamiento general del sensor Flex.

2.2.6 Acelerómetro

Un acelerómetro es un dispositivo que mide los cambios en aceleración generados por un movimiento, entregando una señal eléctrica basada en cambios físicos. Una de las funciones del acelerómetro es actuar como un sensor de inclinación, utilizando la gravedad como un vector para identificar la posición de un objeto en tres dimensiones. Para crear el sistema electrónico, se necesita un acelerómetro que sea capaz de captar la inclinación de la mano en los ejes XY.

2.2.7 Giroscopio

Es un dispositivo que mide la variación de un ángulo con respecto al tiempo mientras se mantiene girando a una velocidad angular. Los giroscopios modernos utilizan la tecnología llamada MEMS (Microelectromechanical Systems) que con la ayuda de pequeños componentes mecánicos y electrónicos ayudan a medir las fuerzas de rotación [21].

Muchas veces se puede utilizar la combinación entre un acelerómetro y un giroscopio para proporcionar mediciones con una mayor precisión y más completa.

2.2.8 Magnetómetro

Un magnetómetro es un dispositivo que mide la intensidad y dirección del campo magnético de la Tierra. En los sistemas de navegación, esta herramienta funciona de forma similar a

una brújula digital, ofreciendo una referencia precisa sobre la posición del aparato en relación con el norte magnético [22].

Los magnetómetros que forman parte de sistemas microestructurados electromecánicos (MEMS) como el que se encuentra en la IMU BNO08X son capaces de percibir las variaciones en el campo magnético del entorno utilizando materiales que presentan magnetorresistividad. Estos materiales sufren un cambio directo en sus características eléctricas (en concreto, en su resistividad o conductividad) cuando se expone a un flujo o inducción magnética externa, lo que facilita la conversión de variables físicas en señales eléctricas que pueden ser manejadas por un microcontrolador.

2.2.9 LSTM

Las redes LSTM (Long Short-Term Memory) son un avance de las redes neuronales recurrentes, creadas con el propósito de abordar el reto del desvanecimiento del gradiente. Su característica principal es la introducción de un estado interno que facilita el paso continuo de información, lo que se denomina flujo de error constante. Gracias a este mecanismo, la red preserva el contexto de datos secuenciales remotos sin que la señal de entrenamiento se degrade al retropropagarse. Para lograr esta capacidad de memoria a largo plazo, la arquitectura de la celda LSTM incorpora componentes especializados en la gestión del flujo informativo [23].

2.2.10 RNN vs LSTM

Aunque las Redes Neuronales Recurrentes (RNN) son el modelo fundamental para el análisis de secuencias, su desempeño en el reconocimiento de señas dinámicas es limitado por el desvanecimiento del gradiente [24]. En secuencias largas, las RNN convencionales sufren una pérdida progresiva de información, dificultando la correlación entre el movimiento inicial y final de un gesto.

Por otro lado, la arquitectura Long Short-Term Memory (LSTM), diseñada para preservar la señal de entrenamiento mediante un *constant error flow* (flujo de error constante). A diferencia de las RNN, las LSTM introducen un estado de celda gestionado por tres compuertas: olvido, entrada y salida. Este mecanismo actúa como un filtro inteligente que permite a la red retener selectivamente datos relevantes durante toda la duración de la secuencia [23].

Tabla 2. Comparación RNN vs LSTM.

Característica	RNN Tradicional	LSTM
Memoria	Muy limitada (corto plazo)	Extendida (largo plazo)
Complejidad	Baja (simple)	Alta (computacionalmente costosa)
Problemas	Gradiente desvaneciente	Resuelve el gradiente desvaneciente

2.2.11 Machine Learning

El aprendizaje automático o Machine learning se caracteriza por ser una división de la inteligencia artificial que facilita que las computadoras adquieran conocimientos a partir de la información y se perfeccionen de manera independiente sin necesidad de ser programadas de forma específica para cada actividad. Dentro del Machine learning, se pueden encontrar distintas categorías de aprendizaje, resaltando el supervisado y el no supervisado [25].

2.2.12 Tensorflow

Es una potente biblioteca de código abierto, creada por Google y enfocada en el aprendizaje automático y el cálculo de alto rendimiento. Esta plataforma permite desarrollar y entrenar redes neuronales profundas que pueden reconocer patrones complejos y dependencias secuenciales en la información, simulando la forma en que se procesa la información en los seres vivos [26]. En esta estructura, TensorFlow funciona como el sistema matemático que organiza los tensores y lleva a cabo los algoritmos de optimización durante la fase de entrenamiento del modelo. Esto es esencial para el proyecto, ya que proporciona las herramientas necesarias como TFLiteConverter para convertir el modelo entrenado en un formato que sea optimizado y con baja latencia, perfectos para ser ejecutado en dispositivos móviles de manera local.

2.2.13 Keras

Es una API avanzada para redes neuronales, creada en Python. Su diseño busca facilitar la experimentación rápida y el prototipado a través de un enfoque sencillo y modular. En este proyecto, Keras funciona como la capa superior que facilita la realización de la red neuronal recurrente (LSTM), haciendo posible organizar las capas de memoria, las funciones de activación y los optimizadores de manera clara y eficiente. Aunque en el pasado se conectaba con diversos motores, en la actualidad trabaja de forma nativa e integrada en el entorno de TensorFlow [25].

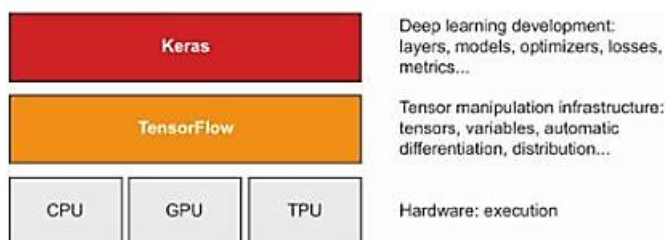


Figura 6. Keras y TensorFlow en conjunto.

CAPÍTULO III

3. METODOLOGÍA

3.1 Tipo de Investigación

La presente investigación es aplicada, tecnológica, experimental y con un enfoque cuantitativo. El objetivo es el diseño, implementación y validación técnica de un prototipo traductor de gestos dinámicos y expresiones en Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC) a texto y voz, mediante el análisis del flexionado de los dedos y la trayectoria espacial de la mano.

Al ser de naturaleza aplicada, se busca resolver un problema concreto de inclusión social mediante el desarrollo de una solución tecnológica portable.

Es experimental porque permite el control y manipulación de variables físicas (ángulos articulares, aceleración lineal, orientación) y algorítmicas (parámetros de clasificación por LSTM) para cuantificar objetivamente el rendimiento del sistema bajo condiciones estandarizada y reproducibles.

3.2 Método de Investigación

Para el presente proyecto de investigación, se busca diseñar e implementar un prototipo traductor del lenguaje de señas ecuatoriano (LSEC) a texto y voz, a través del análisis de movimiento y flexión de la mano. Para lograrlo, se seguirán una serie de parámetros que abarcan desde los métodos de investigación hasta la descripción detallada de las variables que se utilizarán para evaluar el funcionamiento y efectividad de prototipo propuesto.

Método Experimental

Este proceso se divide en etapas que se organizan en fases de trabajo. Cada una de estas fases incluye actividades que facilitan la ejecución del proyecto, proporcionando un enfoque que permite un control estricto sobre las variables y escenarios involucrados en el desarrollo del prototipo traductor del lenguaje de señas, mediante el análisis del movimiento y la flexión de la mano. La selección del diseño metodológico permitirá una manipulación precisa de las pruebas, lo que nos permitirá garantizar la obtención de resultados confiables. Al ser de carácter experimental nos permitirá una evaluación exhaustiva del rendimiento del prototipo en los entornos o situaciones simulados. Mediante la comparación de los grupos de control (usuarios que usen el método tradicional de comunicación, sin el sistema traductor) y los grupos experimentales (usuarios que interactúan con el sistema traductor), podremos cuantificar si el prototipo traductor logra mejorar la comunicación de personas con discapacidad auditiva y de lenguaje. Este enfoque establece una base sólida para futuras mejoras y aplicaciones de los prototipos traductores de lenguaje de señas.

Investigación Cuantitativa

Esta metodología permitirá evaluar la efectividad del prototipo en condiciones controladas mediante un diseño cuasi experimental intra-sujeto, de medidas repetidas. Se realizarán pruebas antes y después de la implementación del sistema para medir el porcentaje de efectividad, por medio de sesiones donde los mismos participantes sean evaluados en situaciones simuladas (cuestionario de comprensión comunicativa). Además, se registrará el rendimiento del sistema en tiempo real, así como las respuestas y reacciones de los usuarios. Se utilizarán pruebas estadísticas de comparación pareada para contrastar los resultados obtenidos antes y después de la intervención en los mismos participantes.

3.3 Diseño de Investigación

En la investigación se utiliza un enfoque experimental dentro de los sujetos, en el cual cada individuo se involucra en dos situaciones: la comunicación convencional (como referencia) y la comunicación a través del modelo. Gracias a su naturaleza experimental, se puede manejar el entorno, modificar ajustes de los sensores y de los algoritmos, así como verificar el modelo en situaciones simuladas que sean representativas, lo que posibilita la evaluación objetiva de variables que favorecen la comunicación de personas con discapacidad auditiva y del habla. Técnicas de recolección de Datos.

Estudio bibliográfico y consulta a expertos

Se realizará una revisión sistemática de la literatura científica actual, las normas técnicas y trabajos previos sobre lengua de señas ecuatoriana (LSEC), sensores de flexión, unidades inerciales y algoritmos de clasificación de gestos. Además, las letras, gestos o frases que provienen de LSEC se confirmarán con especialistas en comunicación inclusiva para garantizar la validez lingüística y técnica de los prototipos.

Recolección de datos con sensores

Se utilizaron sensores especializados para la captura de datos en tiempo real de los ángulos de articulación de los dedos de la mano y también las señales de movimiento espacial que serán procesadas por un microcontrolador. Los datos serán registrados, para análisis cinemático posterior y el entrenamiento del modelo LSTM, haciendo operativos mediadores de precisión técnica.

Observación directa

Se registrará el funcionamiento físico del prototipo y la ejecución correcta de los gestos durante las sesiones de prueba. Esta técnica nos permitirá verificar la integridad del hardware, la comodidad del guante y validar que los movimientos registrados corresponden a los patrones oficiales de la LSEC, con ayuda de un intérprete o experto.

3.4 Población de estudio y tamaño de muestra

Población

La población de estudio estará compuesta por personas con discapacidad auditiva y de lenguaje que utilizan la Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC) como medio de comunicación principal, además de las personas oyentes que interactúan con ellas en contextos cotidianos o institucionales. Esta población representa el universo de usuarios potenciales del prototipo traductor.

Muestra

A causa de la naturaleza experimental y de validación tecnológica del proyecto, se utilizó un muestreo no probabilístico de tipo intencional o por conveniencia, donde el objetivo principal es evaluar el funcionamiento del sistema en un entorno controlado más que generalizar resultados a toda la población.

La muestra estuvo constituida por:

- Los diez participantes oyentes, mayores de edad, con nulo o escaso conocimiento de lengua de señas ecuatorianas, seleccionados por su disponibilidad y voluntad de participar, los cuales actuaron como receptores de los mensajes y encargados de responder el cuestionario de comprensión comunicativa.
- Un participante con discapacidad auditiva y usuario experto de LSEC, mayor de edad, con dominio fluido de esta lengua, el cual actuó como emisor de los mensajes en ambas condiciones experimentales.

Criterios de inclusión:

- Ser mayor de edad, debido a que las dimensiones del guante fueron diseñadas para manos adultas.
- Para los participantes oyentes: no tener conocimiento previo de LSEC o tener un nivel muy básico, evitando que reconozcan las frases por familiaridad con la lengua de señas y no por la traducción del sistema.
- Para el participante emisor: tener dominio fluido y experiencia comunicativa en LSEC.
- Contar con disponibilidad para participar en las dos sesiones de evaluación (con y sin prototipo).
- Otorgar consentimiento informado para participar en el estudio.

Criterios de exclusión:

- Ser menor de edad.

- En el caso de los participantes oyentes, tener un nivel intermedio o avanzado de LSEC.
- Presentar alguna condición física (por ejemplo, lesiones o limitaciones motrices en las manos) que impida el uso adecuado del prototipo, en el caso del participante emisor.
- No otorgar consentimiento informado.

Cada sesión de evaluación tuvo una duración aproximada de 3 a 4 minutos por participante y por condición.

Para evitar sesgos derivados del efecto de aprendizaje; es decir, que los participantes mejoren su desempeño en la segunda condición por familiarizarse con las diez frases del cuestionario y no por la utilización del prototipo, el orden de aplicación de las condiciones se mantuvo fijo: primero se evaluó la comunicación sin el prototipo y, después, la comunicación asistida con el prototipo. Este orden no pudo ser contrabalanceado, porque si evaluamos primero con el prototipo habría permitido a los participantes familiarizarse con las frases antes de la condición de control, adulterando la comparación.

Para la validación estadística, la unidad de análisis no se limitó al número de sujetos, sino al total de eventos comunicativos generados. Los participantes ejecutaron un cuestionario de evaluación compuesto por diez frases cotidianas bajo dos condiciones experimentales: una con la comunicación tradicional (sin el prototipo) y la otra asistida con el prototipo. El resultado nos dará un total de cien interacciones evaluadas por condición, generando una base de datos definitiva de doscientas observaciones comunicativas bilaterales, las que fueron rigurosamente inspeccionadas y registradas por un observador externo para determinar los niveles exactos de comprensión.

3.5 Operacionalización de variables

En la tabla 3 se detalla la operacionalización de las variables a utilizar en esta investigación las cuales tendrán una gran importancia para la comprobación y resultados obtenidos

Tabla 3. Operacionalización de las variables.

Variable	Concepto	Indicadores	Técnicas e instrumentos
Independiente			
Tipo de sistema	El tipo de sistema se refiere a la manera en que se realizará la comunicación entre dos personas, un sistema utilizando el prototipo y otro sistema sin utilizar el prototipo.	Tipo 1 y Tipo 2	Observación Directa, Comparación.

Dependiente			
Porcentaje de efectividad	El porcentaje de efectiva comunicativa es una medida que permite determinar si el sistema cumple con el objetivo de mejorar la comunicación entre dos o más personas.	Porcentaje (%)	Cuestionario de Comprensión Comunicativa.

3.6 Métodos de análisis y procesamiento de datos

Para el análisis, procesamiento de datos y desarrollo general del proyecto, se propone una metodología organizada en tres fases fundamentales, las que se alinean directamente con los objetivos específicos de la investigación:

- Fase 1: Estudio previo.
- Fase 2: Diseño y construcción del prototipo.
- Fase 3: Evaluación.

En la siguiente figura se muestra el diagrama de trabajo dividido en las fases, donde se observan las acciones a realizar dentro de las mismas y el resultado de estas.

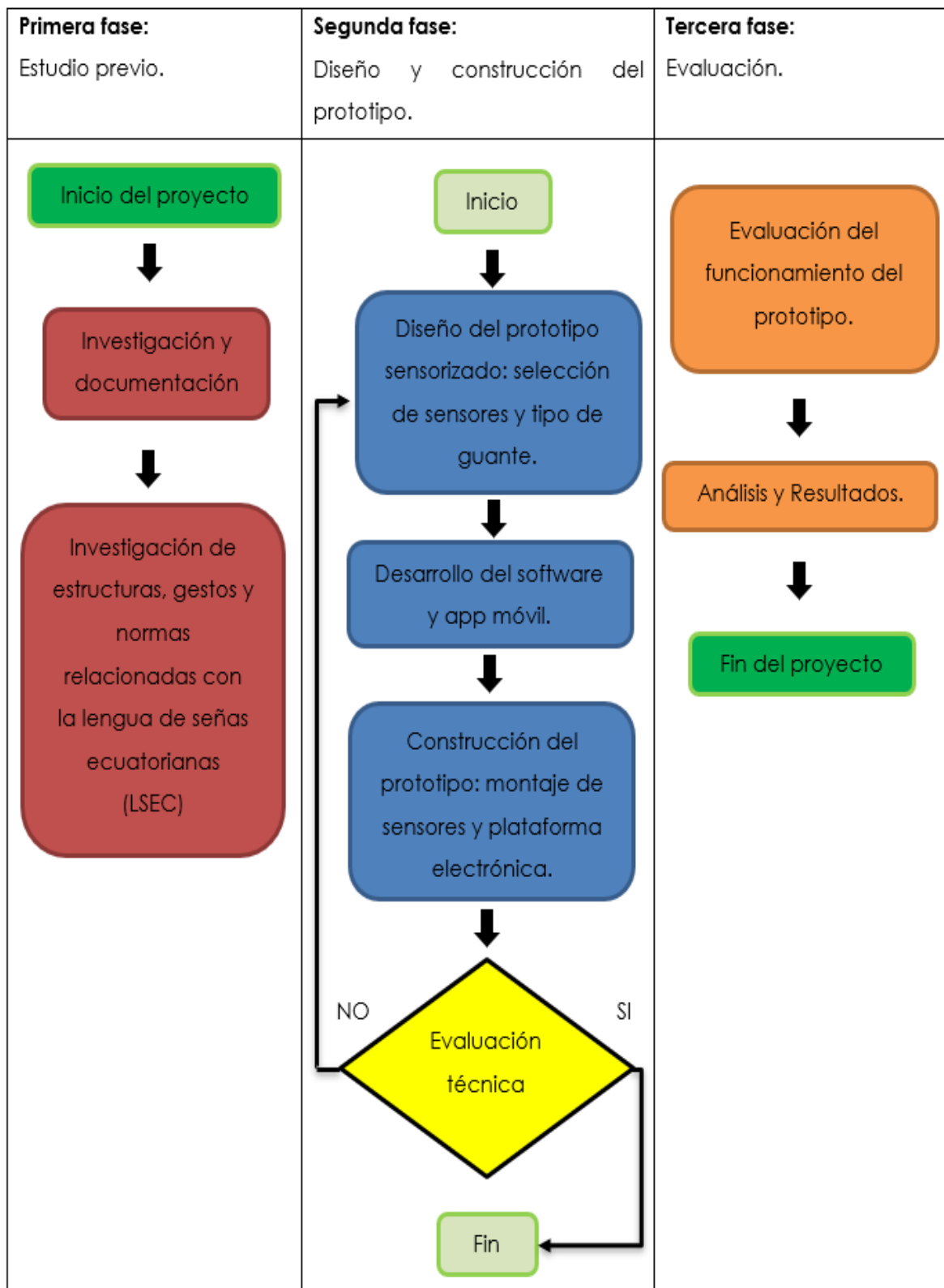


Figura 7. Fases de Investigación.

3.7 Diseño e implementación del prototipo

3.7.1 Fase 1: Estudio previo

Esta fase inicial tiene como objetivo establecer los fundamentos anatómicos, fisiológicos y lingüísticos necesarios para el diseño ergonómico y funcional del prototipo. Se estructura en cuatro componentes interrelacionados:

3.7.1.1 Análisis de rangos de flexión articular

Para el correcto diseño electrónico del traductor de lengua de señas, es importante respaldar el desarrollo del prototipo con las restricciones anatómicas reales de la mano humana. Según el análisis cinemático desarrollado por Mejía Calderón et al. [27], las articulaciones de la mano se agrupan estructuralmente en cinco regiones principales: carpianas, carpometacarpianas (CMC), intercarpianas, metacarpofalángicas (MCP) e interfalángicas (proximales [PIP] y distales [DIP]), tal como se puede observar en la Figura 8.

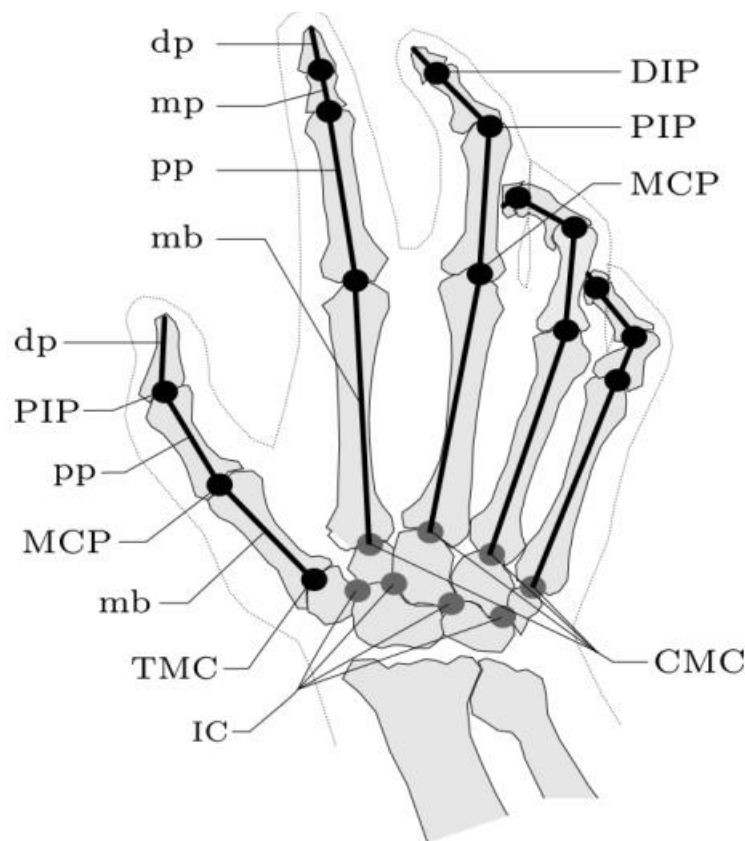


Figura 8. Articulaciones y huesos de la mano humana [28].

Los dedos índices, medio, anular y meñique (dedos largos) poseen tres articulaciones fundamentales (MCP, PIP y DIP), mientras que el pulgar cuenta con una configuración diferenciada que comprende la articulación trapecio-metacarpiana (TMC), la MCP y la interfalángica (IP) [27].

Las articulaciones de las manos humanas no tienen un movimiento ilimitado, cada una tienen un margen natural en su movimiento. El conocer este margen es indispensable para entender cómo funciona la mano y para poder estudiar sus movimientos con la precisión requerida en el diseño de nuestro prototipo. Varios estudios sobre biomecánica han estudiado acerca de las restricciones de movimiento de los dedos de la mano humana. En la tabla 4 nos muestran estas restricciones para los principales gestos que hacemos con las manos.

Tabla 4. Restricciones de movimiento de los dedos de la mano humana [29].

Dedos	Articulación	Flexión	Extensión	Abducción/Aducción
Pulgar	TMC	50°-90°	15°	45°-60°
	MCP	75°-80°	0°	5°
	IP	75°-80°	5°-10°	5°
Índice	MCP	90°	30°-40°	60°
	PIP	110°	0°	0°
	DIP	80°-90°	5°	0°
Medio	MCP	90°	30°-40°	45°
	PIP	110°	0°	0°
	DIP	80°-90°	5°	0°
Anular	MCP	90°	30°-40°	45°
	PIP	120°	0°	0°
	DIP	80°-90°	5°	0°
Meñique	MCP	90°	30°-40°	45°
	PIP	135°	0°	0°
	DIP	90°	5°	0°

3.7.1.2 Optimización de ubicación de sensores

Basándose en el análisis biomecánico y teniendo en cuenta que los sensores Flex que vamos a utilizar tienen un tamaño aproximado de 2,2”(pulgadas). En la tabla 5 se definen los siguientes criterios para colocar de forma óptima los 5 sensores Flex en cada mano.

Tabla 5. Ubicación de sensores.

Dedo	Articulación cubierta	Posición del sensor	Justificación biomecánica
Pulgar	MCP, IP	Sobre el dorso de la base del pulgar y extendida desde la zona del trapecio metacarpiano (TMC) hasta la falange distal(dp).	La articulación IP del dedo pulgar es responsable del 75% del arco de flexión total.
Índice	MCP, PIP, DIP	Sobre el dorso del índice, iniciando desde la base del MCP, hasta el final de la falange distal(dp).	La articulación PIP del dedo índice es responsable del 110% del arco de flexión total.
Medio	MCP, PIP, DIP	Sobre el dorso del dedo medio, iniciando desde la base del MCP, hasta el final de la falange distal(dp).	La articulación PIP del dedo medio es responsable del 110% del arco de flexión total.
Anular	MCP, PIP, DIP	Sobre el dorso del anular, iniciando desde la base del MCP, hasta el final de la falange distal(dp).	La articulación PIP del dedo anular es responsable del 120% del arco de flexión total.
Meñique	MCP, PIP, DIP	Sobre el dorso del meñique, iniciando desde la base del MCP, hasta el final de la falange distal(dp).	La articulación PIP del dedo meñique es responsable del 135% del arco de flexión total.

3.7.1.3 Caracterización de trayectorias espaciales

A diferencia de los sistemas traductores de lengua de señas basados únicamente en sensores de flexión, el prototipo propuesto incorpora una unidad de medición inercial (IMU) para capturar movimientos espaciales críticos en la LSEC. Se identifican tres tipos de trayectorias.

En base a los parámetros lingüísticos oficiales establecidos en el Diccionario de Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC) [30], el movimiento de la mano no es un vector estático, sino un componente dinámico fundamental que define el significado de un morfema gestual. De acuerdo con esta normativa técnica y el análisis cinemático adaptado en [27], se define y caracteriza tres principales trayectorias espaciales como se pueden ver en la figura 9, que el hardware debe procesar de forma tridimensional.

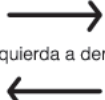
Trayectoria lineal	 Línea Recta	 De izquierda a derecha De derecha a izquierda	 Desde abajo hacia arriba	 Desde arriba hacia abajo
		 Diagonal desde abajo hacia arriba	 Diagonal desde arriba hacia abajo	 Realizar trayectoria en zigzag
Trayectoria curva	 Línea Curva	 De izquierda a derecha	 De derecha a izquierda	 Desde abajo hacia arriba
		 Desde arriba hacia abajo	 Realizar trayectoria ondulada	 Desplazamiento en curvas
Trayectoria circular	 Círculo	 De derecha a izquierda	 De izquierda a derecha	 Realizar trayectoria en espiral

Figura 9. Trayectorias del movimiento de la mano [30].

Los parámetros morfológicos de la LSEC clasifican la trayectoria dependiendo los trazos geométricos en el espacio físico. El sistema del prototipo debe estar diseñado para capturar las tres trayectorias mostradas anteriormente de manera matemática tres perfiles geométricos fundamentales del movimiento:

- **Trayectoria lineal:** Movimientos lineales directos entre dos puntos ubicados en el espacio, teniendo en cuenta la dirección y sentido.
- **Trayectoria curva:** El desplazamiento que describen los arcos, parábolas o formas senoidales continuas en el espacio.

- **Trayectoria circular:** Movimiento rotaciones sobre un eje, giros locales repetitivos de la muñeca o movimientos de la mano en forma de círculo con un radio determinado.

Después de contemplar las formas geométricas, en el diccionario oficial de la LSEC se detalla que le movimiento tiene dinámicas intrínsecas como giros, cambios abruptos de dirección o detenciones súbitas en el espacio. En la tabla 6 se muestra la matriz de correlación entre los parámetros lingüísticos oficiales de la LSEC y los valores de carácter inercial implementados en el prototipo.

Tabla 6. Correlación entre parámetros de movimiento LSEC y variables inerciales.

Parámetros de LSEC	Tipos de movimientos	Variables físicas medida	Unidad de medida
Orientación y sentido	Unidireccionales	Vectores de rotación: Cuaterniones	Adimensional
	Multidireccionales		
	Giros		
Formas y trayectoria del trazo	Rectilíneas	Aceleración lineal	m/s^2
	Curvas		
	Circulares		

Este conjunto de variables espaciales completa el vector de características biomecánicas obtenidas de los cinco sensores de flexión que se mostraron anteriormente y que se pueden revisar en la tabla 5. En tanto que los sensores Flex definen el estado estático de los dedos, las variables de aceleración y orientación inercial nos permiten entender el dinamismo del desplazamiento de las manos. La combinación de estos datos conforma un vector estructurado para la red neuronal recurrente LSTM, permitiendo al modelo clasificar temporalmente las señas secuenciales en base a las expresiones y trayectorias real del usuario.

3.7.2 Fase 2: Diseño y construcción del prototipo

3.7.2.1 Selección de hardware

Los elementos considerados en este prototipo se seleccionaron considerando el análisis de rangos de flexión articular y la ubicación de los sensores en los dedos, además de la caracterización de trayectorias espaciales para gestos dinámicos y la transmisión inalámbrica en tiempo real.

Sensores flexión.

El Sensores Flex 2.2” nos permite obtener datos de ángulos de flexión de los dedos este sensor es uno de los ideales debido a que su resistividad cambia al ser flexionado.

Tabla 7. Características de la Sensor Flex.

Características	Especificaciones
Longitud total	73.6 mm (2.9 pulgadas)
Longitud activa	55.3 mm (2.18 pulgadas)
Ancho	6.3 mm
Espesor	0.43 mm
Resistencia (plano)	25 k Ω ($\pm 30\%$)
Resistencia (flexionado)	45 k Ω - 125 k Ω (dependiendo del ángulo)
Rango de flexión	0° - 90°
Tecnología	Resistiva (Fabricada por Spectra Symbol)
Voltaje de operación	0 - 5 V DC
Potencia nominal	0.5 W máximo
Vida útil	> 1 millón de ciclos
Temperatura de operación	-35°C a +80°C

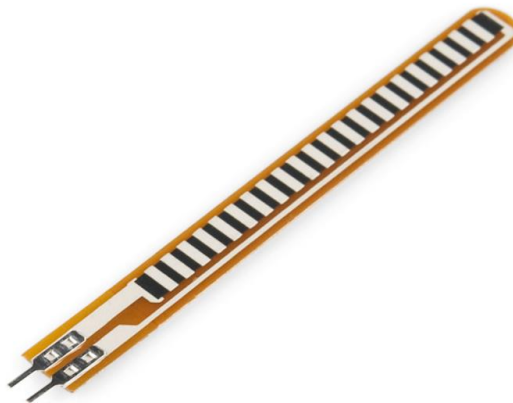


Figura 10. Sensores Flex 2.2”.

Sensor de movimiento.

El sensor GY-BNO08X es el encargado de capturar la trayectoria espacial de los movimientos y gestos dinámicos de las manos, lo cual es importante ya que en lengua de señas el movimiento nos ayuda con una mejor interpretación de la comunicación.

Tabla 8. Características del GY-BNO08X.

Características	Especificaciones
Acelerómetro	Triaxial 12-bit, rango ± 8 g
Giroscopio	Triaxial 16-bit, rango ± 2000 °/s
Magnetómetro	Sensor geomagnético triaxial
Procesador	ARM® Cortex™-M0+ de 32-bit integrado
Resolución	Acelerómetro: 12-bit; Giroscopio: 16-bit; Magnetómetro: 14-bit
Fusión sensorial	Procesamiento por hardware (cuaterniones, ángulos de Euler)
Interfaces	I2C (hasta 400 kHz), SPI (hasta 10 MHz)
Salida de datos	Quaternion, vector de rotación, aceleración lineal, gravedad
Frecuencia de muestreo	Hasta 400 Hz (configurable)
Dimensiones	$3.8 \times 5.2 \times 1.1$ mm (paquete LGA de 28 pines)
Alimentación	1.71 V - 3.6 V (típico 3.3 V)
Consumo	~ 350 μ A en modo normal; < 2 μ A en modo sleep
Compatibilidad	Android, iOS, sistemas embebidos

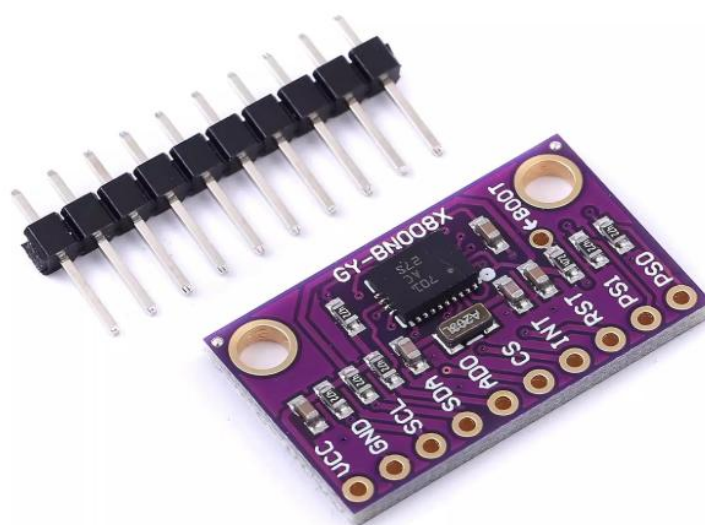


Figura 11. GY-BNO08X.

Microcontrolador:

El microcontrolador Seeed Studio XIAO ESP32-S3 nos permite gestionar y transmitir los datos capturados por los sensores antes mencionados. Este dispositivo debido a ser compacto y portátil es ideal para aplicaciones versátiles, que se pueden equipar en ambas manos.

Tabla 9. Características de la ESP32-S3.

Características	Especificaciones
Procesador	Xtensa® dual-core 32-bit LX7 , hasta 240 MHz
Memoria	512 KB SRAM, 384 KB ROM
Flash	4 MB (configurable hasta 8 MB)
PSRAM	2 MB
Conectividad	Wi-Fi 802.11b/g/n (2.4 GHz) + Bluetooth 5.0 (BLE)
GPIO	27 pines programables (ADC, DAC, I2C, SPI, UART, PWM)
Interfaces	USB OTG, I2S, SDIO, RMT, TWAI (CAN)
Resolución ADC	12 bits (hasta 18 canales)
Dimensiones	27 × 14.5 × 3.5 mm (módulo S3 Mini)
Alimentación	3.0 V - 3.6 V (típico 3.3 V)
Consumo	Modo activo: ~80 mA; Modo sleep: ~10 μ A

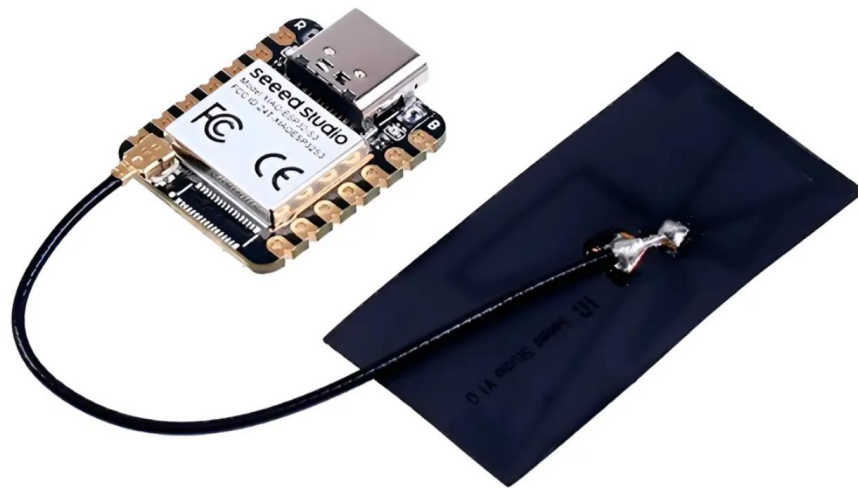


Figura 12. XIAO ESP32-S3.

3.7.2.2 Calibración y validación de sensores

3.7.2.2.1 Sensores Flex

Para garantizar la fiabilidad de los valores que serán enviados por parte de los sensores de flexión hacia la red neuronal LSTM, se implementó un proceso de caracterización y calibración de validación para diez sensores Flex disponibles, los cuales fueron distribuidos entre los dos guantes del prototipo.

En una primera fase, se caracterizó individualmente cada uno de los diez sensores Flex conectados a una ESP32, registrando el valor analógico (rango de 0 a 4095) generado al

realizar la flexión completa de cada sensor. Con los rangos de variación obtenidos por cada uno de los sensores, se asignaron a la mano derecha los cinco sensores con mayor rango de variación, debido a que esta mano predomina en la ejecución de la mayoría de los gestos; los cinco sensores restantes se destinaron a la mano izquierda. Hay que señalar que la totalidad de los diez sensores fue utilizada en el prototipo final, sin descartar ninguno.

Con el objetivo de cuantificar la precisión y la similitud de los sensores frente a instrumentos médicos relacionados a la flexión de los dedos, como lo es el Goniómetro, se evaluaron los datos bajo tres métricas estadísticas como: el Error Absoluto (MAE), la Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y el Coeficiente de Determinación (R^2). Para esta validación se realizaron cinco repeticiones de medición por cada ángulo evaluado; en los dedos índice, medio, anular y meñique se evaluaron los ángulos de 0°, 30°, 60° y 90°, en cambio, en el pulgar, debido a su rango de movimiento articular distinto, se evaluaron los ángulos de 0°, 25°, 50° y 75°. Esta calibración se realizó por el equipo técnico responsable del desarrollo del prototipo, ya que el objetivo de esta etapa fue verificar el correcto funcionamiento de los sensores, más adelante, la aplicación contará con una interfaz de calibración independiente que permite adaptar el sistema a usuarios distintos. En las tablas que se mostraran a continuación reflejan los resultados estadísticos promedios que se obtuvieron tras las pruebas realizadas para cada dedo de las dos manos.

Sensores Flex mano derecha

Los cinco sensores Flex asignados a la mano derecha corresponden a los que, durante la fase de caracterización descrita anteriormente, presentaron el mayor rango de variación en su señal analógica frente a la flexión; se decidió colocarlos en esta mano debido a que se encontrará sometida a una mayor carga de trabajo en la ejecución de gestos y movimientos, sobre todo en los dedos.

Las pruebas realizadas para encontrar las tres métricas estadísticas vienen de la comparación del Angulo de flexión mostrada en el goniómetro con los valores de Angulo de cada sensor Flex en los cinco dedos de la mano derecha, en la tabla 10 se muestran los resultados estadísticos por cada dedo.

Tabla 10. Resumen estadístico de validación de los sensores Flex de 2.2" frente a Goniómetro mano derecha.

Sensor Flex	Articulación evaluada	MAE (°)	RMSE (°)	Coeficiente R^2
Pulgar	MCP, IP	0,53	1,35	0,9986
Índice	MCP, PIP, DIP	1,09	0,50	0,9999
Medio	MCP, PIP, DIP	0,40	0,84	0,9996
Anular	MCP, PIP, DIP	0,53	1,23	0,9996
Meñique	MCP, PIP, DIP	1,03	0,63	0,9996

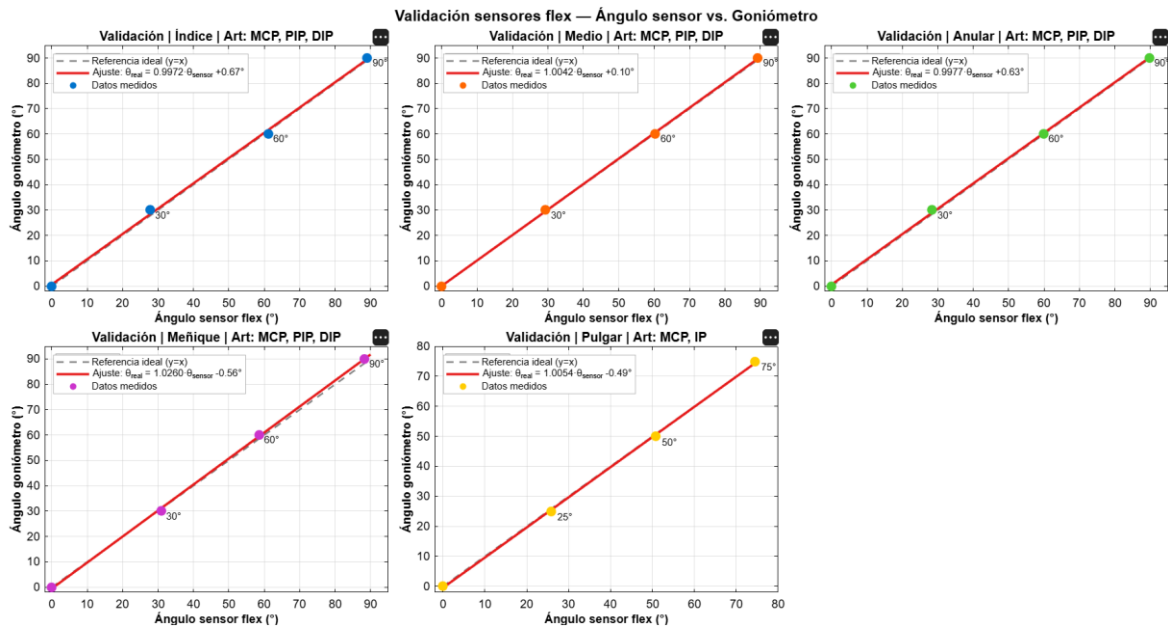


Figura 13. Calibración de sensores Flex mano derecha.

En la figura 13 se muestra la relación entre los ángulos registrados por el sensor Flex y el ángulo real medido con goniómetro para cada dedo. En los gráficos de dispersión cada punto representa una medición, además se incluye una línea de ajuste con su respectiva ecuación, el coeficiente de determinación R^2 nos indican las bondades del ajuste.

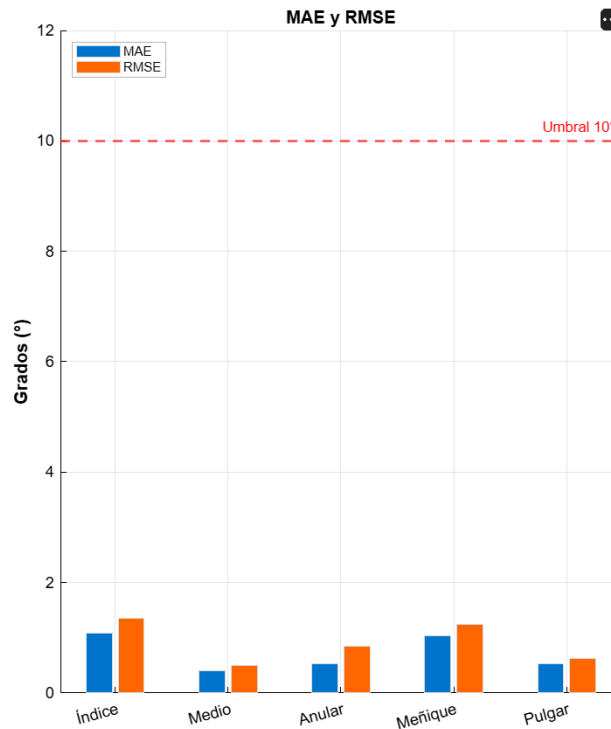


Figura 14. MAE Y RMSE mano derecha.

En la figura 14 se nos muestra las métricas de validación, el MAE no ayuda a cuantificar la magnitud promedio de los errores absolutos entre el ángulo medido por los sensores de flexión y el ángulo real del goniómetro, los valores obtenidos varían entre $0,40^\circ$ y $1,09^\circ$. El rendimiento demostrado es sustancialmente superior al reportado por otras literaturas. En el trabajo de Hosie et al. [31] donde desarrollaron un guante de datos con sensores Flex resistivos (RFS) que alcanzo un Mae promedio de $1,25^\circ$. De igual manera, Hammed [32] presento una herramienta portátil de bajo costo para la evaluación de movilidad articular que obtuvo un MAE de $8,21^\circ$. Por lo tanto, la baja magnitud de MAE alcanzado por los 5 sensores Flex de la mano derecha confirma que la calibración implementada elimina eficazmente el sesgo sistemático, dándonos mediciones angulares con un error absoluto promedio por debajo al grado, lo cual es aceptable para aplicaciones de análisis de gestos.

El RMSE castiga con mayor dureza los errores grandes, dándonos una media de la precisión y consistencia que tiene el sensor, los valores obtenidos se encuentran entre $0,50^\circ$ y $1,35^\circ$. Este nivel de precisión puede ser comparado con otros trabajos más complejos. Zuccarini [33] demostró que, aplicando técnicas de Machine Learning (Gaussian Process Regression) a un sensor Flex de bajo costo, se logró un RMSE de $1,03^\circ$. Con lo cual podemos mencionar que nuestros resultados mantienen una precisión comparable con otros trabajos realizado con sensores de flexión similares.

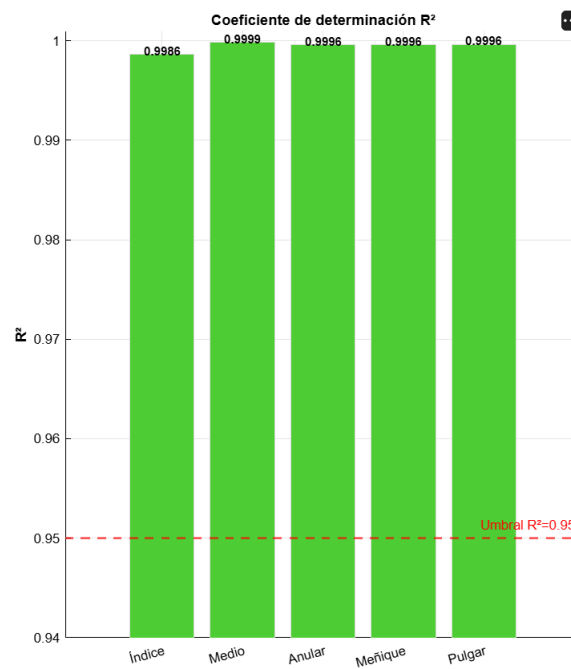


Figura 15. R^2 mano derecha.

Los resultados del coeficiente de determinación R^2 de la figura 15 nos indican la fuerza de la relación entre la salida de los sensores de flexión y los ángulos del goniómetro, Los valores que se recolectaron para la mano derecha son excepcionalmente altos, varían entre 0,99986 y 0,9999, lo que nos demuestran un ajuste excelente en todos los dedos. Estos resultados pueden ser comparados con otros trabajos anteriormente mencionados como Zuccarini [33],

quien obtuvo un R^2 de 0,9546 para un sensor Flex sin optimizar, y se igualan a los valores de su mejor modelo con Machine learning, que alcanzó R^2 de 0,9981 [33]. La alta consistencia de los valores de R^2 obtenidos confirma la fiabilidad del uso de los sensores en trabajos de reconocimiento de gestos.

Sensores Flex mano izquierda

El procedimiento para los sensores de la mano izquierda son los mismo que el de la mano derecha. A continuación, se muestra en la tabla 11 los resultados estadísticos por cada dedo.

Tabla 11. Resumen estadístico de validación de los sensores Flex de 2.2" frente a Goniómetro mano izquierda.

Sensor Flex	Articulación evaluada	MAE (°)	RMSE (°)	Coficiente R^2
Pulgar	MCP, IP	1,40	1,73	0,9984
Índice	MCP, PIP, DIP	2,06	2,87	0,9965
Medio	MCP, PIP, DIP	1,14	1,44	0,9996
Anular	MCP, PIP, DIP	2,00	2,58	0,9976
Meñique	MCP, PIP, DIP	1,62	2,08	0,9963

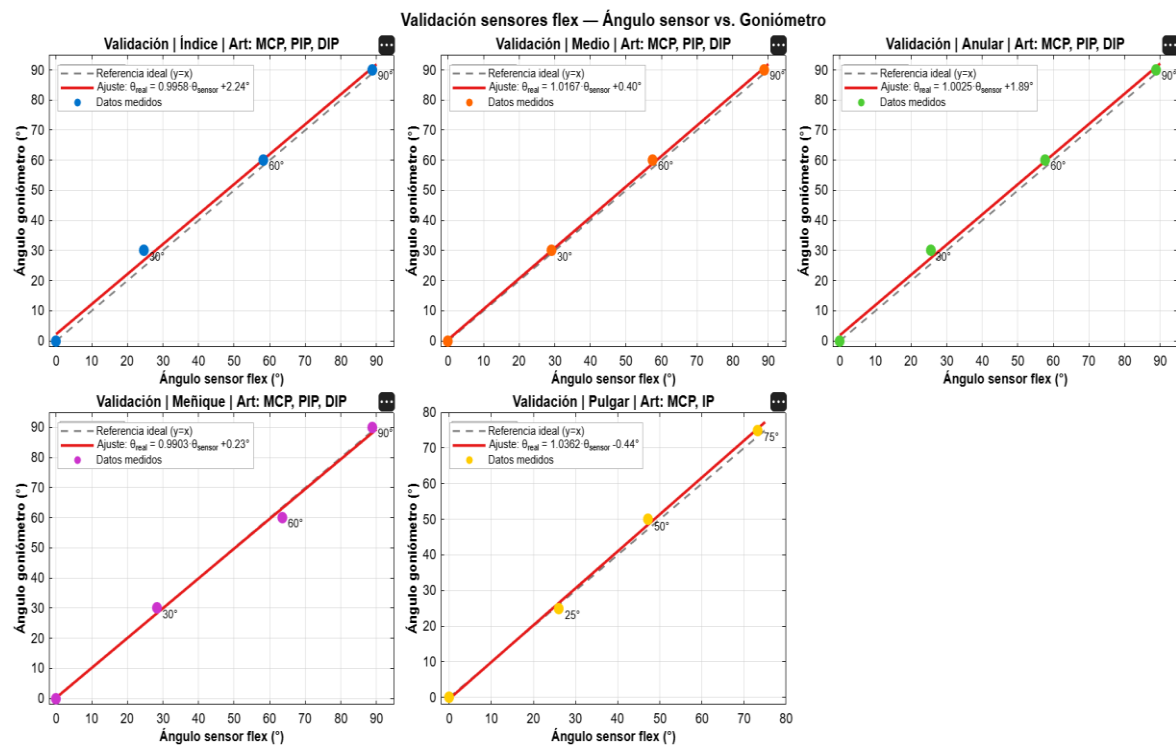


Figura 16. Calibración de sensores Flex mano izquierda.

Así como en la mano derecha, la figura 16 se muestra la relación entre los ángulos registrados por el sensor Flex y el ángulo real medido con goniómetro para cada dedo.

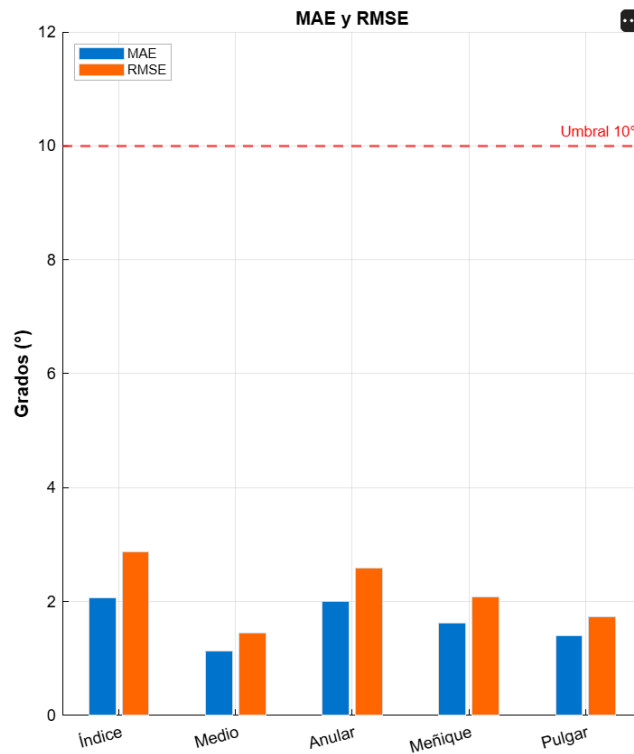


Figura 17. MAE y RMSE mano izquierda.

Se realizaron los mismos procedimientos para obtener los valores MAE y RMSE de la mano izquierda que se muestran en la figura 17. Los resultados muestran que los valores de MAE oscilan entre $1,14^\circ$ y $2,06^\circ$, mientras que los valores del RMSE se encuentran entre $1,44^\circ$ y $2,87^\circ$.

Estos errores son superiores a los resultados de los sensores de la mano derecha, lo cual era lo esperable ya que los sensores utilizados presentaron menor eficacia en las pruebas preliminares, además de tener en cuenta que la mano izquierda no es la dominante en la mayoría de los casos. No obstante, podemos observar que los valores se mantienen dentro de los rangos aceptables para aplicaciones dependientes de los dedos, y son comparables a los reportes de trabajos anteriores, como el RMSE de $1,03^\circ$ mencionado por Zuccarini [33] para sensores optimizados con Machine Learning, y también muy por debajo del MAE de $8,21^\circ$ documentado por Hammed [32] para dispositivos de bajo costo.

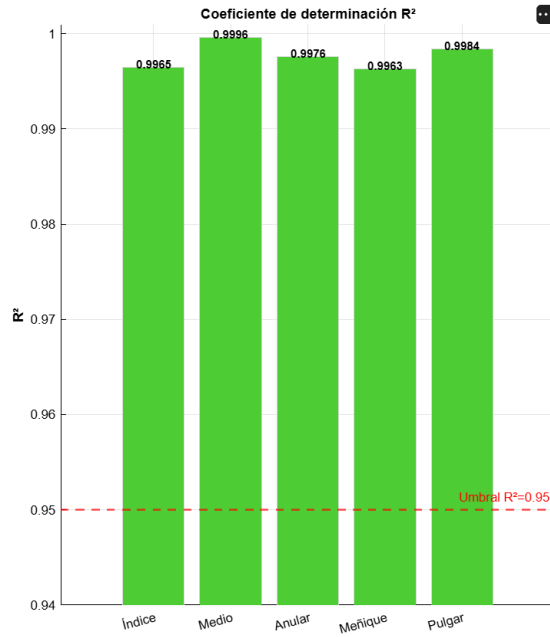


Figura 18. R^2 mano izquierda.

En la figura 18 se muestran los valores del coeficiente de determinación para la mano izquierda, los cuales oscilan entre 0,9963 y 0,9996. Si bien son ligeramente inferiores a los de la mano derecha (0,9986-0,9999), se mantiene en un rango razonable, superando por creces el umbral de 0,95. Estos resultados también son comparables con los mencionados por Zuccarini [33] en su trabajo, quien obtuvo un R^2 de 0,9981 para su modelo. Las altas consistencias de los valores obtenidos por todos los sensores y sobre todo por los de la mano derecha confirman que, a pesar de utilizar sensores con menor repetibilidad, la calibración implementada logra una relación lineal sólida y así volviéndolas válida para aplicaciones de reconocimiento de gestos manuales.

3.7.2.2.2 Sensor BNO08X

Para evaluar la fiabilidad de los datos que nos puede entregar el sensor BNO08X, se diseñó un experimento que consistente en fijar el dispositivo(sensor) a una superficie plana (papelote vertical) y realizar recorridos siguiendo el trazado de las tres figuras geométricas de referencia: un círculo de radio 15 cm, un semicírculo de radio 20 cm y una línea recta de 30 cm de longitud, como se puede observar en la figura 19.

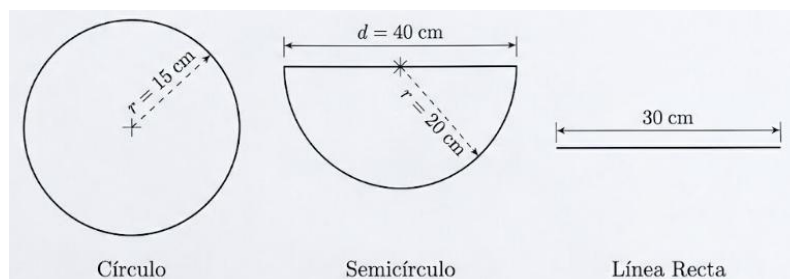


Figura 19. Figuras geométricas de referencia.

Se escogieron estas tres figuras de referencia ya que en el estudio previo pudimos encontrar que para caracterizar trayectorias espacios en el LSEC existen tres principales trayectorias de movimiento de la mano, como se puede observar en la figura 9. Por lo cual, los datos que vamos a extraer del sensor BNO08X son: los vectores de rotación (Cuaterniones) y aceleración lineal (sin gravedad, ya que el sensor me permite realizar esta acción).

Procedimiento.

El procedimiento para obtener los valores métricos estadísticos para la validación del funcionamiento del BNO08X son los siguientes:

- Primero, se diseñó un sistema embebido en el microcontrolador XIAO ESP32-S3 y el sensor BNO08X utilizando el ide de Arduino. Donde se muestrean las variables cinemáticas capturadas por el módulo IMU, específicamente los valores de: cuaternios espaciales, aceleración lineal y la asignación de marca de tiempo (timestamp) para mantener la integridad temporal de las trayectorias.
- Segundo, se creó un script de Matlab que se encarga de capturar los datos que son enviado por el sistema embebido anteriormente mencionado, esto durante el tiempo que le asignemos para cada trazado. Se realizaron 10 capturas de trayectoria para cada uno de las figuras geométricas de referencia, en total 30 capturas. Estas capturas se guardan en un archivo csv para su posterior procesamiento.
- En Matlab, en un segundo script los datos fueron procesados mediante una doble integración de aceleración en frame global, utilizando el método ODE45 (Runge-Kutta Dormand-Prince de órdenes 4 y 5), con detención de reposo (ZUPT) y correcciones de deriva por anclas, logrando así graficar una trayectoria reconstruida.
- Tercero, con ayuda de un tercer script de Matlab obtenemos los valores de métricas estadísticas como Error de escala (%), RMSE de forma y MAE radial, que son comparados con las trayectorias geométricas de referencia ideal, como se puede ver en la figura 20.

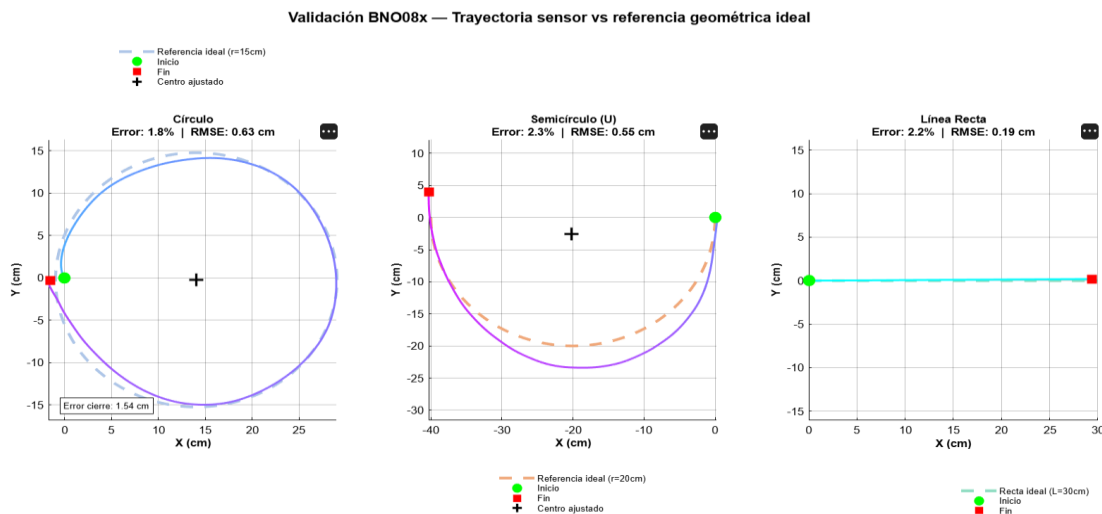


Figura 20. Referencia de trayectoria del sensor con respecto a geometría ideal.

Una vez realizado todo el procedimiento anterior los valores estadísticos promedio resultantes de las 10 repeticiones para cada figura geométrica de referencia se resumen en la tabla 12.

Tabla 12. Métricas de validación del sensor BNO08x para trayectorias espaciales.

Figura geométrica	Dimensión de referencia	Error de escala (%)	RMSE de forma (cm)	MAE radial(cm)
Círculo	r=15 cm	2.9	1.22	1.12
Semicírculo	r=20 cm	4	0.88	1.07
Línea recta	L=30 cm	5.8	1.48	1.48

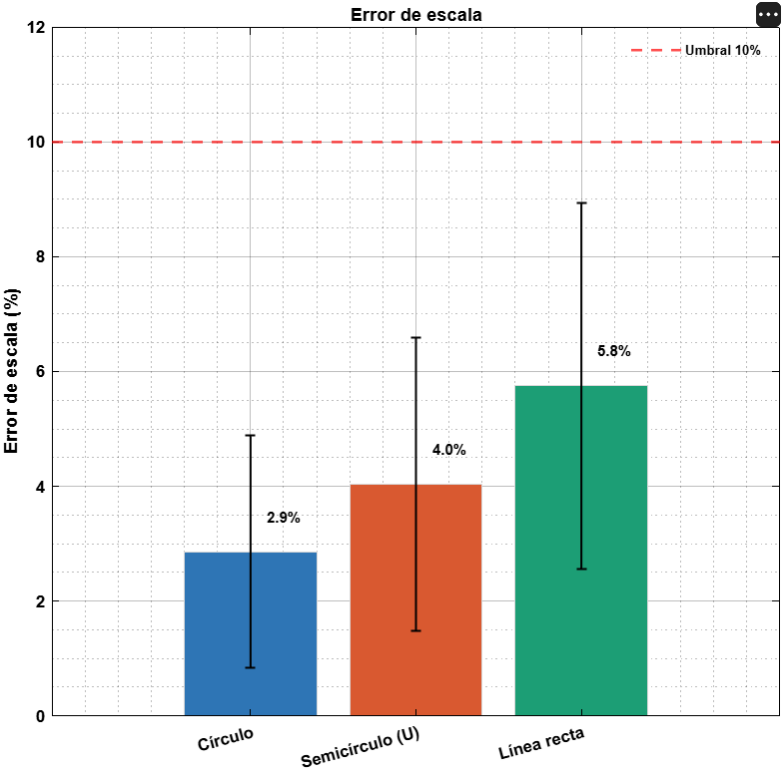


Figura 21. Resultados de error de escala.

Los resultados de que se muestran en la figura 21, el sensor BNO08X revela una precisión dimensional consistente en las 30 pruebas de trayectorias realizadas. Los valores promedio obtenidos se muestran considerablemente por debajo del umbral de aceptación del 10%, el cual se tomó como referencia del estudio de posicionamiento en interiores con IMU montada en pie [34]. Este estudio de navegación inercial nos reporta umbrales entre 0.3% y el 10%, por lo cual nuestros resultados entran dentro de estas referencias.

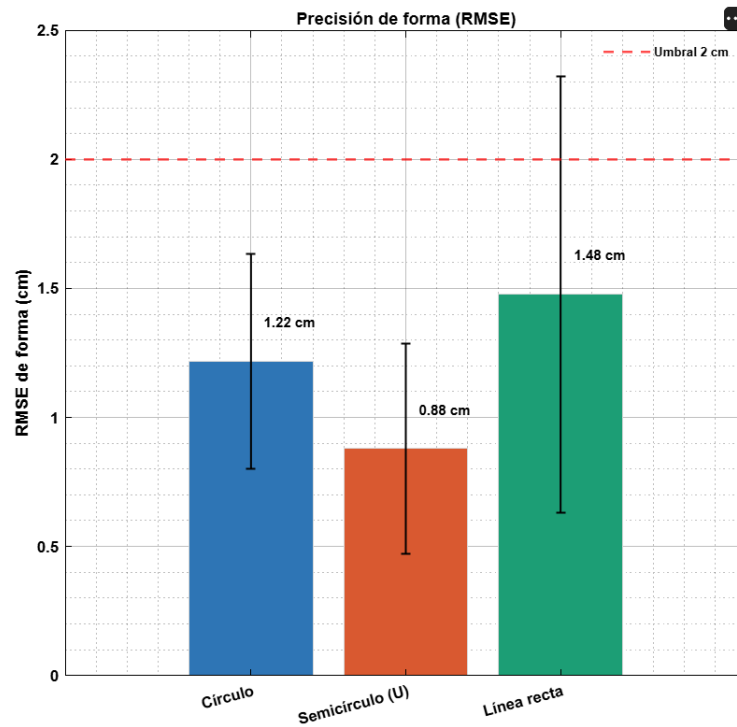


Figura 22. Resultados de RMSE.

La figura 22 nos muestra los resultados de RMSE (precisión de forma), los valores obtenidos en las 30 pruebas son inferiores al umbral de 2 cm y que las podemos comparar de manera favorable con estudios realizados anteriormente, donde se reportan RMSE de posición total de 4,54 cm y 4,79 cm para las trayectorias con IMU [35]. De esta manera logramos que nuestros resultados son favorables a comparación con otros trabajos de similares características.

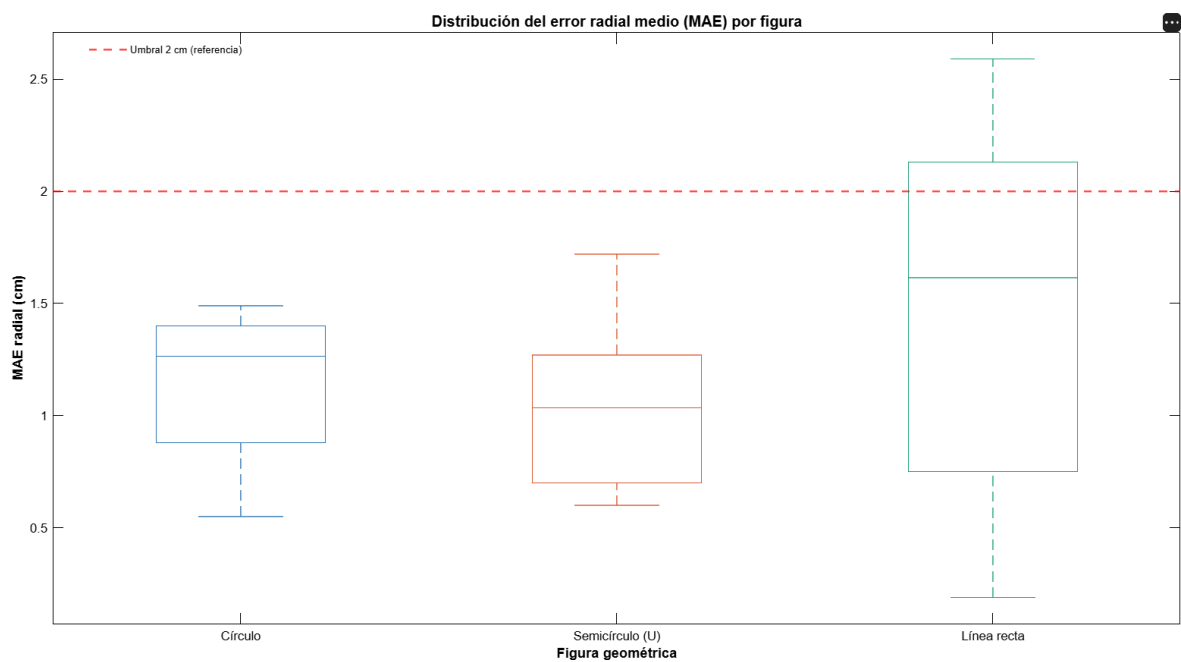


Figura 23. Resultado de la distribución del MAE.

En la figura 23 podemos observar el resultado de la distribución del error radial medio de tres figuras, estos resultados muestran una alta consistencia y repetibilidad en las 10 pruebas realizados por cada figura geométrica. Los valores de MAE radial de la tabla 12 nos muestran que están por debajo del umbral de referencia de 2 cm. El umbral de referencia puede ser comparado en un estudio de validación de IMU para seguimiento de la muñeca, el MAE de la trayectoria fue de 1.094 ± 0.388 metros [36]. Entonces nuestros resultados sobresalen de una manera excelente a comparación de otros estudios, lo cual nos da una valida el uso de este sensor.

Con base a los resultados obtenidos de pruebas de trayectoria que se muestran en la graficas de Error de escala, RMSE Y MAE, donde todos los valores se encuentra por debajo de los umbrales de aceptación comparados con otros estudios de navegación inercial, se puede decir que el sensor BNO08X presenta un desempeño fiable y preciso enviando datos crudos listos para ser procesados.

3.7.2.3 Diseño de placas

Tras la elección de los sensores se diseñó una PCB donde se ensamblarán el microcontrolador y los sensores que recolectarán datos de flexión de los dedos y el movimiento de la mano, el diseño de la PCB se muestra en la figura 24.

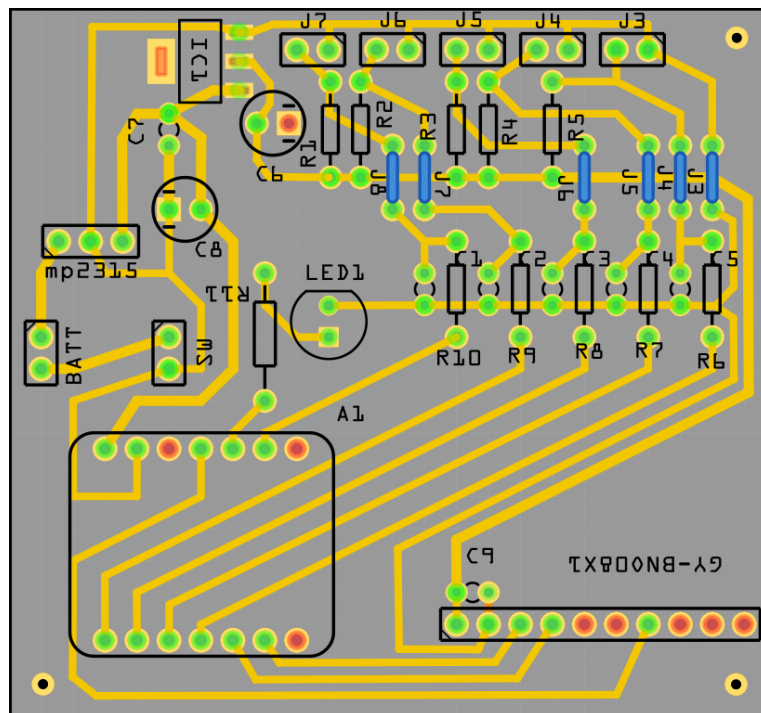


Figura 24. Placa PCB del prototipo.

Hay que tener en cuenta que este diseño nos permitirá el uso de la pcb en ambas manos logrando así tener un único diseño para las dos manos.

3.7.2.4 Resultados de construcción del prototipo



Figura 25. Prototipo final Montado.

Las placas pcbs de las dos manos se montaron dentro de una caja impresa con una impresora 3d, esta caja cuenta con pestañas a los lados que nos permiten ubicarnos en el medio del guante, la ubicación de esta caja es necesaria que este en el centro porque ahí es donde se dirigen las conexiones de los 5 sensores Flex por mano, esos sensores están ubicado en los dedos según la optimización de ubicación de sensores de flexión de la tabla 5. En la figura 25 podemos ver que de la caja sobresalen cables de color blanco, los cuales son los que alimentan a las pcbs y permiten el monitoreo de los valores enviados a la aplicación móvil. Además de reemplazar el suministro de energía por medio de las baterías, lo cual era un problema en relación a los valores que enviados por los sensores de inercia BNO08X, el cual utiliza un magnetómetro y giroscopio para los cuaterniones, los cuales son esenciales para el entrenamiento y la traducción de las señas y gestos.

3.7.2.5 Desarrollo de software y app móvil

El diseño de la aplicación sigue un modelo de cliente-servidor, donde la app móvil se encarga de recibir datos a través de Wi-Fi, procesarlos temporalmente utilizando una red LSTM en el motor TensorFlow Lite, y mostrar los resultados en formato de voz y texto. Esta configuración ofrece independencia tecnológica, logrando los propósitos de escalabilidad y accesibilidad sin requerir servidores remotos (Firebase) ni sistemas externos adicionales.

La aplicación para escuchar los datos enviados por el guante mediante el módulo Wi-Fi ESP32. Se incorporó un Socket de conexión que permite la recepción simultánea de los 24 canales de información.

3.7.2.5.1 Topología de comunicación



Figura 26. topología de Red WIFI.

Con el fin de facilitar la recolección de datos simultánea y la interpretación posterior en tiempo real, se creó una estructura de red inalámbrica local apoyado en el protocolo Wi-Fi (IEEE 802. 11 b/g/n) con los microcontroladores ESP32 incorporados en cada uno de los dispositivos. La configuración utilizada adopta un modelo híbrido de comunicación en dos niveles: Esclavo-Maestro y Maestro-Applicación Móvil.

Enlace de Capa Física y Red: La red inalámbrica funciona sin necesitar de una infraestructura externa operando de manera independiente en el área de trabajo del usuario.

Guante Izquierdo (Nodo Esclavo): Este nodo está diseñado únicamente para leer su propia matriz de sensores (de flexión y parámetros de orientación de su respectiva IMU BNO055). Los datos se empaquetan y se envían de forma inalámbrica mediante una conexión Wi-Fi directa hacia el nodo central.

Guante Derecho (Nodo Maestro): Este elemento desempeña funciones tanto de recopilador de datos locales como de Punto de Acceso (Access Point - AP) para la red inalámbrica. Establece un servidor TCP en una dirección IP fija (configurada en el firmware como 192. 168. 4. 1) utilizando el puerto 8888. El nodo Maestro recoge sus propias métricas inerciales y de flexión, y la combina de manera sincronizada con los datos que recibe del guante izquierdo.

Protocolo de Transporte y Flujo de Datos hacia la App Móvil: Una vez que se ha reunido el conjunto completo de 24 variables de control, el Guante Maestro envía la trama serializada al dispositivo celular a través de un socket de transmisión continua utilizando el protocolo TCP/IP.

La utilización de TCP garantiza que no haya pérdida ni desorganización en los paquetes de datos que se envían en intervalos de 20 milisegundos, asegurando así la integridad de la serie temporal necesaria para la red neuronal. Al recibir la cadena de texto sin procesar (valores separados por comas), el hilo secundario dentro de la aplicación Android (ConnectedThread) se encarga de dividir los caracteres, transformarlos dinámicamente en tipos de datos flotantes e incorporarlos en la cola circular del búfer de reconocimiento del sistema.

3.7.2.5.2 Modos de trabajo de la Aplicación

El sistema diseñado para traducir el lenguaje de señas, que utiliza hardware integrado y redes neuronales recurrentes, necesita seguir un orden específico de instalación, recolección de datos y capacitación. A continuación, se describe el proceso técnico necesario para el adecuado desempeño de toda la estructura.

3.7.2.6 Preparación y Calibración

Antes de iniciar cualquier fase de identificación o recolección, es fundamental verificar que el guante maestro esté activo y transmitiendo su Punto de Acceso. La aplicación instalada en el dispositivo Android funciona como usuario, estableciendo comunicación con la red Wi-Fi exclusiva creada por el software del guante maestro.



Figura 27. Conexión wi-fi a la APP.

Al establecer la conexión de comunicación e iniciar la aplicación, la interfaz mostrará de inmediato la pantalla de Ajuste de los Sensores Flex. Este proceso es esencial y fundamental para el sistema:

Ajusta las variaciones mecánicas y óhmicas inherentemente presentes en cada sensor y en la forma de la mano del usuario.

Registra de manera dinámica los valores analógicos extremos (los máximos en flexión y los mínimos en extensión) para normalizar futuras lecturas a través de un mapeo lineal, garantizando la reproducibilidad y evitando falsos positivos generados por interferencias eléctricas o por histéresis mecánica.



Figura 28. Calibración de los sensores Flex.

Este paso es obligatorio para asegurar la precisión de las lecturas.

3.7.2.7 Registro Automatizado de Nuevas Señas (Construcción del Dataset)

La obtención de muestras para entrenar el modelo de Aprendizaje Profundo se lleva a cabo a través de una conexión de comunicación sincronizada entre el dispositivo móvil y una computadora usando el puente de depuración de Android (ADB). El protocolo se compone de las siguientes etapas:

- Preparación del Script de Captura: Se inicia el entorno de automatización en Python (capturador. py). Hay que tener en cuenta que el dispositivo Android debe estar conectado a la computadora mediante un cable USB de alta velocidad, con la opción

de Depuración USB activada y el identificador único del hardware (DEVICE_ID) correctamente vinculado en el subsistema ADB.

- **Configuración de Etiquetas en la Interfaz Móvil:** En la parte "Grabar Señal" de la aplicación, el usuario debe introducir en el campo de texto el identificador o el carácter lexicográfico correspondiente a la señal.
- **Grabación Síncrona:** Al hacer clic en el botón "Guardar" en la interfaz móvil, la aplicación comienza una cuenta regresiva de 5 segundos. Este tiempo permite al usuario preparar físicamente la trayectoria y la posición del gesto, mientras se asegura una transmisión clara de los datos hacia el búfer del sistema.



Figura 29. Grabación de nuevas señales.

3.7.2.8 Procesamiento y Almacenamiento en Caliente

El programa en Python se mantiene en constante escucha del flujo de datos de Android a través del logcat, filtrando las líneas con la etiqueta específica DATA_CSV_READY. El funcionamiento del algoritmo se basa en las siguientes características técnicas:

- **Comprobación de Integridad:** Se verifica que cada paquete contenga el número exacto de variables de la estructura del hardware (un total de 24 sensores, que incluyen los arreglos flexores y los datos inerciales del MPU6050 de ambos guantes).
- **Configuración Dinámica de Ventanas:** El programa recopila de manera consecutiva una ventana temporal rigurosa de 50 frames. Si se observa un cambio en la etiqueta durante la captura, el búfer se limpia automáticamente para evitar la mezcla de datos en el conjunto.

- **Reunión del Conjunto de Datos:** Al alcanzar los 50 frames estables, el script evita bloqueos de memoria y escribe directamente la matriz aplanada (1 por 1200 valores numéricos independientes) junto con la etiqueta correspondiente al final de la fila en el archivo jerárquico `dataset_guante.csv`.

3.7.2.9 Entrenamiento y Generación del Modelo Predictivo (Google Colab)

Dado el elevado costo computacional que implica entrenar arquitecturas de redes neuronales recurrentes, el procesamiento del conjunto de datos se lleva a cabo en la nube mediante la infraestructura de Google Colab, haciendo uso de aceleradores gráficos (GPU) para mejorar los tiempos de convergencia matemática.

Carga de Datos: Se importan los archivos estructurados `dataset_guante.csv` directamente al almacenamiento temporal de la sesión en Colab.

Ejecución de la Red Recurrente (LSTM): Se lanza el script de entrenamiento basado en la API de Keras sobre TensorFlow. El flujo del pipeline algorítmico realiza los siguientes procesos computacionales:

- **Remuestreo y Reshape Tridimensional:** Los datos de entrada, que inicialmente son planos, se reorganizan en un formato vectorial. La fila que contiene 1200 características se transforma en una matriz tridimensional equilibrada con dimensiones de $[Muestras, \mathbf{50\text{ instantes de tiempo}}, \mathbf{24\text{ sensores}}]]$. De esta forma nos permite que la red analice la correlación espacio temporal del movimiento.
- **Entrenamiento de la Red LSTM:** Las capas de Memoria a Largo Corto Plazo (LSTM) procesan secuencialmente la serie temporal de 50 frames, capturando las dependencias dinámicas del inicio, transiciones y finalización de cada señal.
- **Optimización y Cuantización a TFLite:** Después de que el modelo alcanza los niveles de precisión establecidos (métrica de Accuracy $\geq 95\%$), se optimiza el grafo del modelo y se exporta utilizando TFLiteConverter. Este proceso reduce el tamaño de los pesos algebraicos de la red y congela las operaciones matemáticas, adaptándolas a un formato adecuado para entornos embebidos y de baja potencia computacional.

Descarga de Artefactos Completados: El entorno genera automáticamente un archivo comprimido que incluye dos elementos clave para la inferencia:

- **model_guante.tflite:** Archivo binario optimizado que incluye la estructura de la red neuronal y los pesos sinápticos entrenados.
- **labels.txt:** Diccionario organizado de cadenas que contiene los nombres de las clases o señales que el modelo ha aprendido a identificar.

3.7.2.10 Integración de Artefactos de Inferencia en Android Studio

Para dotar a la aplicación nativa de funciones de inteligencia artificial en el dispositivo, se inicia la etapa de desarrollo de software en el ambiente de Android Studio:

Transferencia y Almacenamiento: Los archivos `model_guante.flite` y `labels.txt` se integran en la base del código en Android studio del proyecto.

Ubicación en el Directorio de Assets: Estos archivos deben ser ubicados en la ruta específica del sistema de archivos del proyecto:

`app/src/main/assets/`

Esta ubicación nos permite que el compilador de Android (Gradle) no altere ni comprima la estructura binaria del modelo mientras se empaqueta el APK, logrando un acceso directo en tiempo de ejecución como un archivo mapeado en memoria.

Compilación y Sincronización: Al compilar y desplegar la aplicación en el dispositivo móvil, el intérprete de TensorFlow Lite empieza a utilizar el modelo asignando los buffers de entrada y salida conforme a las especificaciones del archivo `.tflite`.

3.7.2.11 Operación en Modo de Reconocimiento en Tiempo Real

Con el modelo integrado y embebido de manera nativa en la aplicación, el usuario tiene la posibilidad de utilizar el sistema de traducción en tiempo real siguiendo el protocolo establecido:

Conexión: Asegurarse de que la interfaz Wi-Fi del dispositivo inteligente esté enviando paquetes activamente hacia el SSID del guante principal.

La activación del Traductor: En la pantalla principal de la app, se selecciona la opción "Iniciar reconocimiento". Esto activa un hilo de ejecución adicional para que la interfaz gráfica del usuario no se congele.

La captura Espacio temporal: Durante la realización de movimientos con los guantes, la app recoge las transmisiones de datos desde el hardware a una tasa de muestreo constante hasta llenar una matriz temporal de 50 momentos (recopilados secuencialmente durante un periodo controlado).

Este intervalo de recolección es preciso para registrar la aceleración, la rotación y la flexión de las articulaciones que forman la firma cinemática del gesto.

Finalmente, la matriz se inyecta en el búfer de entrada del intérprete de TensorFlow Lite, que lleva a cabo la propagación hacia adelante de la red LSTM en el mismo dispositivo. De manera instantánea, la aplicación convierte el índice de probabilidad más alto en texto

comprensible en la pantalla y activa el sistema de síntesis de voz para una reproducción auditiva al mismo tiempo.

La elección de esta arquitectura nativa en Android Studio asegura una latencia de inferencia baja (menos de 45 ms), eliminando la necesidad de depender de servidores externos en la nube y permitiendo una comunicación fluida y en tiempo real.

3.7.2.12 Evaluación técnica

En este apartado describiremos el proceso de la evaluación técnica implementada para determinar la funcionalidad y precisión del prototipo traductor de lengua de señas. En caso de que el rendimiento del prototipo sea inferior a lo óptimo, se procederá a encontrar las fallas del sistema para realizar los ajustes necesarios para su correcto funcionamiento. Por el contrario, si se obtienen resultados satisfactorios esto nos permitirá validar nuestro prototipo y listo para las pruebas de campo.

3.7.2.12.1 Selección de vocabulario

A continuación, mostraremos los gestos que fueron elegidos por nuestra investigación y por sugerencia del técnico en interpretación de Lengua de señas:

1. HOLA
2. ¿COMÓ ESTAS?
3. BUENOS DIAS
4. BUENAS TARDES
5. BUENAS NOCHES
6. ¿CUANTO CUESTA EL TRAMITE?
7. ¿CUAL ES EL MOTIVO?
8. ¿CUANTO DINERO NECESITAS?
9. ¿EN QUE LE PUEDO AYUDAR?
10. ¿QUIEN ME PUEDE AYUDAR?
11. ADIOS
12. GRACIAS POR SU PACIENCIA

3.7.2.12.2 Entrenamiento del modelo

El proceso para entrenar el modelo para el reconocimiento del vocabulario elegido es el mismo que fue explicado anteriormente en modos de trabajo de la Aplicación. Los resultados que obtenemos del entrenamiento en Google colab y las redes neuronales LSTM son los siguientes:

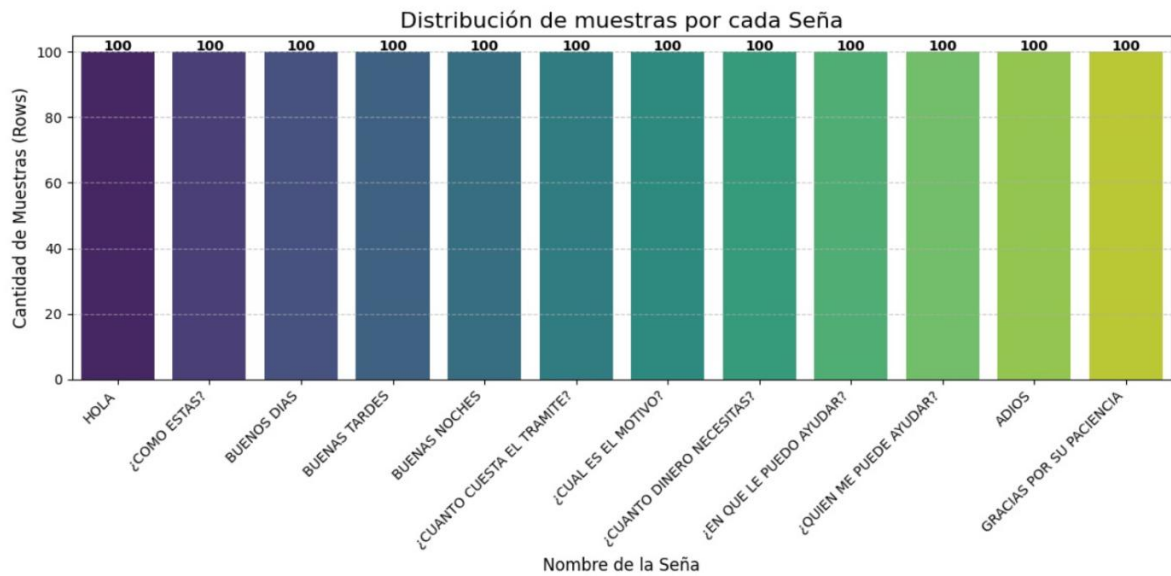


Figura 30. Distribución de muestras por cada Señal/Gesto en colab.

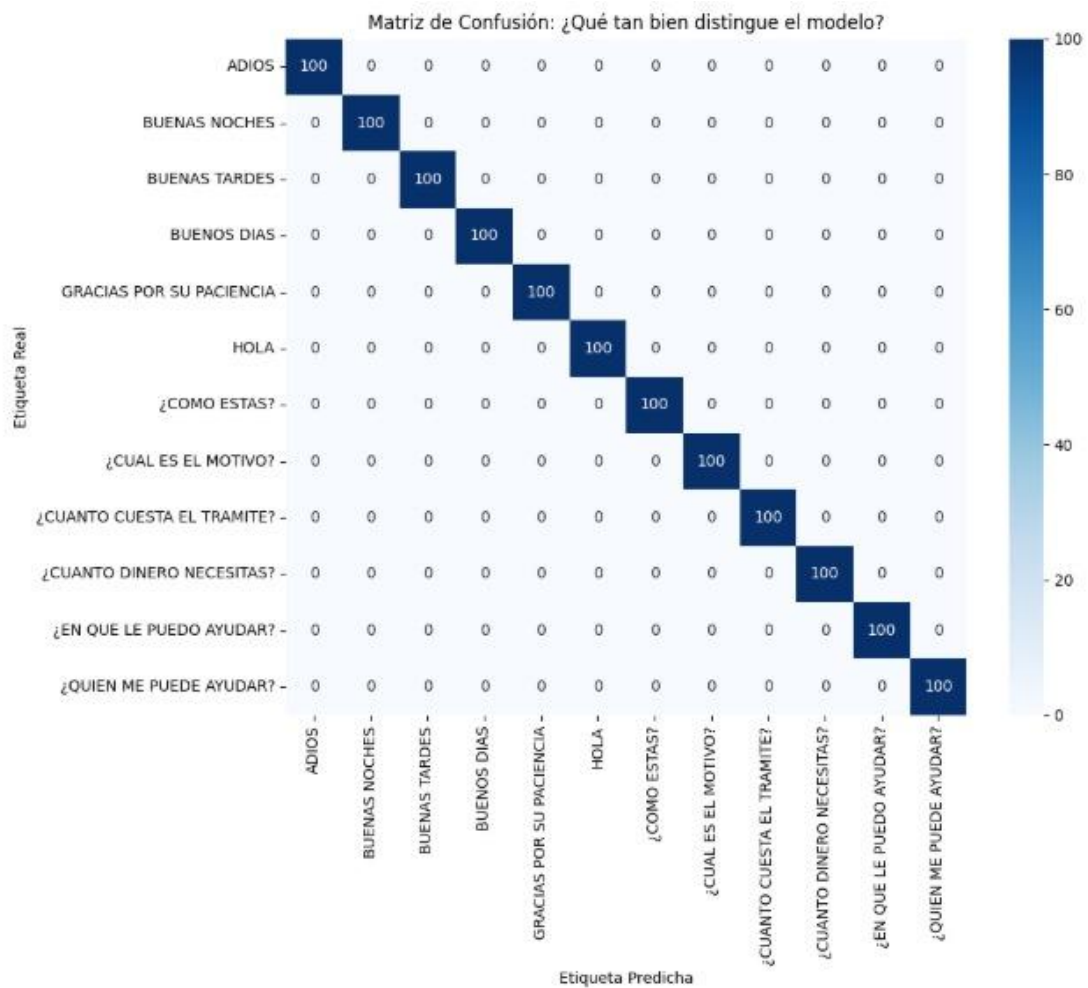


Figura 31. Matriz de confusión del modelo entrenado.

3.7.2.12.3 Pruebas de validación cuantitativa

El sistema pasó por una etapa de validación práctica utilizando un proceso de 120 pruebas controladas, organizadas en 12 situaciones diferentes (los gestos elegidos y entrenados) con 10 repeticiones por cada una. La finalidad de este registro fue analizar el porcentaje de precisión del prototipo traductor de lengua de señas ecuatoriana en entornos de uso real, teniendo en cuenta tanto la integridad de la señal como la fiabilidad en el reconocimiento de gestos. Los resultados de las pruebas se muestran en la siguiente tabla de precisión por cada frase realizada.

Tabla 13. Tabla de precisión por frase.

Frase	Total de Rep.	Aciertos	Precisión (%)
HOLA	10	10	100,0%
¿COMÓ ESTAS?	10	10	100,0%
BUENOS DIAS	10	10	100,0%
BUENAS TARDES	10	10	100,0%
BUENAS NOCHES	10	10	100,0%
¿CUANTO CUESTA EL TRAMITE?	10	10	100,0%
¿CUAL ES EL MOTIVO?	10	0	0,0%
¿CUANTO DINERO NECESITAS?	10	10	100,0%
¿EN QUE LE PUEDO AYUDAR?	10	10	100,0%
¿QUIEN ME PUEDE AYUDAR?	10	10	100,0%
ADIOS	10	10	100,0%
GRACIAS POR SU PACIENCIA	10	0	0,0%
Precisión global del sistema:			83,3%

Las pruebas indica una gran confiabilidad en la identificación de expresiones comunes, logrando una efectividad total (100% de aciertos) en 10 de las 12 categorías analizadas. Los fallos detectados, que constituyen el 16. 7% del total de pruebas, se encontraron de manera aislada en frases particulares que presentaban mayor dificultad gestual o semejanza en los patrones de movimiento. Se presentará en la figura 30 la matriz donde se puede apreciar las confusiones que tienen las frases que tuvieron un 0% de aciertos.

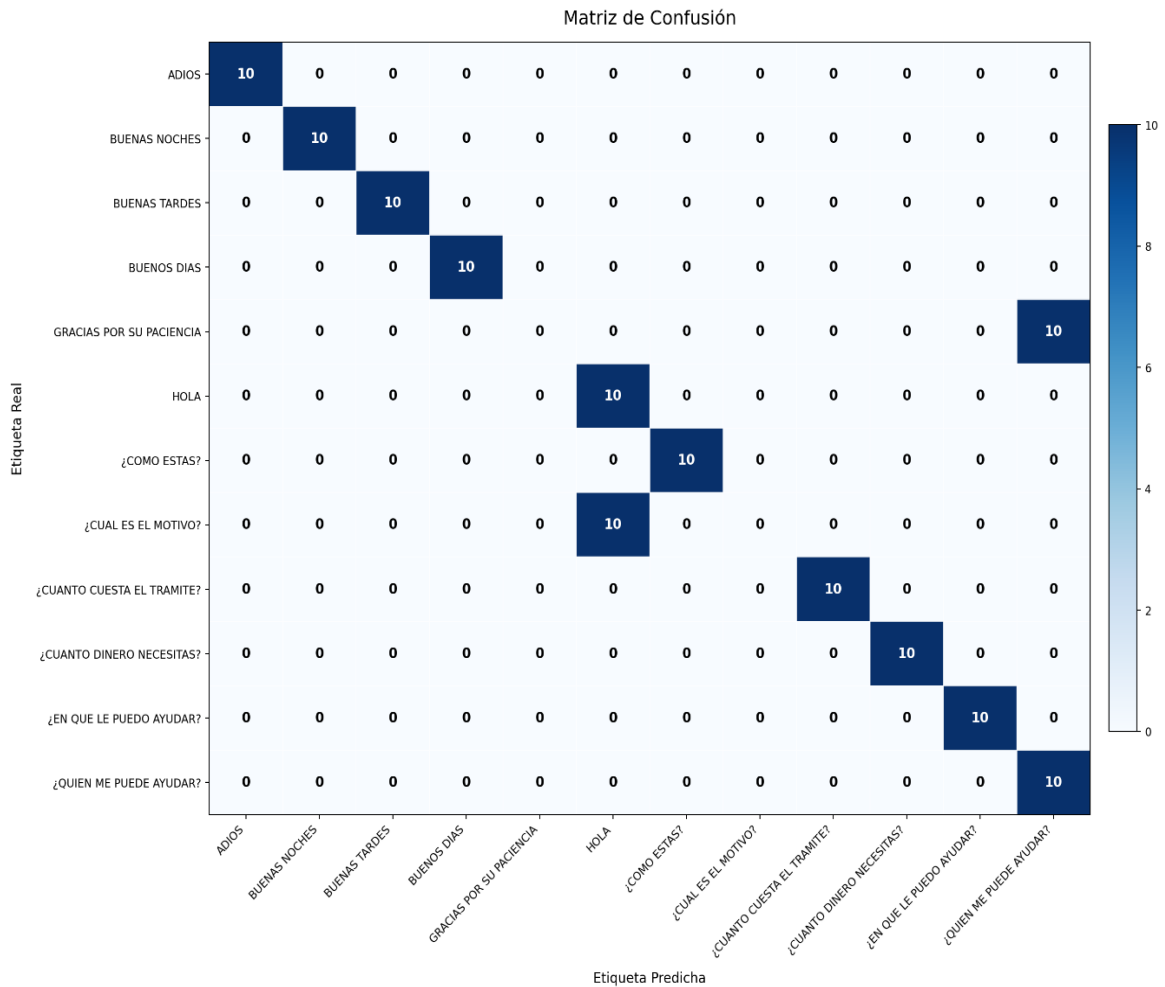


Figura 32. Matriz de Confusión.

Las frases ¿CUÁL ES EL MOTIVO? y GRACIAS POR SU PACIENCIA, los cuales se registraron 0 aciertos en sus 10 intentos de la prueba. En el primer caso, el prototipo confundió la seña de mayor manera con HOLA, en cuanto al segundo caso la confusión se da con la frase: ¿QUIÉN ME PUEDE AYUDAR? Estas confusiones se evidencian en las celdas fuera de la diagonal, mostrándonos un parecido en los patrones gestuales capturados por los sensores para dichas frases.

Estos resultados también podemos corroborarlo con el análisis realizado en el documento de Protocolo de Validación Técnica que se encuentran en anexos por la Mag. Jaqueline del Rocio Ponce Osejo, en la cual nos menciona que las 10 frases con precisión del 100% tienden a tener un reconocimiento más estable y consistente en los 10 intentos de la prueba. En cambio, las dos frases que tiene una precisión de 0% hacen referencia a un fallo sistemático en los 10 intentos, por fallos de longitud y comprensión léxica de las frases, ya que muchas frases comparten cierto movimiento similares, pero la gesticulación de rostro y movimiento corporal pueden ser un factor de su nula precisión.

Los resultados de las pruebas de validación técnica corresponden a un 83,33% de precisión global del sistema, este resultado comparado con otros sistemas de traducción de lengua de señas demuestra el correcto funcionamiento del prototipo para la mayoría de las frases evaluadas. Por lo tanto, podemos concluir que el prototipo traductor de lengua de señas es válido para realizar las pruebas de campo.

3.7.3 Fase 3: Evaluación

Con el prototipo traductor de lengua de señas apto para la evaluación de un sistema de traducción para mejorar la comunicación de personas con discapacidad auditiva, la gran mayoría usuarias de la lengua de señas ecuatoriana. En este aspecto se plantea realizar la evaluación del funcionamiento en dos etapas, en esas dos etapas se deberá responder un cuestionario de comprensión comunicativa que están formadas por diez frases que alcanzaron reconocimiento técnico estable (100% de precisión) durante la evaluación técnica, descartándose las dos frases que obtuvieron 0% de precisión ("¿Cuál es el motivo?" y "Gracias por su paciencia").

Por lo tanto, los resultados que se obtengan en esta fase de evaluación, incluyendo el porcentaje final de efectividad, deben interpretarse dentro de este vocabulario funcional limitado, y no como una medida de efectividad general del prototipo sobre la totalidad del vocabulario LSEC entrenado. Las respuestas de cada frase serán un "Entendí" o "No entendí".

Etapas e evaluación de campo:

- La primera etapa, sin la utilización del prototipo, el participante(oyente) tendrá que responder el cuestionario de comprensión comunicativa realizado por la persona que se puede comunicar mediante lengua de señas.
- La segunda etapa, con el prototipo traductor, la persona oyente tendrá que responder el cuestionario de comprensión comunicativa realizado por la persona que puede comunicarse en lengua de señas, la cual estará equipada con el prototipo traductor de lengua de señas.

Para las evaluaciones contamos con la ayuda de 10 participantes que respondieron el cuestionario, obteniendo los resultados mostrados en las siguientes tablas.

Tabla 14. Resultados del cuestionario “Sin el Prototipo”.

N.º Frase	Frase Evaluada	No entendió	Entendió
1	Hola	8/10	2/10
2	¿Cómo estás?	4/10	6/10
3	Buenos días	9/10	1/10
4	Buenas tardes	10/10	0/10
5	Buenas noches	10/10	0/10
6	¿Cuánto cuesta el trámite?	9/10	1/10
7	¿Cuánto dinero necesitas?	10/10	0/10
8	¿En qué le puedo ayudar?	10/10	0/10
9	¿Quién me puede ayudar?	10/10	0/10
10	Adiós	9/10	1/10

Tabla 15. Resultados del cuestionario “Con el Prototipo”.

N.º Frase	Frase Evaluada	No entendió	Entendió
1	Hola	0/10	10/10
2	¿Cómo estás?	0/10	10/10
3	Buenos días	1/10	9/10
4	Buenas tardes	1/10	9/10
5	Buenas noches	1/10	9/10
6	¿Cuánto cuesta el trámite?	0/10	10/10
7	¿Cuánto dinero necesitas?	0/10	10/10
8	¿En qué le puedo ayudar?	0/10	10/10
9	¿Quién me puede ayudar?	0/10	10/10
10	Adiós	0/10	10/10

Con la recopilación resultados, damos por terminado la fase de evaluación de campo. Como resultado de este proceso, se aseguró una base de datos estructurada con un total de 200 observaciones experimentales (100 interacciones controladas con la modalidad de comunicación tradicional y las otras 100 interacciones con intervención del sistema traductor).

CAPÍTULO IV

4. RESULTADOS

4.1 Prueba de hipótesis

La estructura de los datos obtenido en la evaluación nos muestra datos dicotómicos, valores binomiales (0 = No entendió y 1 = Entendió), esto constituye una matriz fundamental para el análisis estadístico inferencial, permitiéndonos cuantificar de manera objetiva el impacto que tiene el Prototipo traductor de lengua de señas sobre la barrera de la comunicación.

Ya que los datos son categóricos y proceden de un diseño experimental con mediciones repetidas o pareadas, donde los mismos participantes son evaluados en dos condiciones distintas (Sin prototipo y Con prototipo), se aplicó la prueba no paramétrica del Test de McNemar.

El Test de McNemar nos permite evaluar el cambio en las proporciones de éxito antes y después de una intervención en muestras dependientes. En este análisis se estableció un nivel de significativa de $\alpha=0.05$, con esto garantizamos un nivel de confianza del 95%.

Bajo este análisis se plantea las siguientes hipótesis de investigación:

Hipótesis nula (H_0): No existe una diferencia estadísticamente significativa en el porcentaje de efectividad entre el método tradicional de comunicación en LSEC y el prototipo traductor de LSEC.

Hipótesis alternativa (H_a): Existe una diferencia estadísticamente significativa en el porcentaje de efectividad entre el método tradicional de comunicación en LSEC y el prototipo traductor de LSEC.

A continuación, se muestran los resultados del test de McNemar, donde se obtuvieron tablas cruzada y prueba de Chi-cuadrado:

Tabla 16. Tabla cruzada Sin prototipo y Con prototipo.

		Con Prototipo		Total
		No entendió	Entendió	
Sin Prototipo	No entendió	3	86	89
	Entendió	0	11	11
Total		3	97	100

La tabla cruzada o tabla de contingencia organiza las frecuencias observadas de las 100 interacciones experimentales en función de la condición evaluada. La tabla está formada por cuatro celdas que muestran la evolución de la comprensión comunicativa de los participantes al cambiar de sistema tradicional (Sin prototipo) al sistema con intervención tecnológica

(Con prototipo). En las celdas de concordancia donde 3 y 11 son los casos donde no hubo variación en la respuesta; pero, el análisis de McNemar recae exclusivamente sobre las celdas de discordancias. Se observaron 86 interacciones en las que el participante pasó de No entendió a Entendió, mostrando un cambio positivo atribuible al prototipo, frente a 0 interacciones en las que se produjo un cambio negativo. La asimetría en las discordancias anticipa la significación estadística del dispositivo.

Tabla 17. Pruebas de Chi-cuadrado.

	Valor	Significación exacta (Bilateral)
Prueba de McNemar		$<,001^a$
N de casos válidos	100	

La tabla 17 nos muestra el resultado del cálculo de la significación exacta bilateral obtenido a través del módulo de tablas cruzadas. Este resultado confirma, mediante un enfoque de probabilidad exacta, que el valor de significancia es $< 0,001$, lo cual refuerza la solidez del hallazgo sin depender de aproximaciones asintóticas.

Tabla 18. Estadístico de prueba.

	Sin Prototipo & Con Prototipo
N	100
Chi-cuadrado	84,012
Sig. asin.	$< 0,001$

La Tabla 18 presenta el estadístico de contraste calculado por el módulo de pruebas no paramétricas para dos muestras relacionadas en el software estadístico SPSS. En la tabla se muestra el número total de pares válidos ($N = 100$), el valor del estadístico Chi-cuadrado y su significación asintótica. Hay que señalar que el valor reportado de $\chi^2 = 84,012$ no corresponde al cálculo clásico directo (que sería 86), sino que responde la corrección por continuidad de Yates, este es un ajuste estándar que SPSS aplica en tablas 2x2 para mejorar la aproximación a la distribución Chi-cuadrado cuando se trabaja con datos discretos. Este estadístico se distribuye con 1 grado de libertad.

El estadístico de McNemar se enfocó exclusivamente en el cálculo de los casos donde hubo un cambio, en referencia a las celdas de discordancias. Al probar la diferencia de 86 interacciones rescatadas con éxito frente a 0 errores introducidas por el sistema, con grado de libertad (df) de 1, un nivel de confianza del 95% y el valor crítico de corte se establece en 3,841.

El procesamiento de los datos nos dio como resultado un estadístico Chi-cuadrado (χ^2) que supera el umbral crítico de 3,841, consiguiendo así un nivel de significancia exacta (p valor) de < 0.001 . Al cumplirse las condiciones donde el estadístico $\chi^2 = 84,012 > 3,841$ y el (p valor) $= 0.001 < \alpha = 0.05$, rechazamos formalmente la Hipótesis Nula (H_0), por lo cual aceptamos la Hipótesis alternativa (H_a).

En conclusión, se demuestra estadísticamente y con un 95% de confianza, que existe una diferencia estadísticamente significativa en el porcentaje de efectividad entre el método tradicional de comunicación en LSEC y el prototipo traductor de LSEC.

Dado el análisis estadístico de los datos obtenidos se nos permite confirmar que el prototipo funciona como un factor clave en la comunicación no verbal.

Después de confirmar la significación estadística de la mejora, resultó pertinente cuantificar y visualizar la magnitud de dicha diferencia en términos prácticos. La siguiente tabla nos muestra las frecuencias absolutas y relativas de aciertos y desaciertos para cada sistema, resumiendo el rendimiento global de ambas condiciones experimentales.

Tabla 19. Porcentaje de efectividad en la evaluación de campo.

Sistema	No entendió	Entendió	Total	Porcentaje de efectividad
Sin prototipo	89	11	100	11%
Con prototipo	3	97	100	97%

La Tabla 19 muestra que, en la evaluación de campo, el sistema tradicional (sin prototipo) registró únicamente 11 aciertos de 100 interacciones posibles, esto representa un porcentaje de efectividad del 11%. En cambio, con la intervención del prototipo traductor, se alcanzaron 97 aciertos de 100, equivalente a un 97% de efectividad. La diferencia de 86 puntos porcentuales constituye una mejora sustancial en la capacidad de comprensión comunicativa.

En la figura 33 podemos ver gráficamente esta comparación, demostrando visualmente el incremento en el número de respuestas comprendidas al utilizar el prototipo.

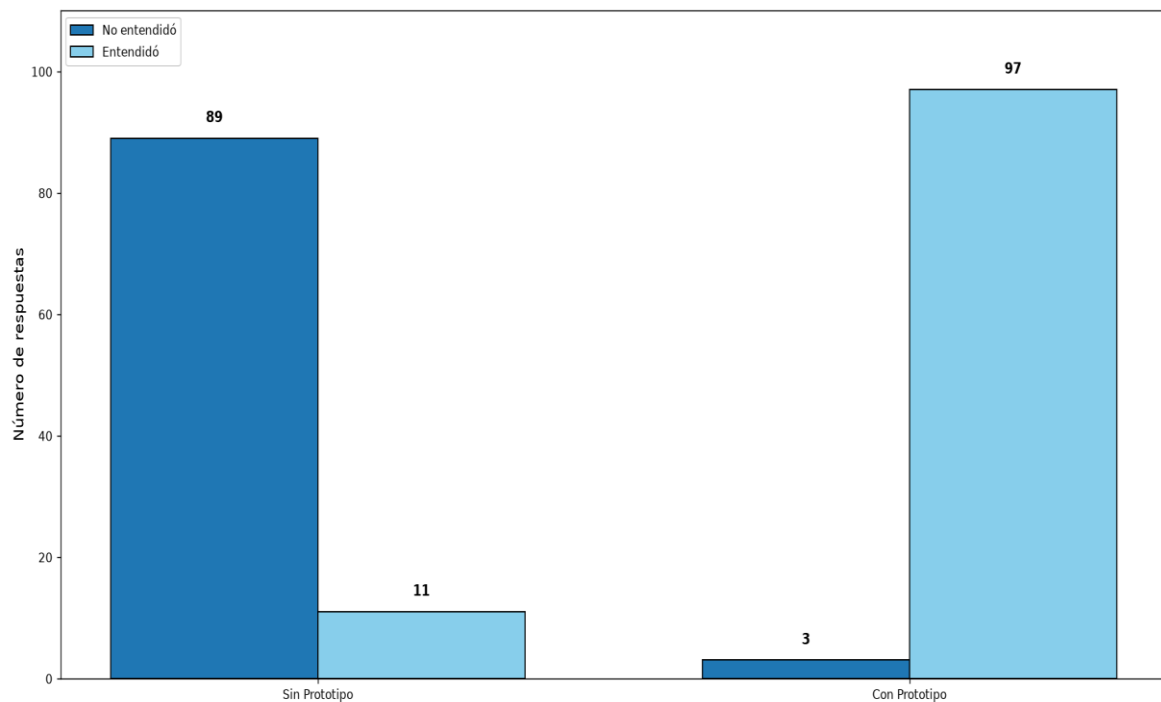


Figura 33. Comparación de aciertos de evaluación.

Tomando en cuenta los resultados presentados en las Tablas 16 y 19, se procedió a realizar los siguientes análisis:

- El sistema tradicional (sin prototipo) alcanzó una efectividad de $11/100 = 11\%$, mientras que con la intervención del prototipo traductor la efectividad se elevó a $97/100 = 97\%$, lo que representa una diferencia absoluta de 86 puntos porcentuales.

Tabla 20. Desglose del origen de los aciertos con el prototipo.

Origen del acierto	Frecuencia	Porcentaje
Recuperadas gracias al prototipo	86	88.6%
Ya comprendidas sin el prototipo	11	11.4%
Total de aciertos con prototipo	97	100%

- En la tabla 20 podemos ver el desglose de los 97 casos de acierto obtenidos con el prototipo, se observa que el 88,6% (86 de 97) corresponde a interacciones que inicialmente habían fallado sin el prototipo, esto quiere decir que, las mejoras son directamente atribuibles a la intervención del prototipo; el 11,4% restante (11 de 97) corresponde a interacciones que los participantes ya comprendían correctamente incluso sin el prototipo. Esta distinción es importante porque nos permite aislar el aporte real del sistema, separándolo de la comprensión que ya existía de forma independiente.
- El sistema mostró una eficacia correctiva del 96. 6%. Es decir que, de los 89 casos que inicialmente presentaban problemas de comunicación (No entendió sin prototipo), el prototipo traductor logró resolver exitosamente 86 de ellos ($86/89 = 96,6\%$), demostrando una alta capacidad para recuperar interacciones fallidas.

- Por otro lado, se registraron 3 casos de las 89 iniciales que no lograron mejorar con el uso del prototipo ($3/89=3.4\%$). Después de un análisis técnico, se deduce que estas situaciones pueden estar relacionadas con un error en la traducción de 3 frases específicas debido a la variación de la orientación del usuario respecto al norte magnético de la tierra entre la fase de entrenamiento (datos de repeticiones) y la fase de reconocimiento (pruebas), lo cual es un hallazgo significativo para identificar áreas de mejora en versiones futuras del algoritmo de análisis de movimiento.

4.2 Discusión

Comparando los resultados obtenidos con las investigaciones analizadas en la revisión de literatura, se puede notar que el prototipo logró un rendimiento competitivo. Mientras que los sistemas que se basan exclusivamente en visión por computadora a partir de grabaciones de video, como el modelo CNN + LSTM y las redes convolucionales, reportan niveles de precisión del 93,75% y 90% respectivamente en entornos controlados, sus creadores mencionan una vulnerabilidad crítica a la distancia de la cámara, a fondos inconsistentes y a la confusión con caracteres determinados. En contraste, soluciones que combinan MediaPipe para la obtención de puntos de referencia espaciales y redes LSTM para el análisis en el tiempo, logran un 96% de precisión en la Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC), pero destacan que factores externos como la iluminación cambiante y la oclusión complican significativamente la obtención de datos sólidos. Ante esta situación, el prototipo traductor actual logró una precisión técnica del 83,33% y una efectividad comunicativa del 97% en el vocabulario funcional evaluado. Esto evidencia que la recolección directa de variables cinemáticas a través de sensores físicos supera las limitaciones de "techo de aprendizaje" y problemas relacionados con la iluminación que enfrentan los enfoques ópticos móviles, garantizando una tasa de acierto consistente sin depender de las condiciones del entorno ni requerir una carga computacional elevada para el procesamiento de imágenes, una limitación que también afecta a los modelos que se basan en Transformers.

En cuanto a las dos frases que fallaron completamente ("¿Cuál es el motivo?" y "Gracias por su paciencia"), el examen de la matriz de confusión (Figura 32) mostró que ambas fueron confundidas de manera reiterada con otras señas que tienen una estructura cinemática similar. La frase "¿Cuál es el motivo?" fue confundida principalmente con "Hola", debido a que el comienzo del movimiento dinámico y la flexión inicial de los dedos formaron un patrón geométrico casi idéntico en las series temporales que analizó la red LSTM. De igual manera, la expresión "Gracias por su paciencia" se confundió con "¿Quién me puede ayudar?", provocada por la coincidencia en la velocidad de ejecución y la trayectoria curva que describen las manos en ambas señas, lo que llevó al optimizador del modelo a converger hacia la etiqueta incorrecta debido a la ausencia de vectores de características variadas.

Este estudio exhaustivo ayuda a entender la confusión habitual relacionada con el término "Hola" y otras formas simples de comunicación. Dado que se trata de un gesto muy breve, con una trayectoria simple y un rango uniforme de flexión de los sensores, "Hola" funcionó matemáticamente como una clase por defecto dentro de la red neuronal recurrente. Cuando

el usuario pronunciaba frases más complejas cuyos patrones de flexión y orientación no eran suficientemente nítidos, marcados o estables debido a movimientos rápidos o ligeras oscilaciones residuales, las distancias euclidianas en el ámbito de la LSTM se acortaban hacia la estructura más básica disponible en el conjunto de datos entrenado, absorbiendo los gestos poco claros y aumentando el índice de falsos positivos para esa palabra.

Esta confusión está directamente relacionada con la falta de gestos faciales y corporales en el prototipo. En las lenguas de señas, y en particular en la LSEC, las expresiones faciales (elementos no manuales) y la postura del cuerpo desempeñan un papel crucial en la gramática y en la morfosintaxis para aclarar palabras o frases que tienen la misma configuración y trayectoria manual. Al depender únicamente de sensores de flexión e IMU ubicados en las manos, el sistema pierde información valiosa que sería útil para distinguir señas con similitudes en la morfología manual; este es un desafío que los modelos de visión artificial que utilizan herramientas como MediaPipe enfrentan en parte al mapear los puntos de referencia del rostro y el torso, aunque en este hardware se sacrifica por la autonomía lumínica.

Respecto al uso de un solo emisor experimentado en LSEC durante todas las pruebas, esto significa que los resultados reflejan el patrón de movimiento específico de una única persona, sin tener en cuenta la variabilidad natural entre diferentes usuarios de LSEC en elementos como velocidad, amplitud o estilo en la ejecución de las señas. El modelo de Deep Learning ha aprendido y se ha adaptado a los idiolectos motrices propios de esta persona y a su anatomía. Esto reduce notablemente la capacidad del sistema para generalizar su rendimiento a otros emisores sin previo ajuste y reentrenamiento individualizado, ya que cualquier cambio en la dinámica corporal podría desplazar los datos fuera de los límites de decisión previamente establecidos por la red.

Sobre la elección de utilizar sensores electrónicos en lugar de visión artificial, esta decisión ayudó a evitar las limitaciones de iluminación que suelen afectar al reconocimiento por imagen, eliminando el ruido visual generado por sombras o fondos recargados que comprometen los sistemas ópticos. No obstante, esto trae consigo un nuevo conjunto de restricciones técnicas y físicas en el hardware, como la necesidad de calibración adecuada y colocación precisa de los sensores en las articulaciones (donde cambios milimétricos pueden modificar los rangos de voltaje y el movimiento continuo requiere un refuerzo en las soldaduras electrónicas), la posible influencia de campos magnéticos en los sensores IMU que afectaría la detección del norte magnético lo que se observó en los tres casos no resueltos durante las pruebas dinámicas, y la total imposibilidad de captar información visual adicional sobre el entorno o el propio cuerpo del usuario.

Finalmente, la generalización de estos hallazgos está severamente limitada por aspectos metodológicos como el pequeño tamaño de la muestra (diez participantes oyentes en las pruebas del sistema HMI y un solo emisor experto para el corpus), el muestreo no probabilístico basado en conveniencia, un vocabulario restringido a solo doce frases entrenadas frente a la complejidad inherente del idioma, la evaluación en un entorno de

laboratorio controlado, y el diseño cuasi experimental con medidas repetidas sin un grupo de comparación independiente para realizar análisis estadísticos rigurosos. Por lo tanto, los resultados deben considerarse formalmente como evidencia empírica inicial sobre la viabilidad técnica y operacional del prototipo, y no como una validación concluyente de su efectividad en condiciones reales o con una población más extensa, diversa y masiva de usuarios de la comunidad sorda en el contexto laboral y social.

CAPÍTULO V

5. CONCLUSIONES y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES

Una vez finalizados el estudio, diseño, implementación y evaluaciones del prototipo traductor de lengua de señas, así como el análisis de los resultados obtenidos, y en relación con los objetivos planteados al inicio de la presente investigación, se concluye lo siguiente:

- Con respecto a la investigación y análisis de la morfología de Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC), podemos concluir que fue el pilar fundamental para la creación del prototipo. El conocimiento de los límites de flexión y trayectorias espaciales permitió que los sensores capturen correctamente la intención comunicativa del usuario, así como estructurar adecuadamente las frases cotidianas para el experimento.
- En relación al diseño y construcción del prototipo traductor de LSEC a texto y voz, el prototipo alcanzó una precisión en la evaluación técnica del 83,33%, logrando el reconocimiento satisfactorio de 10 de 12 frases entrenadas. En conclusión, el prototipo es capaz de capturar cinemáticamente el movimiento de las manos y la flexión de los dedos, logrando procesarlos para emitir traducciones mediante interfaces de texto y voz mostradas en la aplicación celular.
- Mediante la evaluación realizada entre personas usuarias de la lengua de señas y receptores oyentes que desconocen dicho lenguaje, se permitió validar el comportamiento del prototipo traductor. Se concluye que la evaluación experimental no solo demostró el impacto positivo del prototipo al rescatar 86 de 89 interacciones comunicativas fallidas, sino que también identificó de manera transparente su límite operativo: 3 de 89 interacciones no resueltas, ocasionadas por variables externas y del mismo sistema.
- En general, el diseño e implantación del prototipo traductor de lengua de señas cumple exitosamente con la meta macro de la investigación. En la evaluación de campo, el uso del prototipo generó una mejora neta de 86 puntos porcentuales en la comprensión comunicativa de los participantes oyentes, del 11% sin prototipo al 97% con prototipo, de los cuales el 88,6% de los aciertos finales es directamente atribuible a la intervención tecnológica del prototipo y no a un conocimiento previo de LSEC por parte de los participantes. Estos resultados nos muestran una reducción de la barrera comunicativa entre la comunidad sorda y usuaria de LSEC y las personas oyentes, respondiendo así con ingeniería aplicada a una necesidad vital de inclusión social.

5.2 RECOMENDACIONES

Con el fin de mejorar la fiabilidad del Prototipo y evolucionar hacia un producto más eficiente, se sugieren las siguientes líneas de trabajo futuro:

- Con el fin de fomentar el uso diario y prolongado del prototipo por parte de las personas con discapacidad que poseen la habilidad de comunicarse con lengua de señas, se recomienda mejoras ergonómicas y miniaturización del hardware, en futuras versiones del prototipo utilizar placas de desarrollo más compactas (wearables) y explorar la integración de sensores de flexión textiles o tintas conductoras. Esto permitirá reducir el peso y la rigidez del guante, concediéndole mayor naturalidad al movimiento de la mano y disminuyendo la interferencia de variables físicas externas.
- Puesto que el sistema actual ya emplea exitosamente una arquitectura de Redes Neuronales Recurrentes tipo LSTM con una precisión del 83,33% en las pruebas técnicas del prototipo, se sugiere optimizar los hiperparámetros del modelo y ampliar la base de datos de entrenamiento (aumento de repeticiones). Con el fin de escalar el prototipo a un vocabulario completo de la LSEC y superar los errores por transiciones rápidas, es recomendable incluir una mayor variabilidad de usuarios en el entrenamiento o explorar evoluciones de la arquitectura, tales como redes LSTM Bidireccionales (BiLSTM) o modelos basados en Transformadores.
- Teniendo en cuenta que el prototipo tiene una interfaz de salida funcional en una aplicación celular, se sugiere expandir sus capacidades de gestión de datos en trabajos futuros. También se recomienda la adición de un registro de historiales de conversaciones para facilitar el seguimiento de diálogos recurrentes. Dentro de la interfaz, sería oportuno automatizar el módulo de calibración inicial vinculándola a perfiles personalizados, esto permitiría guardar parámetros biométricos de distintos usuarios en la memoria local, reduciendo la necesidad de recalibrar manualmente el dispositivo en cada inicio de sesión, logrando un inicio inmediato, ordenado y adaptado a cada persona.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] CONADIS, «Estadísticas de Discapacidad,» Septiembre 2023. [En línea]. Available: <https://www.consejodiscapacidades.gob.ec/estadisticas-de-discapacidad/>.
- [2] faller, 2020. [En línea]. Available: <https://faller-audio.com/es/ratgeber/hoerhilfen-und-technik/hilfsmittel-und-technik-fuer-schwerhoerige/>.
- [3] FasterCapital, «Ingenieria biomedica auditiva exito en la decodificacion estrategias comerciales para soluciones auditivas biomedicas,» 16 06 2024. [En línea]. Available: <https://fastercapital.com/es/contenido/Ingenieria-biomedica-auditiva--exito-en-la-decodificacion--estrategias-comerciales-para-soluciones-auditivas-biomedicas.html>.
- [4] Telefonica, 01 2023. [En línea]. Available: <https://www.telefonica.com/es/sala-comunicacion/blog/tecnologia-que-ayuda-a-las-personas-con-discapacidad-auditiva/>.
- [5] A. Morales, «Diseño e implementación de un prototipo para la traducción de lenguaje de señas mediante la utilización de un guante sensorizado,» 2021. [En línea]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/21759/1/UPS-GT003587.pdf>.
- [6] D. S. Vasquez Parada y W. A. Corredor Nieto, *Traductor de lenguaje de señas colombianas empleando visión por computador e inteligencia artificial*, Bogotá: Universidad Piloto de Colombia, 2021.
- [7] J. M. Buñay Cujilema y J. E. Mullo Yautibug, *Construcción de un prototipo electrónico traductor de lenguaje de señas a voz con base en procesamiento de imágenes*, Riobamba: Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, 2023.
- [8] R. G. Vicianá, *Sistema de Reconocimiento de Lengua de Signos*, Nueva Granada, 2025.
- [9] A. L. Dayanna Cevallos, *Desarrollo de un sistema de reconocimiento para frases básicas de lenguaje de señas ecuatoriano utilizando visión por computadora*, Guayaquil: Salesiana, 2026.
- [10] D. J. C. O. –. C. D. P. RAQUIRA, «TRADUCTOR DE LENGUAJE DE SEÑAS POR INTELIGENCIA ARTIFICIAL,» *UNIVERSIDAD MILITAR NUEVA GRANADA*, 2025.
- [11] G. S. René Cuevas, *Aplicación Móvil Basada en Deep Learning para la Inclusión Educativa de Personas Sordas: Reconocimiento y Traducción de la Lengua de Señas Mexicana*, Guadalajara: SciELO, 2025.
- [12] M. P. Trigo, *Inteligencia Artificial para la traducción, reconocimiento y producción de lengua de signos*, Sevilla: Universidad de Sevilla, 2025.
- [13] M. R. L. Guillermo, «Caracterización de un prototipo de un sensor Flex aplicado al reconocimiento de la dactilología en Lengua de Señas Mexicana,» 28 05 2023. [En línea]. Available: <http://riaa.uaem.mx/xmlui/bitstream/handle/20.500.12055/4065/MARLJS03.pdf?sequence=1&isAllowed=y>.

- [14] M. E. S. D. FLEISCHMANN, «manos con voz,» 2011. [En línea]. Available: https://educacionespecial.sep.gob.mx/storage/recursos/2023/05/xzrfl019nV-4Diccionario_lengua_%20Senas.pdf.
- [15] L. A. Marzo Peña, D. C. X. Rodríguez Fleitas y D. C. M. M. Fresquet Pedroso, «VARONA La lengua de señas. Su importancia en la educación de sordos,» 2022. [En línea]. Available: <https://www.redalyc.org/journal/3606/360673304006/360673304006.pdf>.
- [16] ONU, «EKOS,» 23 09 2023. [En línea]. Available: <https://ekosnegocios.com/articulo/dia-internacional-del-lenguaje-de-senas-conozca-al-artista-que-rapea-en-lengua-de-senas>.
- [17] L. Maita, «Discapnet,» 01 03 2021. [En línea]. Available: <https://www.discapnet.es/discapacidad/tipos-de-discapacidad/discapacidad-sensorial/discapacidad-auditiva>.
- [18] CONADIS, «Consejo Nacional para la Igualdad de Discapacidades,» [En línea]. Available: <https://www.consejodiscapacidades.gob.ec/diccionario-de-lengua-de-senas-ecuadoriano-gabriel-roman/>.
- [19] L. M. Garcés, «Glosario básico de la lenguaje de señas ecuatoriana,» [En línea]. Available: <https://www.vicepresidencia.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2013/04/Compilacion-Final-Interactivo.pdf>.
- [20] M. Freddy, «Diseño y construcción de un prototipo para la captura de movimiento con un grado de libertad de los dedos de una mano y visualización en una PC en tiempo real,» 2008. [En línea]. Available: [https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/1037/1/CD-1486\(2008-05-26-02-53-08\).pdf](https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/1037/1/CD-1486(2008-05-26-02-53-08).pdf).
- [21] Luis Davila, Efren Gonzales, Jose de la Rosa, Jose de Jesus Villa, «La tecnología MEMS como auxiliar en el posicionamiento GPS a bajo costo,» 2016. [En línea]. Available: https://www.researchgate.net/publication/340720184_La_tecnologia_MEMS_como_auxiliar_en_el_posicionamiento_GPS_a_bajo_costo.
- [22] V. C. Fouces, *Comparació de GPS i dispositius IMU low-cost (acceleròmetre – giroscopi...) per a usos de navegació i seguiment compatibles amb Arduino-ESP32, incloent l'estudi de la deriva, i la seva construcció de prototip.*, Universidad Técnica de Catalunya, 2025.
- [23] R. d. L. d. S. c. R. N. Recurrentes, Iván Mindlin, Universidad Nacional de La Plata, 2021.
- [24] M. D. E. P. M. P. D. S. D. T. H. U. I. ARTIFICIAL, JOHANNA MICHELLE CANTUÑA GUANO, ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL, 2024.
- [25] Á. A. T. QUEZADA, *TRADUCCIÓN DE SEÑAS (LSP) A TEXTO (ESPAÑOL) EN TIEMPO REAL CON REDES NEURONALES PROFUNDAS*, Panama: UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE PANAMÁ , 2022.

- [26] M. Á. V. Huertas, *Prototipo basado en visión artificial para el reconocimiento del alfabeto de la lengua de señas colombiana*, Colombia: Escuela de Ciencias Básicas Tecnología e Ingeniería ECBTI , 2025.
- [27] L. A. Mejía Calderón, M. Á. Díaz Rodríguez y A. F. Agudelo Rendón, «Análisis cinemático de un prototipo de prótesis de mano para varios tipos de agarre,» *Tecnura*, vol. 29, nº 83, pp. 12-36, 2025.
- [28] D. Prattichizzo, L. Meli y M. Malvezzi, «Digital Handwriting with a Finger or a Stylus: A Biomechanical Comparison,» *IEEE Transactions on Haptics*, vol. 8, nº 4, pp. 356-370, 2015.
- [29] F. Chen Chen, A. Favetto, M. M. Seyed Mousavi, E. P. Ambrosio, S. Appendino, A. Battezzato, D. G. Manfredi, F. Pescarmona y B. Bona, «Human Hand: Kinematics, Statics, and Dynamics,» *41st International Conference on Environmental Systems*, 2011.
- [30] Ministerio de Educación del Ecuador y FENASEC, *Diccionario Oficial de la Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC)*, Quito, Ecuador: Corporación Gráfica, 2012.
- [31] O. Hosie, M. Isaksson, J. McCormick, O. Tirosh y C. Hensman, «The Design and Validation of an Open-Palm Data Glove for Precision Finger and Wrist Tracking,» *Sensors*, vol. 25, nº 2, p. 367, 2025.
- [32] N. Hammed , «Development and Preliminary Validation of a Low-Cost Portable Tool for Assessing Joint Mobility,» *Journal of Biomedical Photonics & Engineering*, vol. 12, nº 1, p. 010302, 2026.
- [33] C. Zuccarini, «Optimizing Flex Sensor Performance Using Machine Learning,» Los Angeles, 2025.
- [34] G. Hang, M. Uradziński, M. Yu y H. Yin, «Indoor positioning based on foot-mounted IMU,» *Bulletin of the Polish Academy of Sciences: Technical Sciences*, vol. 63, nº 3, pp. 629-634, 2015.
- [35] R. Fopma, «Study the outdoor performance of an open-hardware/source race-level quadrotor,» University of Twente, Enschede, 2023.
- [36] M. Kim y . S. Park, «Enhancing accuracy and convenience of golf swing tracking with a wrist-worn single inertial sensor,» *Scientific Reports*, vol. 14, nº 1, p. 59949, 2024.
- [37] R. G. Vicianá, *Sistema de Reconocimiento de Lengua de Signos*, Barcelona: UNIVERSITAT AUTÒNOMA DE BARCELONA (UAB) , 2025.
- [38] C. D. P. R. DANIEL JESUS CALDERON OQUENDO, *TRADUCTOR DE LENGUAJE DE SEÑAS POR INTELIGENCIA ARTIFICIAL*, Nueva Granada, 2025.
- [39] G. A. S. M. René Edmundo Cuevas Valencia, *Aplicación Móvil Basada en Deep Learning para la Inclusión Educativa de Personas Sordas: Reconocimiento y Traducción de la Lengua de Señas Mexicana*, Guadalajara: SciELO, 2025.

ANEXOS

Anexo 1. Evidencias de la validación de Prototipo

Protocolo de Validación Técnica

Sistema de Reconocimiento de Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC)

Fecha: 18 de junio de 2026

1. Introducción

El presente documento establece el marco formal para la validación del prototipo de guante inteligente destinado al reconocimiento de Lengua de Señas Ecuatoriana (LSEC). El objetivo es determinar la precisión del sistema mediante el juicio experto de una profesional especializada en Lengua de Señas, contrastando el reconocimiento automático de frases frente a la ejecución real de las señas.

2. Perfil de la Validadora

La validación será llevada a cabo por Mag. Jaqueline del Rocío Ponce Osejos, cuyos méritos académicos y profesionales se detalla a continuación:

INSTITUTO SUPERIOR TECNOLÓGICO DE DESARROLLO HUMANO CRE-SER. TÉCNICO SUPERIOR EN INTERPRETACIÓN DE LENGUA DE SEÑAS. N° DE REGISTRO DE LA SENESCYT: 2340-2023-2643256. Con fecha de registro: 2023-04-17

3. Criterios de Clasificación (Etiquetado)

Para la validación se han definido tres categorías fundamentales que describen el nivel de acierto del sistema frente a cada frase evaluada:

Categoría	Criterios de Reconocimiento
CORRECTO (Reconocimiento Óptimo)	El sistema identifica e interpreta la frase de manera exacta, coincidiendo la secuencia de señas reconocida con el significado esperado en al menos el 90% de los intentos realizados.
PARCIAL (Reconocimiento Aceptable)	El sistema reconoce la frase de forma incompleta o con confusión entre señas similares, requiriendo repetición del gesto, logrando una precisión de entre el 50% y el 89% de los intentos.
INCORRECTO (Fallo de Reconocimiento)	El sistema no logra identificar la frase ejecutada o la confunde completamente con otra distinta, con una precisión inferior al 50% de los intentos.

4. Metodología de Validación

Se utilizó una muestra de 12 frases representativas del Lengua de Señas Ecuatoriana, cada una ejecutada en 10 intentos independientes frente al prototipo. La Mag. Jaqueline Ponce evaluará el porcentaje de precisión obtenido por el sistema en cada frase, confirmando si el reconocimiento automático coincide con la seña efectivamente ejecutada.

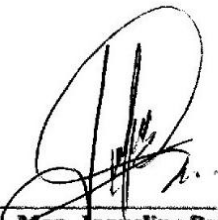
5. Certificación de Resultados

La experta registrará el desempeño del modelo utilizando la siguiente matriz, evaluando la precisión obtenida y la clasificación correspondiente para cada una de las 12 frases evaluadas.

N°	Frase Evaluada	Precisión (10 intentos)	Clasificación	Observaciones (Análisis Técnico-Lingüístico)
1	HOLA	100%	Correcto	Reconocimiento estable y consistente en los 10 intentos.
2	¿CÓMO ESTÁS?	100%	Correcto	Reconocimiento estable y consistente en los 10 intentos.
3	BUENOS DÍAS	100%	Correcto	Reconocimiento estable y consistente en los 10 intentos.
4	BUENAS TARDES	100%	Correcto	Reconocimiento estable y consistente en los 10 intentos.
5	BUENAS NOCHES	100%	Correcto	Reconocimiento estable y consistente en los 10 intentos.
6	¿CUÁNTO CUESTA EL TRÁMITE?	100%	Correcto	Reconocimiento exitoso, estable y consistente en los 10 intentos.
7	¿CUÁL ES EL MOTIVO?	0%	Incorrecto	Fallo sistemático de reconocimiento en los 10 intentos; se sugiere revisar la calidad de las muestras de entrenamiento y la posible similitud cinemática con otras frases interrogativas del corpus.
8	¿CUÁNTO DINERO NECESITAS?	100%	Correcto	Reconocimiento exitoso, estable y consistente en los 10 intentos.
9	¿EN QUÉ LE PUEDO AYUDAR?	100%	Correcto	Reconocimiento exitoso, estable y consistente en los 10 intentos.
10	¿QUIÉN ME PUEDE AYUDAR?	100%	Correcto	Reconocimiento exitoso, estable y consistente en los 10 intentos.
11	ADIÓS	100%	Correcto	Reconocimiento exitoso, estable y consistente en los 10 intentos.

Nº	Frase Evaluada	Precisión (10 Intentos)	Clasificación	Observaciones (Análisis Técnico- Elegiástico)
12	GRACIAS POR SU PACIENCIA	0%	Incorrecto	Fallo sistemático de reconocimiento en los 10 intentos; la longitud y composición léxica de la frase sugiere necesidad de mayor cantidad de muestras de entrenamiento o segmentación adicional del gesto.

Confiabilidad del prototipo expresada en porcentaje: 83.33% de precisión.


 Mag. Jacqueline Ponce
 Validadora

Anexo 2. Registro de participantes de experimento

Registro de Participantes — Experimento de Prototipo Traductor de Lengua de Señas

Lugar: Puyo - Pastaza

Fecha: 18-06-2026

Investigador responsable: Jefferson Santi

Instrucciones: cada participante debe completar sus datos personales, indicar si posee conocimiento previo de Lengua de Señas y firmar como constancia de su participación voluntaria en el experimento.

Nº	Nombres y Apellidos	Nº de Cedula	¿Conoce Lengua de Señas? (Sí / No)	Firma
1	Fabiola Ilbay	0603053554	poco	
2	Orlando Santi	160032615 9	no	
3	Shirley Santi	1600309109	NO	
4	Esther Ilbay	0601894280	NO	
5	Alexis Santi	1600832719	NO	
6				
7				
8				
9				
10				

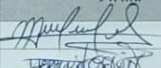
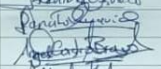
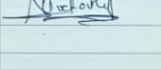
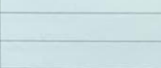
Registro de Participantes — Experimento de Prototipo Traductor de Lengua de Señas

Lugar: Ridambur - Chimborazo

Fecha: 19-06-2026

Investigador responsable: Jonny Turqueño

Instrucciones: cada participante debe completar sus datos personales, indicar si posee conocimiento previo de Lengua de Señas y firmar como constancia de su participación voluntaria en el experimento.

Nº	Nombres y Apellidos	Nº de Cedula	¿Conoce Lengua de Señas? (Sí / No)	Firma
1	Lizbeth Micaela De la Torre Saigua	065046394-1	NO	
2	Remigio Lockeline Castro Polanco	060239326-6	NO	
3	Luis Renato Duque Orozco	0604514422	NO	
4	Angel Alejandro Castro Bravo	060493975	NO	
5	Vicior Hugo Turqueño Castro	0604737275	NO	
6				
7				
8				
9				
10				

Anexo 3. Cuestionario

Responda el siguiente cuestionario:

1. ¡Hola!

☐ Entendió ☐ No entendió

2. ¿Cómo estás?

☐ Entendió ☐ No entendió

3. Buenos Días

☐ Entendió ☐ No entendió

4. Buenos Tardes

☐ Entendió ☐ No entendió

5. Buenos Noches

☐ Entendió ☐ No entendió

6. ¿Cuánto cuesta el trámite?

☐ Entendió ☐ No entendió

7. ¿Cuánto dinero necesitas?

☐ Entendió ☐ No entendió

8. ¿En qué le puedo ayudar?

☐ Entendió ☐ No entendió

9. ¿Quién me puede ayudar?

☐ Entendió ☐ No entendió

10. ¡Adiós!

☐ Entendió ☐ No entendió



Conferien el presente

CERTIFICADO

OTORGADO A:

Jefferson Stalin Santi Ilbay

Por haber asistido y aprobado el curso:

LENGUA DE SEÑAS ECUATORIANA

Desarrollado del 28 de enero al 04 de febrero de 2025, con una duración de 60 horas académicas por medio de las plataformas Zoom y Google Classroom.

Riobamba, 04 de febrero de 2025



Mgs. Santiago Torres P.
GERENTE PSICORP ECUADOR

Mgs. Yoselin Jervis
RED IBEROAMERICANA DE CAPACITACIÓN

Romina Cárdenas Vega
Instructora de LSEC