

1 LINGUI dispositivo electrónico para el aprendizaje de lengua de señas de niños en el sistema de educación general básica

*Byron Flores Manzano
Bertha Naranjo Sánchez*

Introducción

La necesidad de mejorar la inclusión educativa y la accesibilidad tecnológica, especialmente para niños con discapacidades auditivas, ha impulsado la creación de un dispositivo electrónico innovador. Este proyecto surge a través de la identificación de desafíos en la enseñanza de la lengua de señas en la educación básica, donde las limitaciones actuales revelan la carencia de recursos adecuados para una enseñanza efectiva.

Este artículo se enmarca en una respuesta a dicha carencia, para proponer el desarrollo de un dispositivo electrónico diseñado específicamente para niños en el sistema de educación general básica. La metodología propuesta se estructura en fases que abarcan desde la definición del problema hasta la iteración y mejora continua, adoptando enfoques cuantitativos para garantizar la eficacia y la objetividad del proceso.

El objetivo principal de este estudio es diseñar, desarrollar e implementar un dispositivo electrónico basado en Arduino y una aplicación en Android Studio, complementado con inteligencia artificial, destinado a facilitar el aprendizaje de la lengua de señas para niños de educación básica.

A través de la combinación de tecnología y pedagogía, didáctica efectiva que aborde las necesidades del estudiante en el desarrollo de su proceso educativo.

La enseñanza de la lengua de señas a niños discapacidad auditiva enfrenta obstáculos significativos en el sistema educativo actual. La revisión de literatura respalda la relevancia y urgencia de abordar estas limitaciones mediante soluciones tecnológicas avanzadas.

Revisión de literatura

Para este trabajo se han explorado diversas referencias relevantes de trabajos previos. Este proceso ha sido fundamental para establecer una base sólida y efectiva para la investigación. Se encontraron enfoques prometedores, así como desafíos que han contribuido al refinamiento de la presente propuesta. A continuación, se presenta una revisión de la literatura detallada que contextualiza esta investigación en el campo del reconocimiento y aprendizaje de lengua de señas:

Reconocimiento de videos en señas que utiliza visión por computadora: es una tecnología que utiliza algoritmos de procesamiento de imágenes para identificar y reconocer señas en videos de lengua de señas. Se utilizan dos métodos de clasificación de señas en este documento: los vecinos más cercanos (K-NN) y la selva aleatoria (RF). En las pruebas realizadas en este documento, el sistema de reconocimiento de señas logró una precisión promedio del 65,81 % en la clasificación multiclase. Aunque esta precisión puede mejorarse aún más, el sistema de reconocimiento de señas basado en visión por computadora es una herramienta prometedora para mejorar la comunicación con la comunidad sorda en Brasil y en todo el mundo (Gameiro *et al.*, 2020).

Comparación del desempeño de tres algoritmos distintos (CNN, KNN y SVM): el estudio se enfoca en comparar el rendimiento de tres algoritmos de aprendizaje automático diferentes: CNN (redes neuronales convolucionales), KNN (vecinos más cercanos) y SVM (máquinas de vectores de soporte). Los investigadores utilizaron estos algoritmos para detectar y reconocer el lenguaje de señas americano, y midieron su precisión, recall, precisión, valor F y error porcentual absoluto medio (MAPE). Los resultados de la comparación se presentan en una tabla que muestra las métricas de rendimiento para cada algoritmo. En general, el estudio encontró que el

algoritmo CNN tuvo el mejor rendimiento, con una precisión del 99,78 % (Pruthvi y Geetha, 2022).

Seguimientos de mano usando Media Pipe y limitaciones de conjuntos en Python: MediaPipe Hands es una solución de seguimiento de manos y dedos que utiliza el aprendizaje automático para inferir 21 puntos de referencia de una mano a partir de un solo fotograma en 3D. Consiste en tres modelos principales que trabajan juntos: el modelo de detector de palma, el modelo de puntos de referencia de la mano y el modelo de reconocimiento de gestos.

En cuanto a las limitaciones del conjunto de datos utilizado en la investigación, se menciona que se limita a vocabularios que pueden ser interpretados por un solo movimiento de la forma de la mano. Además, la precisión de la interpretación en esta investigación es de alrededor del 84 %, lo que sugiere que aún hay margen de mejora (Sudthipadh y Pumrin, 2022).

Reconocimiento y la educación de la lengua de señas: el enfoque propuesto se basa en dos sistemas: un sistema de reconocimiento de lengua de señas y un sistema de educación de lengua de señas. El sistema de reconocimiento utiliza una arquitectura espacial-temporal para clasificar videos de lengua de señas en categorías semánticas. Por otro lado, el sistema de educación detecta los modos de falla de los estudiantes y los guía para que realicen los signos correctamente. Con este enfoque los dos sistemas se formulan como un marco de estimación-maximización (EM), lo que significa que se benefician mutuamente y pueden evolucionar de manera continua. El sistema de reconocimiento se vuelve más robusto y preciso a medida que el sistema de educación recopila más datos de entrenamiento, mientras que el sistema de educación se beneficia del análisis de la forma de la mano del sistema de reconocimiento para guiar a los estudiantes a realizar los signos con mayor precisión. Los resultados experimentales en tres grandes conjuntos de datos de reconocimiento de lengua de señas validan la superioridad del marco propuesto. En particular, el sistema de reconocimiento logra una precisión del 99,47 % en LSA-64, el 93,3 % en su conjunto de datos y el 65,29 % de precisión en los diez primeros en WLASL (Liu *et al.*, 2022).

Aplicación basada en la web para la detección de señas: la lengua de señas utilizada por las personas con discapacidad auditiva y del habla para comunicarse con personas sin discapacidad en la sociedad se identifica en este estudio. Para el efecto se ha diseñado una aplicación que puede ayudar en la comunicación entre personas con discapacidad auditiva y sin esta discapacidad. Detecta la lengua de señas utilizando gestos de mano de personas con

esta discapacidad y muestra el significado respectivo. Esta aplicación basada en la web reduce el trabajo que necesitan las personas con esta discapacidad auditiva para comunicarse. Entrena un conjunto de datos de imágenes, se usan herramientas como TensorFlow y OPenCv para reconocer la lengua de señas e interpretarla (Srinivasan *et al.*, 2023).

Reconocimiento del alfabeto de lengua de señas: el alfabeto de la lengua de señas se crea utilizando gestos de manos y faciales para expresar los pensamientos de la población con discapacidad auditiva y del habla a personas sin discapacidad que pueden no entender completamente la lengua de señas. Existen avances tecnológicos de ayuda a personas con discapacidad auditiva y del habla, ya que es imposible que puedan contar todo el tiempo con un intérprete de lengua de señas. Este enfoque novedoso permite convertir los gestos de señas en texto comprensible para el público en general. Esta propuesta seguramente reducirá la brecha de comunicación e iniciará la interacción más fluida entre las personas con discapacidad auditiva y sin ella. Se utilizan más de 100 lenguas de señas diferentes en todo el mundo, como la lengua de signos española, la Lenguaje de Señas Americano (ASL), el Lenguaje de Señas italiana, entre otras. Millones de personas en India utilizan el lenguaje de señas como su modo principal de comunicación (Kumar *et al.*, 2021).

Desarrollo de la Aplicación Móvil BISINDOlingo para Android: se propone la creación de una aplicación móvil innovadora basada en Android, denominada “BISINDOlingo”, diseñada con el propósito de facilitar el aprendizaje del lenguaje de señas BISINDO. La aplicación ofrece lecciones diarias y capacitación especializada, disponibles a través de su plataforma, que incluye páginas de aprendizaje y cuestionarios interactivos. BISINDOlingo ofrece características adicionales, como un foro de usuarios para la interacción social y una sección de comentarios destinada a la retroalimentación de los usuarios, informes de errores, críticas y sugerencias dirigidas al equipo de desarrollo (Andreas *et al.*, 2023).

Un sistema de traducción de lengua de signos árabe basado en robots: Se realizó una evaluación de los servicios brindados a las personas sordas en la provincia oriental de Arabia Saudita, lo que demostró que la comunidad sorda necesita mucho apoyo. En este artículo se propone utilizar el robot Pepper para reconocer y traducir el lenguaje de signos árabe (ArSL). Para hacerlo, el robot reconocerá los gestos manuales estáticos de las letras en ArSL de cada fotograma clave extraído del video de entrada y luego los traducirá a texto escrito y viceversa. El objetivo de este proyecto es traducir

de manera bidireccional la lengua de signos árabe para que las personas con discapacidad auditiva y sin discapacidad puedan comunicarse en Arabia Saudita (Alabbad *et al.*, 2022).

Microcontrolador y tecnología Android para sordomudo: el prototipo del traductor de lengua de señas permite que los usuarios conviertan gestos de lenguaje de señas en texto en un dispositivo. Se compone de un acelerómetro y sensores de flexión que están incorporados en un guante ajustado. El acelerómetro y los sensores de flexión se inicializan con valores específicos. Luego, el usuario tiene la opción de traducir números, letras o palabras/frases. El usuario hace un gesto con el guante para seleccionar un modo y los valores de los sensores se leen y envían al dispositivo para compararlos con un conjunto de datos en una base de datos. El dispositivo muestra el gesto traducido en forma de texto si se encuentra una coincidencia. También tiene una función de texto a voz para leer el texto en voz alta. Para capturar gestos de lengua de señas de manera precisa y efectiva, este prototipo utiliza sensores de flexión en los dedos y un acelerómetro en el dedo índice (Illahi *et al.*, 2021).

Competencias docentes en el entorno de la educación inicial: la educación inclusiva es un problema nacional e internacional. A pesar de que se han aprobado leyes para llevarlo a cabo, en la realidad se encuentran dificultades. Para abordar este problema, la capacitación inicial de los maestros es crucial. Sin embargo, es necesario evaluar si los maestros han recibido una formación sólida en el modelo social de discapacidad y las competencias inclusivas. Esta investigación cualitativa se concentró en tres temas principales: la importancia de que los nuevos docentes comprendan la importancia de la inclusión; la creación de un currículo inclusivo que se base en normas nacionales e internacionales; y la incorporación de corrientes teóricas relacionadas con la educación inclusiva en la capacitación de los docentes (Távora Savalú *et al.*, 2021).

Entorno educativo e informativo en la práctica inclusiva: en la Federación de Rusia, la creación de un entorno informativo y educativo unificado fue encaminado para favorecer la inclusión, un entorno que funcione y asegure la implementación de la educación inclusiva dentro del espacio educativo. Esto ha llevado a la planificación de actividades y a la autoeducación a nivel personal, con un aspectos organizativos y disciplinarios, porque cada persona tiene sus propias necesidades de aprendizaje, un enfoque en la informatización del espacio educativo el cual debe ser adaptable e individualizado.

Es crucial adoptar un enfoque universal, especialmente cuando los cambios afectan a todos los individuos con necesidades diversas. La informatización de la educación fomenta la investigación, siguiendo el concepto de Vygotsky de que nuevas herramientas y medios modifican la estructura y el comportamiento humano, incorporando funciones relacionadas con la tecnología de la información y la comunicación (Kukushkina *et al.*, 2022).

Fomento de la educación inclusiva a través del diseño instruccional universal: este artículo analiza la importancia de una educación inclusiva, que busca que todos los estudiantes puedan aprender juntos independientemente de sus diferencias. El concepto de diseño universal para garantizar el acceso a la educación es el centro de su atención. Se destaca que la inclusión requiere cambios en la estructura educativa y la flexibilidad de la enseñanza. Las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC) pueden promover la inclusión al adaptar contenidos y eliminar barreras de aprendizaje. La planificación y la creación de materiales accesibles, sin embargo, son desafíos. La Plataforma SELI es una herramienta de autoría para docentes, que facilita la creación de materiales accesibles y ofrece sugerencias sobre accesibilidad. El proyecto SELI tiene como objetivo promover la cooperación internacional y el desarrollo de actividades que ayuden a los educadores (Eliseo *et al.*, 2021).

Sistema autónomo de visión por computadora para juego educativo inclusivo: este trabajo se centra en el desarrollo de un sistema basado en visión por computadora destinado a niños con discapacidad visual para mejorar su aprendizaje de matemáticas a través de un juego de mesa. El sistema de bajo costo supervisa y proporciona retroalimentación a los usuarios. Utiliza una Raspberry Pi3, una cámara, un juego de mesa con fichas numéricas y símbolos, un teclado, un altavoz y una pantalla. Los algoritmos de Python y OpenCV se utilizan para procesar la información visual, identificando las fichas y caracteres. El prototipo se validó con éxito, logrando altos porcentajes de precisión y sensibilidad bajo diferentes condiciones de iluminación. Además, se probó satisfactoriamente con niños con discapacidad visual. Este enfoque muestra el potencial de la tecnología para mejorar la educación inclusiva en matemáticas para niños con discapacidad visual (Calderon-Cordova *et al.*, 2023).

Interacción hombre-máquina con peces robóticos aplicando lenguaje de señas: los peces robóticos biónicos se están utilizando para enseñar. La interacción hombre-máquina en peces robóticos biónicos es un tema de estudio cada vez más importante. En este artículo se diseñó un sistema de

interacción hombre-máquina basado en el reconocimiento de gestos para controlar la natación de peces robóticos biónicos. El algoritmo de reconocimiento de gestos de MediaPipe se utilizó en este caso para implementar seis modos de gestos. Cada movimiento fue diseñado para que pareciera que los peces robóticos biónicos nadaban. Los peces robóticos biónicos están siendo utilizados en la educación. La interacción hombre-máquina en peces robóticos biónicos se ha convertido en un tema de estudio cada vez más relevante. Para controlar la natación de peces robóticos biónicos, se diseñó un sistema de interacción hombre-máquina basado en el reconocimiento de gestos, se utilizaron seis modos de gestos utilizando el algoritmo de reconocimiento de gestos de MediaPipe. Cada movimiento fue diseñado para simular la natación de peces robóticos biónicos. El algoritmo de reconocimiento de gestos resolvió el problema de la duplicación al implementar el reconocimiento de movimiento para diestros y zurdos (Mu *et al.*, 2022).

Implementación de tecnologías en las prácticas inclusivas: este ensayo se centra en cómo la tecnología de la información puede ayudar a mejorar la educación inclusiva. Se analiza cómo las tecnologías de la información pueden ayudar a los estudiantes con discapacidad a satisfacer diversas necesidades de aprendizaje, como el acceso a la información, el desarrollo personal y la motivación. Los recursos y software diseñados para entornos educativos inclusivos incluyen sistemas de comunicación, programas de orientación profesional y herramientas interactivas para estudiantes con discapacidades. En resumen, se destaca que las tecnologías de la información en la educación mejoran las condiciones para los estudiantes con discapacidad y aumentan las oportunidades de inclusión (Beketova y Ogoltsova, 2023).

Clasificación mediante CNN y mezcla gaussiana no supervisada: la Industria 4.0, que utiliza tecnologías de la información y la comunicación (TIC) para optimizar procesos, ha transformado la industria manufacturera. El desgaste de las máquinas CNC es un problema importante que afecta la calidad del producto, el consumo de energía y la eficiencia del uso de materias primas. Investigaciones previas utilizaron redes neuronales convolucionales (CNN) con alta precisión para clasificar el desgaste de herramientas y predecir su vida útil restante (RUL). El artículo explica la metodología utilizada, la configuración del experimento y los hallazgos obtenidos en este contexto, concluyendo con las posibles líneas de investigación futuras (Arias *et al.*, 2021).

Comparativa de dispositivos informáticos para algoritmos de detección de objetos de inteligencia artificial de vanguardia: la infraestructura presente

en esta investigación se basa en gran medida en las unidades de procesamiento gráfico (GPU), destacando las más populares para implementar inteligencia artificial y aprendizaje profundo. Sin embargo, su uso enfrenta desafíos como altos costos y consumo de energía, lo que limita su idoneidad en algunos casos. Esta limitación ha motivado la investigación hacia nuevas formas de diseño de inteligencia artificial. En ese estudio se evaluaron tres dispositivos: Seed Studio Sipeed Maixduino, un dispositivo Android y una computadora portátil con Nvidia Geforce GTX 1650, utilizando YOLOv2 en la detección de objetos estándar y el conjunto de datos COCO. Métricas como precisión, latencia y eficiencia fueron evaluadas. Este estudio ofrece un análisis comparativo de la implementación de inteligencia artificial en dispositivos de borde (Rohit *et al.*, 2023).

Estudiantes con discapacidad se reúnen por una universidad más inclusiva y accesible: este estudio se enfoca en mejorar el acceso y la calidad de la educación para estudiantes con discapacidad en la Educación Superior. Su objetivo es fomentar actitudes de respeto y optimismo hacia la diversidad en el sistema educativo. Utilizando la metodología de participación, se discutieron los resultados de un encuentro entre estudiantes con discapacidad de la Universidad de Las Tunas y egresados con discapacidad de otras instituciones educativas. Este diálogo permitió identificar y abordar los desafíos que enfrentan, generando conciencia y promoviendo cambios para minimizar las barreras en la institución. Tales encuentros son fundamentales para avanzar hacia una educación más inclusiva (Hernández López *et al.*, 2022).

Estudio Piloto sobre Robots en el Aprendizaje Personalizado para Niños con Autismo: este estudio aborda los síntomas del trastorno del espectro autista y la importancia de intervenciones adecuadas y continuas para su tratamiento. Debido a la falta de especialistas en autismo, se destaca la colaboración crucial de padres/cuidadores en el éxito de la intervención, aunque esto puede resultar desafiante para quienes carecen de experiencia. El estudio propone el uso de un robot para asistir en el aprendizaje personalizado de niños con autismo, a través de un programa de inteligencia artificial que elige acciones adaptadas al estilo de aprendizaje o preferencia del niño. Se llevó a cabo un estudio piloto con seis participantes en una escuela de educación especial, demostrando la viabilidad del uso de un robot para ayudar en el aprendizaje personalizado de niños con autismo. Durante la interacción con el robot, los participantes lograron un alto porcentaje promedio de precisión del 83,36 % y mostraron una tendencia positiva de aprendizaje (Paengkumhag *et al.*, 2023).

Robot de Apoyo para Niños con Problemas Auditivos en la Educación: este artículo presenta el desarrollo de un robot destinado a facilitar la enseñanza y el aprendizaje de niños con discapacidad auditiva. Se detallan los resultados de una estrategia educativa que utiliza al robot como herramienta motivadora en el proceso de aprendizaje. La investigación incluyó una revisión de la literatura y un análisis del estado actual del campo para guiar el diseño del robot y la estrategia educativa, que consta de tres tipos de actividades con diferentes niveles de complejidad. Se recopilaron observaciones de los niños sobre el aspecto estético del robot y de los profesores sobre su funcionalidad y las actividades propuestas. Estos resultados preliminares son útiles para mejorar el diseño del robot y optimizar su desempeño en entornos educativos (Agüero-Rojas *et al.*, 2023).

Clasificación de Interacción Niño-Robot con Aprendizaje Profundo: este estudio se centra en desarrollar un sistema de clasificación de participación basado en el reconocimiento de emociones mediante expresiones faciales. El objetivo es aplicarlo en terapias con un robot humanoide NAO y niños. Se utilizan diferentes arquitecturas de redes neuronales convolucionales (CNN) para entrenar modelos de clasificación de emociones, alimentados con datos de rostros de conjuntos públicos. Se proponen dos enfoques de clasificación del compromiso, uno que clasifica emociones y luego infiere los niveles de compromiso, y otro que clasifica directamente los niveles de participación. Los resultados, especialmente con el conjunto de datos CAFE, mostraron la efectividad de ambos métodos, con el Método 1 ligeramente superior en precisión (Simoes *et al.*, 2023).

Detección y seguimiento rápido de manos para la interacción humano-robot: el medio principal de interacción entre un robot colaborativo y un ser humano es a través de las manos humanas, lo que hace que la detección y seguimiento de la mano sea fundamental para el funcionamiento normal del robot. En este estudio, se ha desarrollado un método veloz y preciso para detectar y seguir manos. Inicialmente, se modela la piel humana utilizando una distribución estadística gaussiana en el espacio de color YCbCr. Esta representación de la piel se emplea como información previa para la detección de manos. Una vez detectada la mano, se utiliza un enfoque de filtrado de partículas para seguir su trayectoria, y finalmente, se determina el contorno de la mano mediante la técnica de diferencia de Gauss (DoG). Esta metodología se destaca por su eficacia al superar los desafíos asociados con los cambios de forma y escala de la mano humana, que es un objeto no rígido en movimiento (He *et al.*, 2022).

Una revisión de la inteligencia artificial en la educación: dentro de la investigación se menciona cómo el aprendizaje, la adaptación y la toma de decisiones se han extendido a computadoras, robots y otros dispositivos modificados artificialmente, gracias al desarrollo de la tecnología basada en inteligencia artificial (IA). La incorporación y uso de la IA en el ámbito educativo, especialmente por parte de las instituciones educativas, ha sido amplia y diversa. Se ha pasado desde tecnologías web estándar relacionadas con sistemas informáticos y sistemas inteligentes en línea, hasta la integración de sistemas informáticos y otras tecnologías, incluyendo robots humanoides, chatbots web, asistentes de tareas, ya sea de forma individual o colaborativa, entre otros. Este estudio tuvo como objetivo examinar el impacto y la progresión de los sistemas educativos mediante la IA. Basado en una estructura narrativa para evaluar los sistemas de IA identificados a través del análisis, el estudio se centró principalmente en los usos, beneficios, impacto y aplicación de la IA en la enseñanza, el aprendizaje y la gestión de actividades en un entorno educativo. Se exploran las ventajas de la IA en el sector educativo y se consideran sus posibles aplicaciones futuras. Los hallazgos de este estudio prometen mejorar la eficiencia y la efectividad de los profesores en la gestión de tareas como la evaluación y calificación de proyectos y tareas estudiantiles, así como elevar el estándar de las actividades educativas en general (Ubah *et al.*, 2022).

Estos textos indexados ofrecen un panorama variado de las investigaciones y avances tecnológicos en el reconocimiento y aprendizaje de la lengua de señas. Desde algoritmos de visión por computadora hasta aplicaciones móviles (Arias y Sánchez, 2023) y sistemas robóticos, se destaca el compromiso con la inclusión educativa de personas con discapacidad auditiva y la mejora de la comunicación para personas con discapacidad auditiva y del habla (Naranjo, 2022) que contribuyan a su vez a mejorar la calidad de vida de las personas con discapacidad y sus familiares (Palacios Guzmán y Naranjo Sánchez, 2023).

Este trabajo subraya la importancia de la investigación y la colaboración interdisciplinaria para encontrar soluciones innovadoras que mejoren la calidad de vida de las personas con discapacidad auditiva.

Metodología

La metodología utilizada para el desarrollo del prototipo LINGUI se centra en seis fases, que se describen a continuación:

Fase 1. Diseño de la arquitectura de la CNN y preprocesamiento de datos

Se generaron los conjuntos de datos en formato pickle a partir de la captura directa mediante la cámara. Para la construcción de la arquitectura de la red neuronal, se adoptó un enfoque basado en TensorFlow/Keras con el objetivo de realizar el reconocimiento de acciones asociadas a la lengua de señas. Esta arquitectura incluye una capa de entrada con 42 nodos, seguida por una capa oculta que cuenta con 128 neuronas y utiliza la función de activación ReLU, con la incorporación de un Dropout del 50 % para prevenir el sobreajuste. La capa de salida, compuesta por nodos y activación Softmax, permite la clasificación de diversas acciones vinculadas a la lengua de señas.

Esta arquitectura busca aprender patrones complejos, mejorando la capacidad de generalización mediante técnicas de regularización y optimización. El proceso del entrenamiento se centra en minimizar la pérdida para lograr una precisión mejorada en la clasificación de acciones específicas.

Fase 2. Entrenamientos y evaluación

Se realizó una división estratégica del conjunto de datos en conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, asegurando una representación equitativa y precisa de los datos. La CNN fue entrenada a lo largo de 70 épocas, permitiendo que el modelo aprendiera patrones y relaciones complejas en los datos de entrenamiento.

Durante el entrenamiento, se utiliza el optimizador Adam y la función de pérdida `sparse_categorical_crossentropy` a lo largo de 70 épocas. Se generó la conversión a TensorFlow Lite que facilita la implementación eficiente en dispositivos con recursos limitados.

La CNN fue evaluada con éxito utilizando el conjunto de prueba, logrando una precisión destacada en la clasificación de acciones de lengua de señas. La capacidad de la CNN para generalizar a nuevos datos se confirmó mediante métricas cuantitativas, respaldando su eficacia en la tarea de reconocimiento.

Fase 3. Desarrollo de aplicación

La aplicación en Android Studio ofrece una sección dedicada a sesiones estructuradas de aprendizaje de lengua de señas. Aquí, los niños tienen acceso a lecciones diseñadas para enseñar de manera efectiva el vocabulario y las estructuras básicas de la lengua de señas.

Se han integrado funciones de práctica interactiva que permite a los niños aplicar lo aprendido. Esta característica ofrece retroalimentación inmediata, fomentando la práctica constante y la mejora de las habilidades.

La aplicación proporciona recursos educativos adicionales, como videos explicativos, juegos interactivos y actividades creativas, con el objetivo de enriquecer la experiencia de aprendizaje. Estos recursos están diseñados para mantener el interés del niño y fomentar la participación activa.

Fase 4. Validación y retroalimentación del usuario

Las pruebas de validación cuantificables se llevaron a cabo exitosamente para evaluar la usabilidad y accesibilidad de la aplicación. Se utilizaron métricas cuantitativas, como el tiempo de respuesta en la ejecución de tareas y la eficiencia en la navegación. Los resultados obtenidos proporcionaron una visión objetiva de la eficacia de la interfaz y la experiencia general del usuario.

Fase 5. Análisis de resultados y documentación

El análisis cuantitativo de los resultados obtenidos ha sido realizado con el objetivo de evaluar el rendimiento tanto de la aplicación como de la Red Neuronal Convolutiva (CNN). Se han examinado detalladamente los datos cuantitativos recopilados durante las pruebas de validación y la retroalimentación de los usuarios. Métricas como la precisión de la CNN, el tiempo de respuesta de la aplicación y la tasa de éxito en la ejecución de tareas han sido sometidas a un análisis riguroso.

Fase 6. Iteración y mejora continua

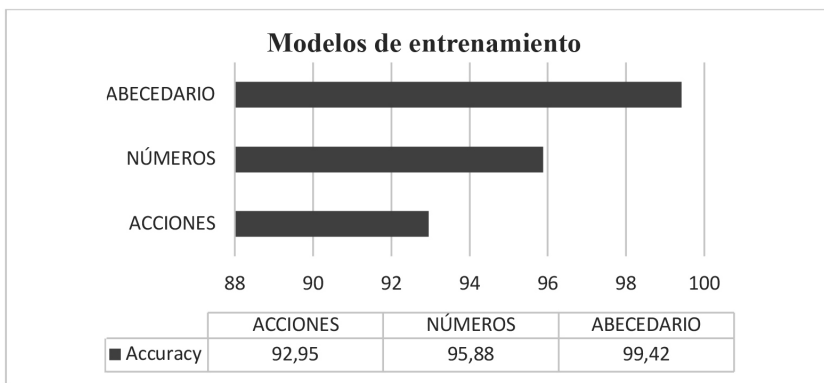
Esta fase representa el punto de reflexión crítica sobre un compromiso sólido con la mejora continua. El enfoque cuantitativo garantiza una planificación estratégica y objetiva para las iteraciones futuras, permitiendo que el proyecto evolucione de manera dinámica y se adapte a las necesidades identificadas a lo largo del desarrollo.

Resultados

A través de la metodología utilizada previamente se generaron los conjuntos de datos para obtener los dataset para proceder con el diseño de los modelos. Se desarrollaron tres modelos de dataset de manera independiente. Se aplicaron diversos métodos utilizando el entorno de programación Python, con los siguientes hallazgos (ver figura 1).

A continuación se detallan más aspectos de cada modelo desarrollado en esta investigación, respaldados por análisis que sustentan los resultados obtenidos durante el proceso. Cada uno de estos modelos abarca una capa de entrada con 42 nodos, seguida por una capa oculta que consta de 128 neuronas con función de activación ReLU. Se ha implementado un Dropout del 50 % para mitigar el sobreajuste. La capa de salida, con un número específico de nodos y activación Softmax, facilita la clasificación de diversas acciones relacionadas con la lengua de señas.

Figura 1. Modelo LSEC



El modelo abecedario fue entrenado a lo largo de 70 épocas utilizando el optimizador Adam y la función de pérdida `sparse_categorical_crossentropy`. Durante el proceso de entrenamiento, se observó una mejora constante en términos de pérdida y precisión tanto en el conjunto de entrenamiento como en el de validación. La precisión final en el conjunto de prueba alcanzó un nivel significativo de 99,42 % (ver figura 2), reflejando la capacidad del modelo para generalizar y realizar predicciones precisas en datos no vistos.

Figura 2. Precisión del modelo abecedario

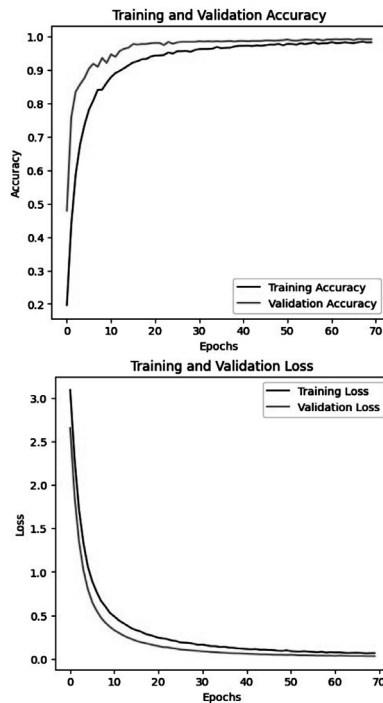
```

Época 66 - Pérdida: 0.0566 - Precisión: 0.9862 - Val. Pérdida: 0.0273 - Val. Precisión: 0.9933
Época 67 - Pérdida: 0.0601 - Precisión: 0.9848 - Val. Pérdida: 0.0262 - Val. Precisión: 0.9925
Época 68 - Pérdida: 0.0554 - Precisión: 0.9873 - Val. Pérdida: 0.0238 - Val. Precisión: 0.9925
Época 69 - Pérdida: 0.0561 - Precisión: 0.9852 - Val. Pérdida: 0.0246 - Val. Precisión: 0.9950
Época 70 - Pérdida: 0.0526 - Precisión: 0.9879 - Val. Pérdida: 0.0220 - Val. Precisión: 0.9942
Accuracy on test set): 99.42%

```

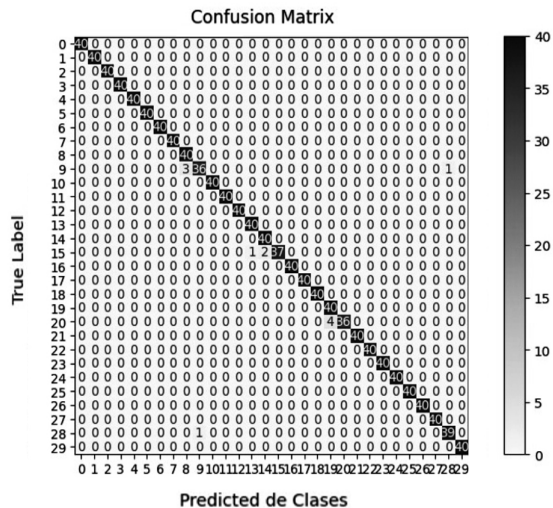
Posteriormente a los resultados previamente presentados, se muestra de manera gráfica la evolución de la precisión y la pérdida a lo largo de las épocas durante el entrenamiento y la validación. En las gráficas se representan las curvas de precisión (Training Accuracy y Validation Accuracy) en la primera, mientras que la segunda gráfica muestra las curvas de pérdida (Training Loss y Validation Loss) (ver figura 3). Estas visualizaciones proporcionan una perspectiva dinámica de cómo el modelo ha aprendido y generalizado a lo largo del tiempo de entrenamiento.

Figura 3. Gráficas precisión y pérdida



Se aplicó una matriz de confusión con el propósito de respaldar los resultados obtenidos de la red neuronal. El modelo ha demostrado una capacidad robusta de clasificación en el conjunto de prueba, proporcionando predicciones precisas para todas las clases. Estos hallazgos respaldan la eficacia del modelo en la tarea de clasificación (ver figura 4).

Figura 4. Matriz de confusión abecedario



El modelo de acciones presenta un rendimiento ligeramente inferior al modelo previo, alcanzando una precisión del 92,95 % (ver figura 5). A pesar de ello, destaca por su habilidad para realizar predicciones sólidas en un amplio espectro de categorías de acciones. Este modelo, diseñado específicamente para clasificar diez clases diferentes, resalta su capacidad para abordar tareas que involucran movimientos específicos. Estas diez clases incorporan acciones que demandan la detección de movimientos, consolidando la versatilidad del modelo en el reconocimiento de distintas actividades.

Figura 5. Precisión del modelo Acciones

```

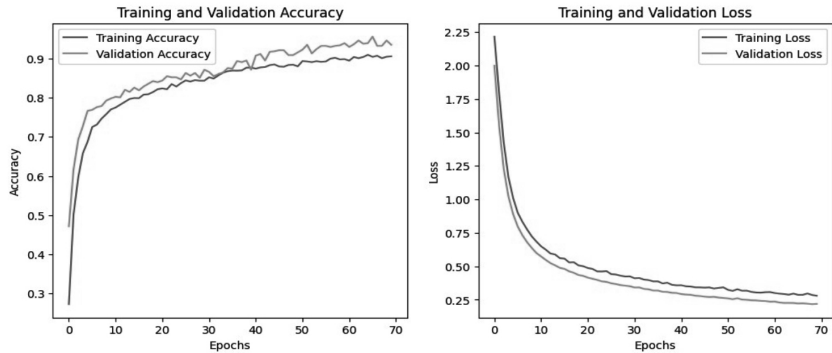
Época 66 - Pérdida: 0.2652 - Precisión: 0.9139 - Val. Pérdida: 0.2600 - Val. Precisión: 0.9253
Época 67 - Pérdida: 0.2646 - Precisión: 0.9142 - Val. Pérdida: 0.2587 - Val. Precisión: 0.9267
Época 68 - Pérdida: 0.2674 - Precisión: 0.9118 - Val. Pérdida: 0.2576 - Val. Precisión: 0.9267
Época 69 - Pérdida: 0.2521 - Precisión: 0.9260 - Val. Pérdida: 0.2579 - Val. Precisión: 0.9322
Época 70 - Pérdida: 0.2620 - Precisión: 0.9198 - Val. Pérdida: 0.2571 - Val. Precisión: 0.9295
Accuracy on test set): 92.95%

```

En la figura de precisión, observamos una leyenda que no permanece constante, lo que nos lleva a analizar la figura de pérdida. Al inicio del entrenamiento, la pérdida en el conjunto de entrenamiento es aproximadamente 2.25 (ver figura 6), lo cual es esperado al comenzar el entrenamiento con

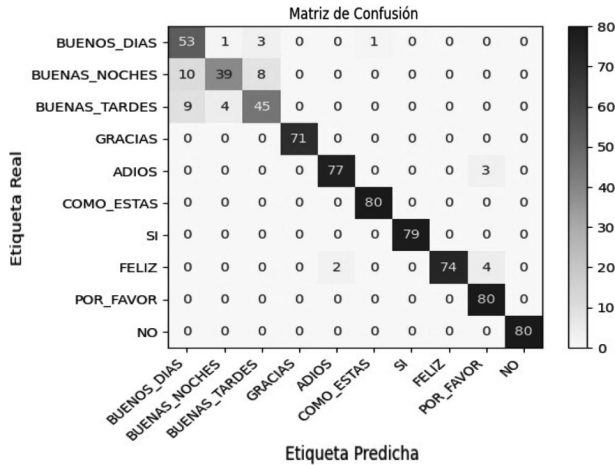
parámetros aleatorios. Conforme el modelo evoluciona a lo largo de las épocas, la pérdida experimenta una disminución progresiva.

Figura 6. Gráficas precisión y pérdida



Mediante la matriz de confusión podemos observar instancias en las que el algoritmo detecta falsos positivos en las clases, lo que significa que clasifica incorrectamente algunas muestras como pertenecientes a una clase específica cuando en realidad no lo son. Estos falsos positivos pueden surgir debido a diversas razones, como la complejidad de la distribución de los datos o la presencia de similitudes entre las clases (ver figura 7).

Figura 7. Matriz de confusión acciones



En el modelo *Números*, la precisión, que representa la proporción de predicciones correctas, se mantiene alta, alcanzando un máximo del 94,88 %. Además, la validación en datos no vistos durante el entrenamiento demuestra una precisión elevada, lo que confirma la capacidad del modelo para generalizar. La precisión final en el conjunto de prueba es del 95,88 % (ver figura 8), sugiriendo que el modelo realiza predicciones precisas en datos.

Figura 8. Precisión del modelo *Números*

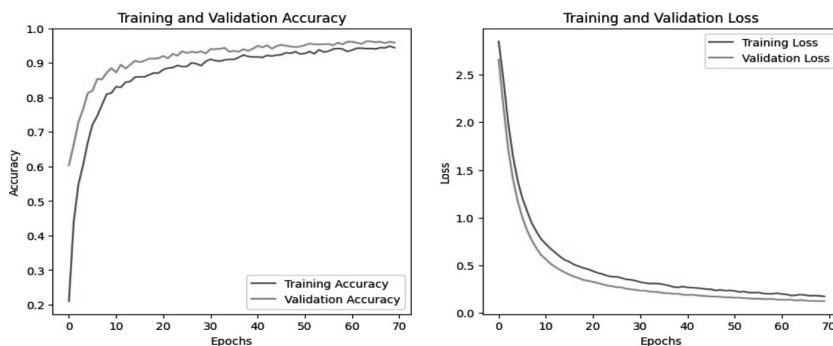
```

Época 65 - Pérdida: 0.1918 - Precisión: 0.9419 - Val. Pérdida: 0.1342 - Val. Precisión: 0.9625
Época 66 - Pérdida: 0.1855 - Precisión: 0.9406 - Val. Pérdida: 0.1290 - Val. Precisión: 0.9600
Época 67 - Pérdida: 0.1792 - Precisión: 0.9444 - Val. Pérdida: 0.1249 - Val. Precisión: 0.9613
Época 68 - Pérdida: 0.1813 - Precisión: 0.9438 - Val. Pérdida: 0.1240 - Val. Precisión: 0.9575
Época 69 - Pérdida: 0.1774 - Precisión: 0.9488 - Val. Pérdida: 0.1224 - Val. Precisión: 0.9613
Accuracy on test set): 95.88%

```

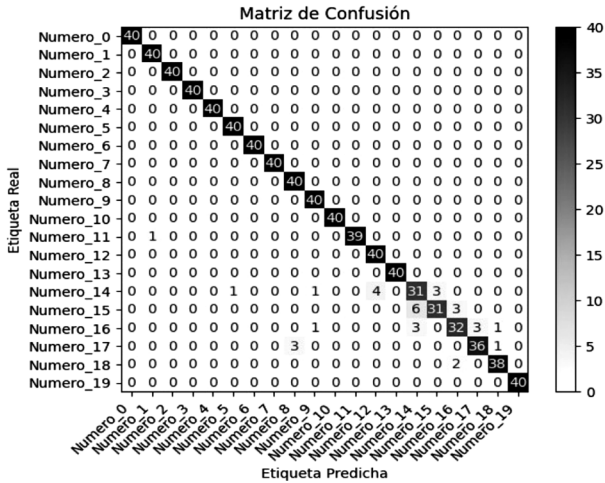
En el modelo *Números*, se abordan 20 clases numéricas, y se observan mejoras progresivas en ambas curvas a lo largo de las épocas. Aunque se registran pérdidas mínimas, esto podría atribuirse a la limitada variación en los datos. No obstante, los resultados son altamente satisfactorios (ver figura 9).

Figura 9. Gráficas precisión y pérdida



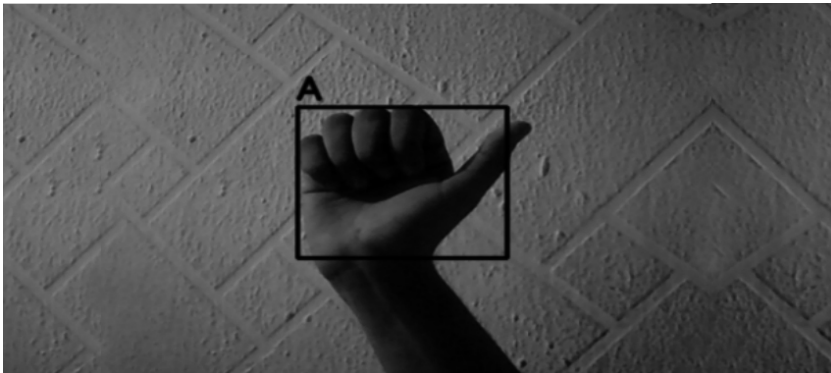
En la matriz de confusión del modelo de *Números*, se destaca un rango específico, las etiquetas 14 a 18, donde se detectan instancias de falsos positivos. A pesar de esto, la predicción del modelo muestra un rendimiento general muy sólido, lo que mantiene una alta tasa de confiabilidad en sus predicciones (ver figura 10).

Figura 10. Matriz de confusión números



Usando el clasificador del script en Python, podemos visualizar el modelo que contiene los datos del abecedario de lengua de señas. Este script se encarga de detectar la mano, crear un contorno alrededor de la mano e indicar la clasificación a la que pertenece (ver figura 11).

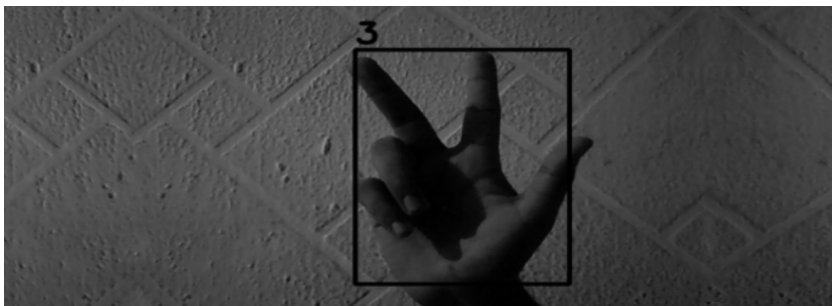
Figura 11. Letra a



Usando el clasificador del script en Python, podemos visualizar el modelo que contiene los números en lengua de señas. Este script se encarga

de detectar la mano, crear un contorno alrededor de la mano e indicar la clasificación a la que pertenece (ver figura 12).

Figura 12. *Número 3*



Al usar el clasificador del script en Python, podemos visualizar el modelo que contiene los datos de la frase “Buenas tardes” en lengua de señas. Este script se encarga de detectar la mano, crear un contorno alrededor de la mano e indicar la clasificación a la que pertenece (ver figura 13).

Figura 13. *Buenas tardes*



Se ha creado una interfaz amigable en el entorno de Android Studio con el objetivo de implementar modelos entrenados en TensorFlow Lite. En esta interfaz se han integrado diversos modelos, cada uno con su propia interfaz dedicada, para ofrecer servicios educativos a niños (ver figura 14).

Figura 14. Menú principal de la aplicación móvil



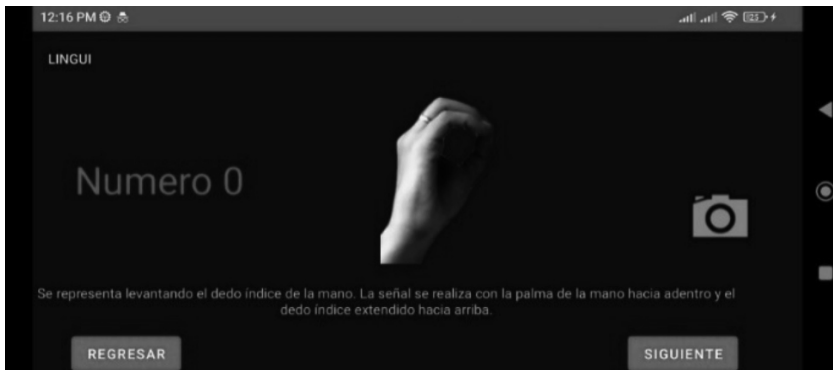
El siguiente menú muestra toda la información referente con el programa de estudio de esa sesión. Al igual que sesiones anteriores, están diseñados y programados con la misma estructura para que el niño se sienta cómodo y que tenga la capacidad de uso intuitivo, ayudando así al entendimiento de las tecnologías presentes (ver figura 15).

Figura 15. Sesión números



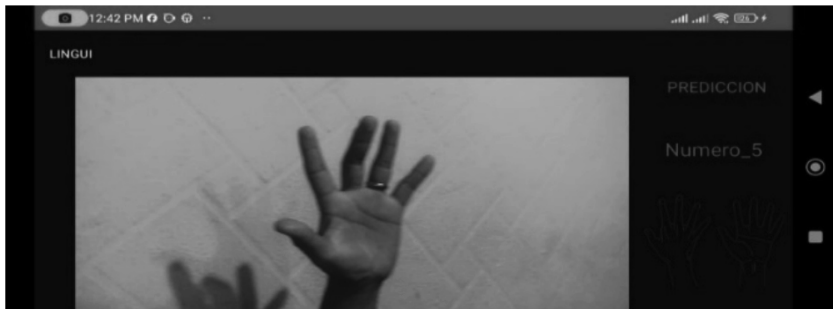
Dentro de la aplicación, en la sesión Números (ver figura 15), se implementó información con el objetivo de permitir al usuario, especialmente al niño, realizar una revisión previa del material de estudio integrado en la aplicación. Esto busca mejorar los resultados de las actividades que se llevarán a cabo dentro del mismo entorno de la aplicación (ver figura 16).

Figura 16. *Matriz de confusión acciones*



En la sesión Práctica (ver figura 14), se implementó un diseño que permite la predicción en tiempo real de la señal que está siendo presentada a través de la cámara. Esta funcionalidad busca proporcionar una experiencia inmediata y dinámica, permitiendo a los usuarios obtener resultados en tiempo real mientras interactúan con el sistema. Este enfoque facilita un aprendizaje más efectivo y participativo al recibir retroalimentación instantánea sobre las señas presentadas (ver figura 17).

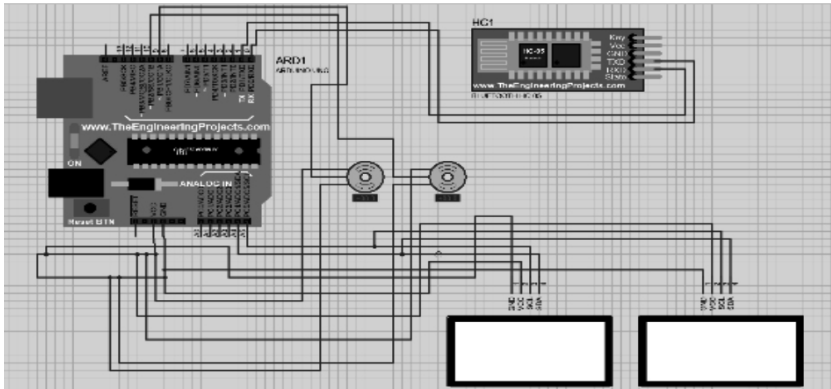
Figura 17. *Lengua de señas*



A continuación, se presenta el diseño de los componentes electrónicos para el dispositivo LINGUI, donde se emplearon elementos como Arduino, pantalla OLED, módulo HC-05 y servomotores (ver figura 18). Para esta implementación, se utilizó la aplicación de simulación Proteus, que

facilita la creación del diseño del circuito y la generación de la simulación con la aplicación de Arduino.

Figura 18. *Diseño del circuito*



Se presenta el proceso de construcción del dispositivo electrónico (ver figura 19), el cual fue diseñado en 3D con el propósito de potenciar y mejorar la calidad de la enseñanza mediante la aplicación de tecnologías avanzadas, como inteligencia artificial y entornos de desarrollo de software.

Figura 19. *Dispositivo 3D del prototipo*



Para el diseño se utilizó la herramienta Tinkercad, con la aplicación Cura se realizó la generación de los objetos, mientras que las impresiones fueron realizadas por partes en la impresora Ender, para obtener un mejor resultado (ver figura 20).

Figura 20. *Impresión de objetos 3D*



Discusión

Esta investigación ha abordado de manera integral el desafío del reconocimiento y aprendizaje de la lengua de señas ecuatoriana, utilizando técnicas avanzadas de inteligencia artificial y tecnologías emergentes. A través del diseño y análisis de modelos de clasificación de señas, se ha demostrado la efectividad de los enfoques propuestos en el marco de la revisión literaria.

Los resultados resaltan la efectividad de los modelos desarrollados en el reconocimiento y clasificación de alta confiabilidad de una amplia variedad de señas, abarcando desde el alfabeto hasta acciones específicas. Con niveles de precisión notablemente altos, el modelo abecedario alcanzó una precisión excepcional del 99.42 %, mientras que los modelos de acciones y números demostraron una capacidad sólida con precisiones del 92.95 % y 94.88 %, respectivamente. Es importante destacar que estos resultados representan una mejora significativa en comparación con enfoques anteriores, como el texto indexado de reconocimiento de videos en señas que utiliza visión por computadora. Este avance se atribuye a la adopción de técnicas más avanzadas, como funciones y detección especializadas, diseñadas para maximizar la precisión del reconocimiento de las manos.

Conclusión

En respuesta a la necesidad de mejorar la inclusión educativa para niños con discapacidad auditiva, este artículo ha presentado un enfoque centrado en el desarrollo de un dispositivo electrónico, denominado LINGUI. Este dispositivo, respaldado por una metodología rigurosa y fases claramente definidas, ha sido diseñado específicamente para abordar las limitaciones actuales en la enseñanza de la lengua de señas ecuatoriana en la educación básica. La metodología propuesta abarca desde la identificación del problema hasta la iteración y mejora continua, adoptando enfoques cuantitativos para garantizar la eficacia y objetividad del proceso. La aplicación de tecnologías como Python y redes neuronales ha sido crucial para el desarrollo de un modelo de reconocimiento de lengua de señas altamente preciso, respaldado por resultados destacados en términos de precisión y eficacia general. La implementación práctica del dispositivo LINGUI a través de la aplicación en Android Studio ha ampliado las posibilidades educativas, proporcionando sesiones estructuradas de aprendizaje de lengua de señas. La integración de prácticas interactivas, recursos educativos adicionales y la retroalimentación inmediata ha demostrado ser fundamental para el aprendizaje efectivo de los niños.

Las fases de validación y retroalimentación del usuario han confirmado la usabilidad y accesibilidad del dispositivo, respaldadas por métricas cuantitativas y pruebas objetivas. El análisis de resultados, incluyendo la precisión de la red neuronal convolucional y el rendimiento de la aplicación, ha proporcionado una visión completa del éxito del proyecto en su conjunto. Los resultados obtenidos de la implementación de tres modelos independientes, cada uno abordando aspectos específicos del aprendizaje de lengua de señas, refuerzan la versatilidad y robustez del enfoque propuesto. A pesar de algunas variaciones en la precisión entre los modelos, todos han demostrado la capacidad de generalizar y realizar predicciones precisas en datos no vistos.

El análisis detallado de las matrices de confusión ha identificado áreas de mejora potencial, como la gestión de falsos positivos en ciertas clases. Este análisis crítico sienta las bases para futuras iteraciones.

Se destaca la importancia de la fase de mejora continua, proponiendo la implementación de detección de posturas para perfeccionar la clasificación de acciones en la lengua de señas.

Se esperan mejoras en el entorno de desarrollo de Android Studio referentes a integración de modelos basados en IA debido a que existen limitaciones por lo cual se afectan algunas de las respuestas esperadas.

Agradecimiento

Al grupo TICAD por permitir el desarrollo de este artículo dentro del proyecto TIPI (Tecnologías de Información y Comunicación para la inclusión e innovación educativa) de la Cátedra UNESCO.

Referencias bibliográficas

- Aguia-Rojas, K., Cadavid, S., Müller, O., Bernal, H., Molina, R., Perdomo, O. J. y Orjuela-Cañón, A. D. (2023). Robot proposal for teaching-learning assistance of deaf and hard of hearing children. *2023 IEEE Colombian Workshop BioCAS, ColBioCAS 2023 - Conference Proceedings*. <https://doi.org/10.1109/ColBioCAS59270.2023.10280953>
- Alabbad, D. A., Alsaleh, N. O., Alaqeel, N. A., Alshehri, Y. A., Alzahrani, N. A. y Alhobaishi, M. K. (2022). A Robot-based arabic sign language translating system. *Proceedings -2022 7th International Conference on Data Science and Machine Learning Applications, CDMA 2022*, 151-156. <https://doi.org/10.1109/CDMA54072.2022.00030>
- Andreas, R., Maria, S., Satyadhana, A. K., Warnars, H. L. H. S., Ramadhan, A. y Mueyba, M. K. (2023). Mobile application for children to learn BISINDO Sign Language. *6th International Conference on Inventive Computation Technologies, ICICT 2023 - Proceedings*, 774-780. <https://doi.org/10.1109/ICICT57646.2023.10134183>
- Arias, J. C. y Sánchez, B. N. (2023). Herramientas de aprendizaje inclusivo: apoyo en la clase virtual de personas con discapacidad auditiva. *Estudiantes universitarios por la inclusión*.
- Arias, V. A., Vargas-Machuca, J., Zegarra, F. C. y Coronado, A. M. (2021). Convolutional neural network classification for machine tool wear based on unsupervised Gaussian mixture model. *Proceedings of the 2021 IEEE Sciences and Humanities International Research Conference, SHIRCON 2021*. <https://doi.org/10.1109/SHIRCON53068.2021.9652266>
- Beketova, E. N. y Ogoltsova, E. G. (2023). *The use of information technologies in the process of implementing inclusive educational practice*. 2030-2033. <https://doi.org/10.1109/edm58354.2023.10225244>
- Calderon-Cordova, C., Sarmiento-Sinche, S. y Sarango, R. (2023). Development of an autonomous system based on computer vision and open softwa-

- re-hardware platforms, applied to an educational game for inclusive basic education. *2023 3rd International Conference on Electrical, Computer, Communications and Mechatronics Engineering (ICECCME)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICECCME57830.2023.10253376>
- Eliseo, M. A., De La Higuera Amato, C. A., Oyelere, S. S., Martins, V. F. y Silveira, I. F. (2021, June 23). Fostering inclusive education through universal instructional design. *Iberian Conference on Information Systems and Technologies, CISTI*. <https://doi.org/10.23919/CISTI52073.2021.9476667>
- Gameiro, P. V., Passos, W. L., Araujo, G. M., De Lima, A. A., Gois, J. N. y Corbo, A. R. (2020, November 9). A Brazilian sign language video database for automatic recognition. *2020 Latin American Robotics Symposium, 2020 Brazilian Symposium on Robotics and 2020 Workshop on Robotics in Education, LARS-SBR-WRE 2020*. <https://doi.org/10.1109/LARS/SBR/WRE51543.2020.9307017>
- He, Q., Wang, W. y Xiao, R. F. (2022). Fast hand detection and tracking for human-robot interaction. *ICIEA 2022-Proceedings of the 17th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, 1441-1446. <https://doi.org/10.1109/ICIEA54703.2022.10005915>
- Hernández López, R. M., Gamboa Graus, M. E. y Rivas Almaguer, B. N. (2022). Meeting of students with disabilities for a more accessible and inclusive university. *CONTIE 2022 - 5th International Conference on Inclusive Technologies and Education and the 2nd International Conference of the Project Promoting Accessibility of Students with Disability to Higher Education in Cuba, Costa Rica and Dominican Republic*. <https://doi.org/10.1109/CONTIE56301.2022.10004427>
- Illahi, A. A. C., Betito, M. F. M., Chen, C. C. F., Navarro, C. V. A. y Or, I. V. (2021). Development of a sign language glove translator using microcontroller and android technology for deaf-mute. *2021 IEEE 13th International Conference on Humanoid, Nanotechnology, Information Technology, Communication and Control, Environment, and Management, HNICEM 2021*. <https://doi.org/10.1109/HNICEM54116.2021.9731835>
- Kukushkina, V., Krovopuskov, P., Pachina, N., Kazachkova, O., Bordyugova, Y. y Reshetova, M. (2022). Information and educational environment in the inclusive education practice. *Proceedings - 2022 2nd International Conference on Technology Enhanced Learning in Higher Education, TELE 2022*, 88-91. <https://doi.org/10.1109/TELE55498.2022.9800997>
- Kumar, M., Gupta, P., Jha, R. K., Bhatia, A., Jha, K. y Shah, B. K. (2021). Sign language alphabet recognition using convolution neural network. *Proceedings - 5th International Conference on Intelligent Computing and*

- Control Systems, ICICCS 2021*, 1859-1865. <https://doi.org/10.1109/ICICCS51141.2021.9432296>
- Liu, Z., Pang, L. y Qi, X. (2022). MEN: Mutual enhancement networks for sign language recognition and education. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2022.3174031>
- Mu, Y., Wang, M., Zhang, B. y Zhao, T. (2022). A human machine interaction control system for bionic robotic fish based on gesture recognition. *Proceedings of the 34th Chinese Control and Decision Conference, CCDC 2022*, 5790-5794. <https://doi.org/10.1109/CCDC55256.2022.10033736>
- Naranjo, B. A. (2022). Buenas prácticas de inclusión educativa universitaria UPS: Proyecto INCLED.
- Paengkumhag, C., Jutharee, W., Limpornchitwilai, W., Chamnongthai, K. y Keawkamnerdpong, B. (2023). Using Robot-Assisting Personalized Learning for Children with Autism: A Pilot Study of Robot's Actions. *BMEiCON 2023 - 15th Biomedical Engineering International Conference*. <https://doi.org/10.1109/BMEiCON60347.2023.10321981>
- Palacios Guzmán, M. A. y Naranjo Sánchez, B. A. (2023). Estudio de caso: prototipado de prótesis en 3D para extremidad superior. En *Estudiantes universitarios por la inclusión* (pp. 13-35). Ediciones Abya-Yala.
- Pruthvi, P. C. y Geetha, J. (2022). Convolution neural network for predicting alphabet sign language and comparative performance analysis of CNN, KNN, and SVM Algorithms. *2022 IEEE 3rd Global Conference for Advancement in Technology, GCAT 2022*. <https://doi.org/10.1109/GCAT55367.2022.9972174>
- Rohit, C., Sant, R., Nawade, S., Vedhant, V. y Gupta, V. (2023). Exploring edge artificial intelligence: a comparative study of computing devices for deployment of object detection algorithm. *2023 4th International Conference for Emerging Technology, INCET 2023*. <https://doi.org/10.1109/INCET57972.2023.10170620>
- Simoes, G., Lopes, A., Carona, C., Pereira, R. y Nunes, U. J. (2023). Deep-Learning based classification of engagement for child-robot interaction. *2023 IEEE International Conference on Autonomous Robot Systems and Competitions, ICARSC 2023*, 112–117. <https://doi.org/10.1109/ICARSC58346.2023.10129551>
- Srinivasan, R., Kavita, R., Kavitha, M., Mallikarjuna, B., Bhatia, S., Agarwal, B., Ahlawat, V. y Goel, A. (2023). Python and Opencv for sign language recognition. *Proceedings - IEEE International Conference on Device Intelligence, Computing and Communication Technologies, DICCT 2023*, 218–222. <https://doi.org/10.1109/DICCT56244.2023.10110225>

- Sudthipadh, J. y Pumrin, S. (2022). Development of Thai Sign Language Interpretation with MediaPipe. *ITC-CSCC 2022 - 37th International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications*, 841-843. <https://doi.org/10.1109/ITC-CSCC55581.2022.9894962>
- Távora Sabalú, C., Camacho González, F. Y. y Benítez Cortes, R. P. (2021). Inclusive competences in initial training: the teacher for inclusive education. *Proceedings-2021 4th International Conference on Inclusive Technology and Education, CONTIE 2021*, 140-145. <https://doi.org/10.1109/CONTIE54684.2021.00031>
- Ubah, A. E., Onakpojeruo, E. P., Ajamu, J., Mangai, T. R., Isa, A. M., Ayansina, N. B. y Al-Turjman, F. (2022). A review of Artificial Intelligence in education. *Proceedings - 2022 International Conference on Artificial Intelligence of Things and Crowdsensing, AIoTCs 2022*, 38-45. <https://doi.org/10.1109/AIoTCs58181.2022.00104>