

CONESCAPANHONDURAS2025paper73.pdf

 Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)

Document Details

Submission ID

trn:oid:::14348:477772424

Submission Date

Jul 31, 2025, 11:19 PM CST

Download Date

Aug 12, 2025, 2:46 PM CST

File Name

CONESCAPANHONDURAS2025paper73.pdf

File Size

910.4 KB

6 Pages




3,794 Words

21,698 Characters

13% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Top Sources

- 12%  Internet sources
- 7%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags




0 Integrity Flags for Review

No suspicious text manipulations found.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

Top Sources

- 12%  Internet sources
- 7%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Internet	www.bio-conferences.org	1%
2	Internet	revistas.unitec.edu	1%
3	Internet	departamento19.hn	1%
4	Publication	Zinah Raad Saeed, Zurinahni Binti Zainol, B.B. Zaidan, A.H. Alamooodi. "A Systemat...	<1%
5	Internet	www.jait.us	<1%
6	Internet	jutif.if.unsoed.ac.id	<1%
7	Internet	arxiv.org	<1%
8	Internet	pubmed.ncbi.nlm.nih.gov	<1%
9	Internet	sedici.unlp.edu.ar	<1%
10	Internet	jurnal.umus.ac.id	<1%
11	Internet	jurnal.ubl.ac.id	<1%

12	Internet	repositorio.uns.edu.pe	<1%
13	Internet	github.com	<1%
14	Publication	Jader Alejandro Muñoz Galindez, Rubiel Vargas Cañas. "Dynamic interpretation sy...	<1%
15	Internet	dhcp-128-171-46-84.its.hawaii.edu	<1%
16	Internet	fdocuments.ec	<1%
17	Internet	iieta.org	<1%
18	Internet	tiempo.hn	<1%
19	Internet	www.astro.com	<1%
20	Internet	www.cnn.com	<1%
21	Internet	file.techscience.com	<1%
22	Internet	upcommons.upc.edu	<1%
23	Internet	web.archive.org	<1%
24	Internet	www.icann.org	<1%
25	Internet	www.researchgate.net	<1%

26	Internet	www.semanticscholar.org	<1%
27	Internet	redcamelot.com	<1%
28	Publication	Fendy Wijaya, Leonardo Dahendra, Eko Setyo Purwanto, Muhamad Keenan Ario. "...	<1%
29	Publication	Seema Sabharwal, Priti Singla. "Alphabet-Level Indian Sign Language Translation ...	<1%
30	Publication	Andrea Mongardi, Fabio Rossi, Andrea Prestia, Paolo Motto Ros, Massimo Ruo Ro...	<1%

HI!: Solución Portátil IoT para la Traducción Instantánea de LESHO mediante Sensores Integrados

Abstract – A través del lenguaje, en sus diferentes formas, se da la posibilidad de transmitir información, pensamientos, necesidades y sentimientos, quienes presentan una discapacidad auditiva enfrentan retos en la comunicación, principalmente al estar en un entorno en el que no se domina el lenguaje de señas. HI! es un prototipo de sistema portátil diseñado para facilitar las interacciones verbales de estas personas mediante la traducción en tiempo real del Lenguaje de Señas Hondureña (LESHO) a texto digital. Consiste en un guante equipado con sensores de flexión hechos a mano y un microcontrolador ESP32 que detecta los movimientos de los dedos y transmite la información mediante tecnología IoT, procesa los datos mediante redes neuronales que permiten el reconocimiento de gestos y la conversión automática a texto, el cual es enviado a una base de datos de acceso gratuito, donde puede ser traducido automáticamente a otros idiomas. Los resultados preliminares muestran una tasa de reconocimiento eficiente para señas estáticas, una interfaz accesible para distintos usuarios, y un sistema de bajo costo adaptable a diferentes entornos educativos, laborales y sociales. En conclusión, HI! representa una herramienta inclusiva, económica y escalable, con potencial para cerrar brechas comunicativas y promover la autonomía de personas con discapacidad auditiva.

Keywords – accesibilidad, IoT, reconocimiento de gestos, red neuronal, sensores.

I. INTRODUCCIÓN

La comunicación es una parte fundamental en la vida diaria. A través del lenguaje se comparten pensamientos, sentimientos, necesidades e ideas, lo que permite la relación y participación en la sociedad. Para las personas con discapacidad auditiva, comunicarse resulta un reto, sobre todo cuando su entorno no domina el lenguaje de señas, pudiendo producirse aislamiento social, afectando su salud mental y desarrollo personal.

De acuerdo con el Comisionado Nacional de Derechos Humanos, en Honduras, se estima que más de 100,000 personas presentan discapacidad auditiva y solo el 1% cuenta con un carné de identificación [1], [2]. Lo mencionado, en conjunto con la deficiencia en infraestructura pública dificulta el acceso a trabajo, transporte público, propiciando la discriminación.

La Asociación de Interpretes de la Lengua de Señas Hondureña cuenta solamente con 19 miembros, no cuentan con reconocimiento legal por parte de la Secretaría de Gobernación, lo que les impide afiliarse a la Federación Mundial de Interpretes [3]. Pese a iniciativas como los programas educativos en la Universidad Nacional Autónoma de Honduras (UNAH), el acceso al aprendizaje de LESHO sigue siendo limitado a nivel nacional.

Fue hasta el año 2013 que el Lenguaje de Señas Hondureño (LESHO) fue reconocido oficialmente en Honduras con el decreto 321-2013, lo que significa que muchos adultos sordos no aprendieron ningún sistema estructurado de señas. [2].

A pesar de los avances normativos y educativos, las personas con discapacidad auditiva en Honduras continúan enfrentando barreras estructurales y sociales que limitan su autonomía y participación. La falta de intérpretes certificados, el bajo acceso a programas de aprendizaje LESHO alrededor del país y el reconocimiento tardío de esta lengua han dejado a miles de ciudadanos en situaciones de desventaja comunicativa [4].

Frente a este panorama, es imperativo el desarrollo de tecnologías inclusivas que no solo suplan la escasez de recursos humanos, sino que también empoderen a las personas sordas y/o sordomudas [5] con herramientas que permitan interactuar de forma autónoma, digna y en tiempo real con su entorno. En este contexto, soluciones como el guante inteligente y la aplicación de traducción automática representan una respuesta concreta y accesible a una problemática históricamente ignorada.

Proyectos como SignAloud, de la Universidad de Washington, han demostrado la viabilidad de traducir ASL a voz en tiempo real mediante sensores en guantes y algoritmos de aprendizaje automático [6], aunque con altos costos y enfoque internacional. En su estudio, Verdadero y Cruz [7], han abordado retos de portabilidad, precisión y escalabilidad en sistemas similares, destacando la necesidad de soluciones más asequibles y flexibles para usuarios finales. Además, la revisión comparativa presentada por Amin, Rizvi y Hossain [8] subraya cómo la elección del tipo de sensor impacta significativamente en la precisión del reconocimiento, la eficiencia energética y la facilidad de integración con plataformas móviles o en la nube.

En América Latina, Florez-Sierra et al. [9] aplicaron inteligencia artificial al reconocimiento de señas colombianas mediante visión computacional, aunque su sistema se limita a 50 gestos, no contempla traducción multilingüe ni conexión en línea mediante IoT. En el contexto nacional, Ramos et al. [10] desarrollaron una red neuronal convolucional capaz de identificar letras del alfabeto LESHO con un 97% de precisión, entrenada con un conjunto de datos local; sin embargo, su aplicación se restringe al entorno de cámaras estáticas y no considera dispositivos portátiles.

El reconocimiento del lenguaje de señas ha sido de creciente interés en las últimas dos décadas, especialmente en el campo de la inteligencia artificial y la ingeniería biomédica. Diversas investigaciones han propuesto soluciones para traducir el lenguaje a texto o voz, usando sensores de flexión, acelerómetros, y algoritmos de aprendizaje automático. Rani et al. [11] realizan una comparación entre enfoques basados en visión por computadora y aquellos apoyados en sensores físicos, destacando la complementariedad entre ambos métodos. Sin embargo, la mayoría de estas tecnologías se han desarrollado en contextos internacionales con énfasis en American Sign Language (ASL), y su aplicación al contexto latinoamericano, y específicamente al hondureño aun es limitada.

Estudios como el de Florez-Sierra et al. [9] usan inteligencia artificial entrenada usados cámaras y keypoint detección se usa información de videos, imágenes y videos capturadas con cámaras. Usadas para realizar traducción en tiempo real al sistema de lenguaje de señas colombiano, integrando modelos de aprendizaje supervisado, pero se encuentra limitado a 50 gestos y no incluye traducción ni el uso de otro idioma de lenguaje de señas.

En Honduras, el desarrollo de tecnología para el reconocimiento de LESHO está todavía en desarrollo. Ramos et al. [10] presentan avances significativos en el desarrollo de una red neuronal convolucional capaz de identificar letras del abecedario de LESHO con 97.4% de precisión, usando un dataset creado a nivel nacional [4], [10]. Sin embargo, este trabajo se enfoca en visión por computadora y no contempla soluciones portátiles.

Las investigaciones realizadas por la Universidad de Washington cuentan con un proyecto que consiste en un par de guantes que traducen el lenguaje de señas americano (ASL) a voz y texto llamado SignAloud [8]. Los guantes usan sensores para registrar movimientos y la posición de las manos, transmitiendo los datos a un algoritmo de aprendizaje automático, los interpreta y los convierte en palabras y frases comprensibles.

Verdadero y Cruz [8] desarrollaron un guante asistivo enfocado en la interpretación del lenguaje de señas para personas con discapacidades auditivas y del habla. Además, estudios comparativos señalan que la incorporación de sensores variados y técnicas híbridas de aprendizaje, como CNN y LSTM, podría optimizar la precisión y robustez en sistemas portátiles [8], [12], [13]. El proyecto integra sensores de movimiento y flexión que son almacenados por cada gesto siendo altamente costoso de fabricar y no integra el uso de comunicación IoT para transferencia de datos, si no que se encuentra limitado al uso de Bluetooth, contando con un rango menor de uso a diferencia del uso de wifi.

Amin et al. [8] presentan una revisión comparativa detallada sobre los diferentes sensores aplicados al reconocimiento de lenguaje de señas, destacando sus ventajas y limitaciones en términos de precisión, costo y portabilidad.

Por otro lado, Daniels et al. [14] emplearon el algoritmo YOLO para reconocer señas del lenguaje indonesio, demostrando la eficacia de los enfoques basados en visión por computadora en tiempo real. Asimismo, Kim et al. [13] desarrollaron un sistema de reconocimiento basado en sensores EMG colocados en bandas de brazo, procesando las señales mediante redes neuronales artificiales para interpretar señas con alta precisión.

El prototipo toma de referencia dichos avances y propone una solución más accesible y adaptable, combinando sensores físicos de bajo costo, redes neuronales e IoT para crear un sistema portátil, inclusivo y contextualizado a la realidad hondureña. El sistema de traducción es en tiempo real basado en sensores de galgas extensiométricas y redes neuronales, capaz de interpretar diversos lenguajes de señas y enviar la información a una plataforma web accesible.

Esta aproximación pretende no solo superar las limitaciones técnicas de dispositivos anteriores, sino también proporcionar una herramienta práctica que impulse la inclusión social de personas con discapacidades comunicativas, alineándose con las políticas de derechos y accesibilidad vigentes en Honduras [1], [2]. De esta forma, se aspira a aportar una solución tecnología relevante, eficiente y adaptable a contextos locales y regionales.

II. METODOLOGÍA

Esta sección describe la metodología empleada en el diseño del sistema de guante inteligente, el cual abarca tanto los componentes de hardware como de software.

La Fig. 1 ilustra el flujo completo del procesamiento, basado en inteligencia artificial y aprendizaje automático. Uno de los aspectos clave del enfoque es la integración de un sistema dual: sensores físicos embebidos en el guante y una arquitectura de visión computacional asistida por cámara, que juntos permiten la interpretación de gestos manuales.

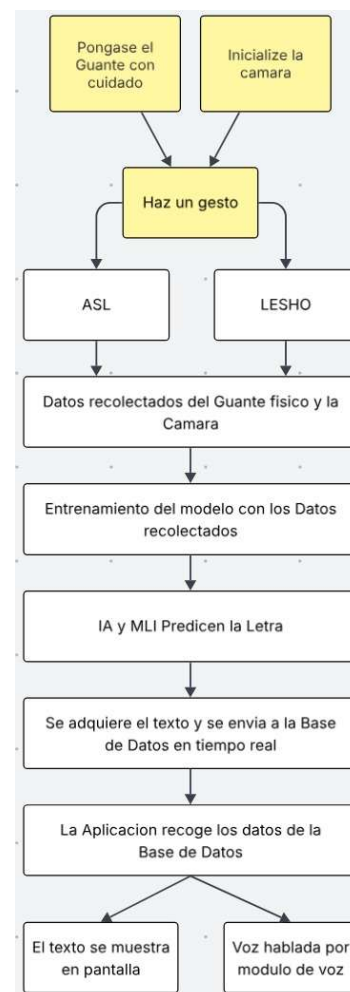


Fig. 1. Flujo de Procesamiento de datos y predicción de letras.

El sistema está diseñado para traducir signos del lenguaje de señas —basado en el alfabeto latino (ASL) o personalizado según la Lengua de Señas Hondureña (LESHO)— en texto legible y, posteriormente en voz, mediante la aplicación y un

módulo de audio. Esta doble vía de entrada (sensorial y visual) mejora la precisión del reconocimiento y amplía la accesibilidad del sistema, siendo adaptable tanto para usuarios que utilizan el guante como para quienes reciben la información.

El proyecto cuenta con dos implementaciones: un guante con sensores de flexión hechos a mano y una aplicación con reconocimiento de puntos de flexión en las manos. Una característica única del proyecto es que puede enviar la frase a cualquier dispositivo móvil en un instante. La página cuenta con un propio traductor integrado y distintas voces para el agrado del usuario.

A. Diseño del hardware

Los principales componentes utilizados en la fabricación del guante inteligente, que permiten la detección, procesamiento y transmisión de gestos realizados por el usuario fueron el ESP32, un microprocesador de bajo consumo con conectividad WiFi-integrada, encargado de la lectura analógica de sensores, procesarlas y transmitir los datos en tiempo real a Firebase mediante comunicación IoT. Y, los sensores hechos a mano utilizando cartulina, lápiz de grafito y papel aluminio.

Estos sensores, detectan la flexión de los dedos al variar su resistencia eléctrica cuando se doblan, permitiendo identificar los gestos del lenguaje de señas. La cartulina actúa como soporte estructural flexible, el grafito cuenta con una conductividad moderada, funciona como el elemento resistivo principal y el aluminio colocado en ambos extremos es nuestro terminal conductor para la conexión del circuito. Al flexionar el dedo el sensor se curva y el trazo de grafito se estira, provocando aumento en la longitud (L) y una ligera disminución en su área transversal (A), modificando su resistencia según la fórmula de resistencia eléctrica:

$$R = \frac{\rho L}{A} \quad (1)$$

Donde ρ es la resistividad del grafito. Esta resistencia se integra en un puente de Wheatstone para cada dedo conformado de resistencias de 1kOhm. Permitiendo convertir el cambio resistivo en una señal analógica de voltaje, leída por la ESP32. Este microprocesador interpreta las señales provenientes de todos los sensores montados en los dedos y las procesa en tiempo real.

Se aplicaron resistencias fijas de 1kOhm para convertir las resistencias de los sensores en señales estables, reduciendo el ruido. El circuito de resistencias se montó en una baquelita para mantener los circuitos de manera segura y portátil; un soporte ergonómico contiene los sensores de flexión para el usuario.

La detección se basa en la variación de resistencia causada por la deformación y en su posterior conversión y voltaje mediante el circuito de lectura. Estos valores se normalizan y se utilizan como entrada para un modelo de red neuronal, que asigna una letra según el patrón de flexión.

B. Diseño del software

El software de interpretación de gestos mediante visión computacional es responsable de analizar el movimiento de la mano, capturado por cámara, y convertirlo en texto.

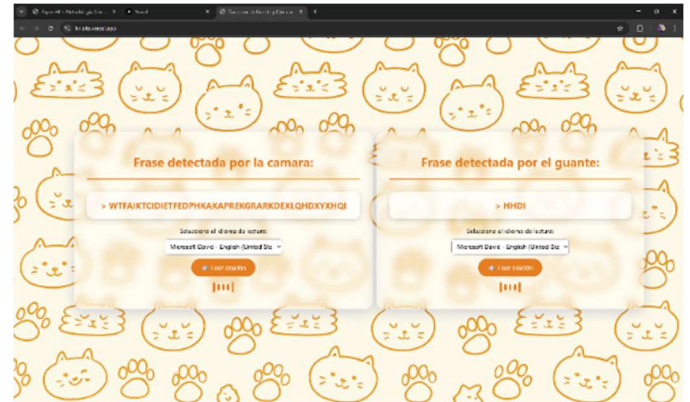


Fig. 2. Interfaz de Usuario de la aplicación de traductor de señas

El software fue implementado en Python utilizando las librerías MediaPipe, OpenCV y Scikit-learn.

MediaPipe es una librería que permite el procesamiento en tiempo real de las imágenes y videos mediante pipelines optimizados facilitando así una detección robusta, rápida y precisa de los movimientos de la mano sin necesidad de dispositivos externos. Específicamente se utilizó el modelo "MediaPipe Hands", el cual es un modelo que detecta y rastrea 21 puntos clave (landmarks) en la mano [15]. Cada landmark se representa por sus respectivas coordenadas tridimensionales (x, y, z), en donde 'x' y 'y' son coordenadas normalizadas relativas al tamaño del fotograma. Y 'z' indica la profundidad relativa al plano de la palma (esta coordenada no tiene unidad absoluta, sin embargo, nos es útil para inferir (si los dedos están hacia adelante o atrás) [16].

En el caso de OpenCV, es una librería de código abierto la cual se empleó como soporte para la captura de video en tiempo real desde la cámara, así como para realizar operaciones básicas de procesamiento de imagen como ser la Conversión de color (BGR - RGB), la visualización de los landmarks y la detección de regiones de interés si se desea limitar el área de reconocimiento.

Finalmente, Scikit-learn, también es una librería de código abierto para aprendizaje automático. Se utilizó para construir y entrenar el modelo de aprendizaje automático, basado en algoritmos de clasificación supervisada. El modelo toma como entrada un vector de 63 características (21 puntos/landmarks * 3 coordenadas) y predice la letra o gesto correspondiente. La utilización de esta librería facilita el entrenamiento y la validación de modelos predictivos, asegurando una interpretación confiable y escalable de las señas detectadas [17].

III. DESCRIPCIÓN Y RESULTADOS

Los valores captados por el guante son enviados mediante WiFi a una base de datos remota en Firebase. Esta arquitectura permite no solo la traducción de cada gesto individual si no también el registro historio de la comunicación (Fig. 3).

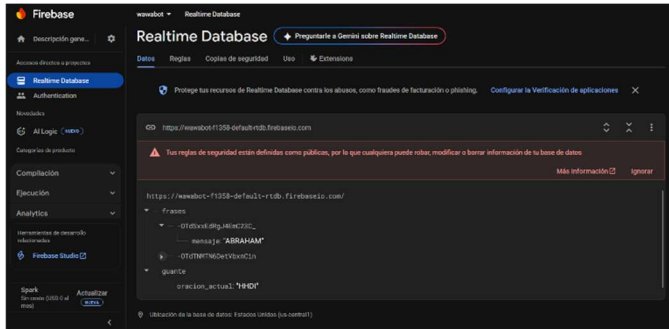


Fig. 3. Visualización de Firebase.

Como se mencionó, MediaPipe se utilizó para detectar en tiempo real 21 puntos clave (landmarks) de la mano a partir del flujo de video capturado por la cámara, proporcionando coordenadas tridimensionales (x, y, z) relativas al marco de imagen (Fig 3). Los datos extraídos fueron normalizados y vectorizados, generando una entrada de 63 dimensiones para el modelo de aprendizaje automático.

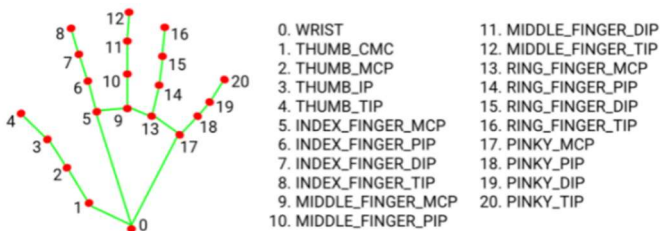


Fig. 4. 21 puntos clave (landmarks) de la mano.

El modelo fue entrenado utilizando Scikit-learn, implementando algoritmos de clasificación como Support Vector Machine (SVM) y Random Forest. Otros estudios, como el de Kumar et al. [18], han explorado arquitecturas más complejas, integrando redes neuronales convolucionales (CNN) con modelos LSTM para capturar patrones secuenciales en el lenguaje de señas, así como el trabajo de Amin et al. [19], que utiliza una red neuronal para reconocer posturas estáticas del ASL mediante un guante sensorizado.

Se utilizaron conjuntos de datos recolectados manualmente para cada letra del alfabeto en lenguaje de señas, los cuales fueron previamente escalados y validados con técnicas de cross-validation [20]. El sistema completo permite formar palabras a partir de las letras detectadas y enviar la oración resultante a Firebase para su despliegue en una aplicación web.

Para lograr comprender el cómo se captan las coordenadas de la mano en tiempo real, MediaPipe realiza varios procesos matemáticos internos para esto.

Primero, aplica una CNN sobre los fotogramas del video para detectar la presencia de una mano y extraer una bounding

box (caja delimitadora). Esta caja es escalada a una resolución uniforme (256x256 px, por ejemplo), lo cual permite aplicar el modelo con mayor precisión [12], [21].

Una vez identificada la región de la mano, se utiliza un modelo de regresión profundo (normalmente basado en blaze models o también llamados modelos ligeros) para predecir la ubicación de los 21 puntos clave. Este modelo toma como entrada la imagen de la mano normalizada y devuelve los valores:

$$(x_i, y_i, z_i), \text{ para } i = 1 \text{ a } 21 \quad (2)$$

Donde:

$$x_i = \frac{p_i^x}{W}$$

$$y_i = \frac{p_i^y}{H}$$

z_i no está en píxeles, si no que representa una profundidad relativa con respecto al landmark de referencia (usualmente el landmark 0, ubicado en la muñeca). p_{xi} y p_{yi} son las coordenadas normalizadas del punto i . W y H son el ancho y alto del fotograma original.

Antes de enviar estos puntos al modelo de aprendizaje automático con el cual operara la Inteligencia Artificial, se normalizan usando una técnica como:

$$x'_i = x_i - x_{ref}$$

$$y'_i = y_i - y_{ref}$$

$$z'_i = z_i - z_{ref}$$

donde el punto de referencia suele ser el landmark central de la palma (por ejemplo, el punto 0), para hacer el sistema independiente de la posición absoluta en la pantalla. Esto da como resultado un vector de 63 dimensiones (21 puntos * 3 coordenadas), que representa de forma compacta y útil el gesto de la mano.

Los resultados experimentales muestran que el guante es capaz de reconocer correctamente los gestos asociados a cada letra del alfabeto con una precisión promedio de 97.4% alcanzando hasta 97.8% en entornos controlados, gracias a una red neuronal entrenada con más de 5,000 muestras por cada letra.

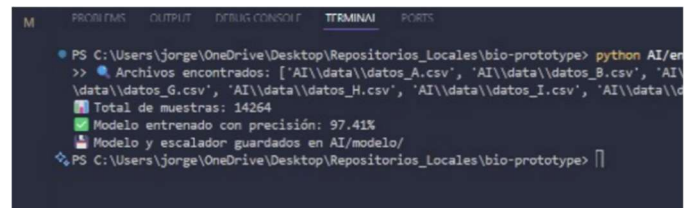


Fig. 5. Rango de precisión de lectura de datos.

Este rendimiento demuestra que incluso sensores no comerciales dentro de un rango de 8bits entre 0 a 4095. Además, no cuenta con un límite de rango de envío de datos ya que funciona mediante una base de datos gratuita. La cámara cuenta con un límite de lectura de 5 metros para reconocimiento de señas.

REFERENCES

- [1] Comisión Nacional de los Derechos Humanos (CONADEH), "Más de cien mil personas sordas sufren discriminación," Mar. 4, 2024. [Online]. Available: <https://conadeh.hn/?p=1907>
- [2] Gobierno de Honduras, "Ley de la Lengua de Señas Hondureña (LESHO)," Diario Oficial La Gaceta, May 22, 2014. [Online]. Available : [https://www.tsc.gob.hn/web/leyes/Ley_lengua_de_se%C3%B1as_hondure%C3%B1a\(lesho\).pdf](https://www.tsc.gob.hn/web/leyes/Ley_lengua_de_se%C3%B1as_hondure%C3%B1a(lesho).pdf)
- [3] H. Williams, "A Sociolinguistic Survey of the Honduran Deaf Community," SIL International, 2010. [Online]. Available: <https://www.sil.org/resources/publications/entry/9181>
- [4] DIRCOM UNAH, "UNAH inaugura curso de LESHO, el Lenguaje de Señas de Honduras," UNAH Blogs, Apr. 11, 2024. [Online]. Available : <https://blogs.unah.edu.hn/dircom/unah-inaugura-curso-de-lesho-el-lengua-de-senas-de-honduras/>
- [5] World Health Organization, "World Report on Hearing," 2021. [Online]. Available: <https://www.who.int/publications/i/item/978924002>.
- [6] Future of Interface Group, "SignAloud Gloves," University of Washington, [online]. Available: <https://futureofinterface.org/signaloud-gloves/>
- [7] M. S. Verdadero and J. C. D. Cruz, "An Assistive Hand Glove for Hearing and Speech Impaired Persons," in Proc. 2019 IEEE 11th Int. Conf. on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management (HNICEM), Laoag, Philippines, pp. 1–6, Nov. 29–Dec. 1, 2019.
- [8] M. S. Amin, S. T. H. Rizvi, and M. Hossain, "A Comparative Review on Applications of Different Sensors for Sign Language Recognition," J. Imaging, vol. 8, no. 98, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2313-433X/8/4/98>
- [9] F. Flórez-Sierra, A. D. Solórzano, and F. Segura-Quijano, "LSC50 : Colombian Sign Language Video and Inertial Measurement Dataset," Nature Scientific Data, Dec. 18, 2024. [Online]. Available: <https://www.nature.com/articles/s41597-024-04172-5/figures/1>
- [10] J. A. Ramos, A. M. Reyes-Duke, and A. Carrasco Bardales, "Red neuronal convolucional para el reconocimiento del alfabeto dactilológico de la Lengua de Señas Hondureña (LESHO)," Innovare: Revista de Ciencia y Tecnología, UNITEC, vol. 13, Dec. 30, 2024. [Online]. Available: <https://revistas.unitec.edu/innovare/article/view/426>
- [11] R. Rani, K. Napte, S. Kumar, S. K. Pippal, and M. Dalsaniya, "Sign language recognition using vision-based and sensor-based approach," Ingénierie des Systèmes d'Information, vol. 30, no. 3, pp. 647–654, 2025. [Online]. Available: <https://doi.org/10.18280/isi.300309>
- [12] S. Kumar et al., "Hybrid sign language recognition system using CNN and LSTM," TELKOMNIKA, vol. 20, no. 3, 2022.
- [13] S. Kim, J. Kim, S. Ahn, and Y. Kim, "Finger Language Recognition Based on Ensemble Artificial Neural Network Learning Using Armband EMG Sensors," Technol. Health Care, vol. 26, pp. 249–258, 2018.
- [14] S. Daniels, N. Suciati, and C. Fathichah, "Indonesian Sign Language Recognition Using YOLO Method," IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng., vol. 1077, no. 1, p. 012029, Feb. 2021. [Online]. Available: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/1077/1/012029>
- [15] Google AI, "MediaPipe Solutions: Hand Landmarker – Python," Google Developers, 2024. [Online]. Available: https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/hand_landmarker/python?hl=es-419
- [16] programacionpython80889555, "Detector de manos en Python con OpenCV y MediaPipe," Jun. 22, 2021. [Online]. Available: <https://programacionpython80889555.wordpress.com/2021/06/22/detector-de-manos-en-python-con-opencv-y-mediapipe/>
- [17] B. Clark, "Scikit-learn," IBM Think, Feb. 14, 2025. [Online]. Available: <https://www.ibm.com/think/topics/scikit-learn>

Desde el punto de vista funcional, la arquitectura del guante permite capturar en tiempo real los movimientos de los dedos, convirtiendo las señales de flexión mediante divisores de tensión, que transmiten la información a Firebase donde podemos almacenar la información y será enviada a la página web.

Se realizaron tres prototipos de guante, debido al daño de uso por el usuario, con distintos materiales de guante y posicionamiento de los sensores, en el tercer prototipo, los sensores de integraron en la parte superior del guante, dejándolos libre en la base para acostumbrarlos a la flexión de los dedos y evitando el daño a los materiales.

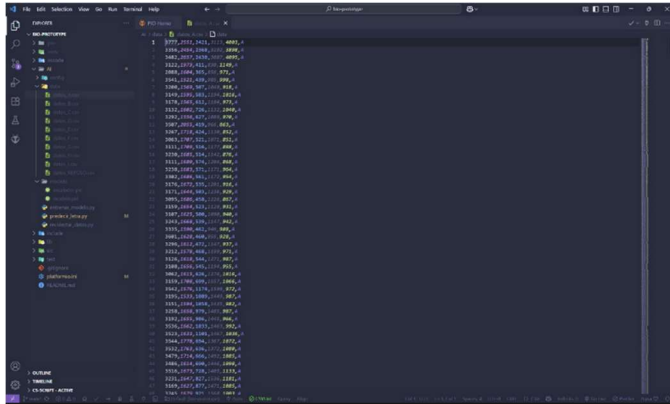


Fig. 6. Datos almacenados letra 'A'.

Se realizaron entrenamientos de cinco horas para la aplicación, entrenando el modelo de lectura de letras, con casi 5,000 líneas de posiciones, siendo el mayor de 10,000 líneas y en el guante se hizo un entrenamiento menor de un día, con 1,200 líneas por letra, debido a las exigencias físicas del mantenimiento de las posiciones manuales durante el registro de datos.

IV. CONCLUSIONES

El sistema desarrollado demuestra que es posible construir una herramienta de lenguaje de señas funcional, precisa y accesible, utilizando componentes de bajo costo y técnicas de inteligencia artificial. Los resultados validan el uso de sensores fabricados a mano y modelos de aprendizaje supervisado para tareas de reconocimiento gestual.

A pesar de no contar con acelerómetros ni giroscopios la precisión del sistema es suficiente para un uso continuo en contextos reales. Durante el tiempo de entrenamiento se pudo notar puntos de mejora, donde se pueden integrar sensores y reconocimientos de movimiento para asistir la detección de letras. Aunque contando sin sensores de movimiento las lecturas de datos son lo suficientemente precisas para el uso continuo de los prototipos.

HI, no solo representa una contribución tecnológica, sino que también una herramienta de impacto social, con la capacidad de operar sin interpretes humanos y con la posibilidad de integrarse en el día a día de las personas.

29

10

1

2

- [18] S. Kumar, R. Rani, S. K. Pippal, and U. Chaudhari, "Hybrid sign language recognition system using CNN and LSTM," TELKOMNIKA, vol. 22, no. 1, pp. 45–53, 2025. [Online]. Available: <https://telkomnika.uad.ac.id/index.php/TELKOMNIKA/article/view/26498/11984>
- [19] M. Amin, S. Rizvi, A. Mazzei, and L. Anselma, "Assistive Data Glove for Isolated Static Postures Recognition in American Sign Language Using Neural Network," Electronics, vol. 12, no. 1904, 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/electronics12081904>
- [20] B. Boehm, "A Spiral Model of Software Development and Enhancement," Interactive Technologies, pp. 281–292, 1995.
- [21] GitHub, "SIGN-LANGUAGE-DETECTION-MODEL," [Online]. Available: <https://github.com/nikhilgawai/SIGN-LANGUAGE-DETECTION-MODEL>