



UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO

FACULTAD DE INGENIERÍA

CARRERA TELECOMUNICACIONES

Diseño de un sistema de identificación de emociones mediante reconocimiento de patrones geométricos en el rostro para mejorar la interacción robótica social con personas con discapacidad.

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

Autor:

Carrillo Parra Jhosue Ismael

Tutor:

ING. Rentería Bustamante Leonado Fabian PhD.

Riobamba, Ecuador. 2026

DECLARATORIA DE AUTORÍA

Yo, Carrillo Parra Jhosue Ismael, con cédula de ciudadanía 060459318-6, autor (a) (s) del trabajo de investigación titulado: **“Diseño de un sistema de identificación de emociones mediante reconocimiento de patrones geométricos en el rostro para mejorar la interacción robótica social con personas con discapacidad”**, certifico que la producción, ideas, opiniones, criterios, contenidos y conclusiones expuestas son de mí 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 diciembre de 2025.



Carrillo Parra Jhosue Ismael

C.I: 060459318-6

DICTAMEN FAVORABLE DEL PROFESOR TUTOR

Quien suscribe, **Leonardo Fabian Rentería Bustamante** catedrático adscrito a la Facultad de Ingeniería, por medio del presente documento certifico haber asesorado y revisado el desarrollo del trabajo de investigación titulado: **Diseño de un sistema de identificación de emociones mediante reconocimiento de patrones geométricos en el rostro para mejorar la interacción robótica social con personas con discapacidad**, bajo la autoría de **Jhosue Ismael Carrillo Parra** 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 15 días del mes de diciembre de 2025



PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante

(Tutor)

CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

Quienes suscribimos, catedráticos designados Miembros del Tribunal de Grado para la evaluación del trabajo de investigación: “**Diseño de un sistema de identificación de emociones mediante reconocimiento de patrones geométricos en el rostro para mejorar la interacción robótica social con personas con discapacidad.**”, presentado por **Jhosue Ismael Carrillo Parra**, con cédula de identidad número **060459318-6**, 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 a la fecha de su presentación.

PhD. Manuel Antonio Meneses Freire

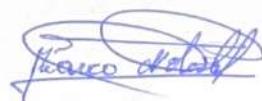
PRESIDENTE DEL TRIBUNAL DE GRADO



PhD. Carlos Ramiro Peñafiel Ojeda
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



Mgs. Marco Antonio Nolivos Vimos
MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO





C E R T I F I C A D O
A N T I P L A G I O

Que, **CARRILLO PARRA JHOSUE ISMAEL** con CC: **060459318-6**, estudiante de la Carrera de **Telecomunicaciones, Facultad de Ingeniería**; ha trabajado bajo mi tutoría el trabajo de investigación titulado "**Diseño de un sistema de Identificación de emociones mediante reconocimiento de patrones geométricos en el rostro para mejorar la interacción robótica social con personas con discapacidad.**", cumple con el 1 % de similitud y 5 % de Inteligencia Artificial, de acuerdo con el reporte del sistema Anti plagio **COMPILATIO**, porcentaje aceptado de acuerdo a la reglamentación institucional, por consiguiente autorizo continuar con el proceso.

Riobamba, 16 de diciembre de 2025

PhD. Leonardo Fabian Rentería Bustamante
TUTOR(A)

DEDICATORIA

Este trabajo de titulación va dedicado a todas las personas que me quieren y que quiero, a mi madre por ser la columna de mi templo, por enseñarme con su amor y con su ejemplo, por hacer hasta lo imposible para darnos el mundo entero, a mis hermanos por ser calor y abrigo, aconsejarme cuando busco un buen amigo, por perdonarme cuando no sé lo que digo y por estar siempre conmigo, a mis sobrinos por la suerte y regalo de tenerlos a mi lado desojando los segundos, con ellos y mi credo ya no me da miedo el mundo.

Especial dedicación para mis amigos que me dan su corazón sin regateos y que solo con mirarme saben de qué pie cojeo.

AGRADECIMIENTO

Un gran agradecimiento a mi madre, Carmen Carrillo un ejemplo de resiliencia, amor y constancia, todo mi cariño y admiración hacia ella, nunca se dejó ganar por los malos momentos y siempre se mantuvo de pie, todo lo que soy, y lo que llegaré a ser es gracias a ella.

Agradezco también a mis hermanos, Paola y Stalin parte fundamental para llegar a este objetivo, que con su cariño y paciencia me han apoyado siempre.

A mis amigos y familia, que siempre me apoyaron con consejos para llegar a cumplir con mis objetivos.

Un especial agradecimiento a mi tutor PhD. Leonardo Rentería por su apoyo, paciencia y consejos durante todo el desarrollo de mi proyecto.

ÍNDICE GENERAL

DECLARATORIA DE AUTORÍA	
DICTAMEN FAVORABLE DEL PROFESOR TUTOR	
CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL	
DEDICATORIA	
AGRADECIMIENTO	
ÍNDICE DE FIGURAS	
RESUMEN	
ABSTRACT	
CAPÍTULO I.....	16
1.1 INTRODUCCIÓN.....	16
1.2 Planteamiento del Problema.....	16
1.2.1 Estadísticas con discapacidad en el Ecuador.....	17
1.3 Objetivos	18
1.3.1 General	18
1.3.2 Específicos.....	18
CAPÍTULO II.....	18
2. MARCO TEÓRICO.....	18
2.1 Estado del Arte.....	18
2.1.1 Reconocimiento de Expresiones Faciales Explicable para Personas con Discapacidad Intelectual	18
2.1.2 Reconocimiento de Emociones en Individuos con Síndrome de Down: Propuesta de un Algoritmo Basado en Redes Neuronales Convolucionales	18
2.1.3 Sistema Ligero de Reconocimiento de Emociones Faciales Utilizando Transferencia Parcial de Aprendizaje para Personas con Discapacidad Visual	19
2.1.4 Reconocimiento de Expresiones Faciales Basado en Características Geométricas Salientes y Máquinas de Vectores de Soporte	19
2.1.5 Reconocimiento de Emociones Utilizando Máscaras de Características Geométricas Representativas Basadas en Redes Neuronales Convolucionales	19
2.1.6 Estimación de Emociones Utilizando Características Geométricas de la Porción Inferior de la Boca Humana.....	19
2.1.7 Reconocimiento de Emociones	20
2.1.8 Procesamiento de Imágenes para el Reconocimiento Facial.....	20
2.1.9 Patrones Geométricos Faciales	20
2.1.10 Robótica Social	21

2.1.11	Tecnologías Clave	22
2.1.12	Inclusión Tecnológica y Discapacidad	23
2.1.13	ANÁLISIS COMPARATIVO DE LA EXPRESIÓN EMOCIONAL ENTRE PERSONAS CON Y SIN DISCAPACIDAD.....	24
2.1.14	Comparación con población sin discapacidad.....	25
CAPÍTULO III.....		26
3.	METODOLOGÍA.....	26
3.1	Población y muestra:	26
3.1.1	Población:	26
3.1.2	Muestra:	26
3.1.3	Criterios de Inclusión:	26
3.2	Variables:	27
3.3	Procedimiento:	27
3.4	Diagrama de bloques del proyecto:.....	28
3.5	Desarrollo Metodología	28
3.5.1	Fase 1: Diseño del Sistema de Reconocimiento de Emociones (Objetivo 1)....	28
3.5.2	Fase 2: Implementación del Sistema (Objetivo 2)	29
3.5.3	Fase 3: Evaluación del Sistema (Objetivo 3)	34
CAPÍTULO IV		39
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	39
4.1	Evaluación del sistema para personas con discapacidad (TEA)	39
4.2	Evaluación del sistema para personas sin discapacidad (neurotípicos)	41
4.3	Análisis Comparativo entre Grupo Experimental y de Control.....	42
4.3.1	Análisis Estadístico Inferencial	44
4.3.2	Prueba de Normalidad	44
4.4	Discusión de la Comparativa:	47
4.4.1	Brecha de Rendimiento Mínima (1.67%):.....	47
4.4.2	Análisis de Anomalías (Miedo y Enojo):	47
4.4.3	Confirmación de la Dificultad Técnica en "Asco":	48
4.5	Resultados de la Experiencia de Usuario (Validación de Variables).....	48
4.5.1	Evaluación del Nivel de Empatía	48
4.5.2	Evaluación de la Satisfacción	49
CAPÍTULO V.....		52
5.	CONCLUSIONES	52

5.1 RECOMENDACIONES.....	53
BIBLIOGRÁFIA	54
ANEXOS	56

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.	Tabla de Variables del Proyecto.....	26
Tabla 2.	Matriz de Estímulos Personalizada	33
Tabla 3.	Reformulación para Interacción Robótica Empática Cuestionario TEQ Modificado y Original	36
Tabla 4.	Efectividad del sistema en personas con discapacidad	38
Tabla 5.	Efectividad del sistema en personas sin discapacidad (neurotípicos)	40
Tabla 6.	Diferencial de Efectividad por Grupo	41
Tabla 7.	Pruebas de normalidad	43
Tabla 8.	Comparación de Medias (Prueba T de Student).....	45
Tabla 9.	Comparación de Rangos (U de Mann-Whitney).....	46
Tabla 10.	Porcentaje de aprobación para el test de TEQ.....	48
Tabla 11.	Interpretación cualitativa y escala numérica para el análisis de satisfacción del usuario.	49

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.	Tipo de discapacidad en el Ecuador [10]	16
Figura 2.	Grado de discapacidad en el Ecuador [10].....	16
Figura 3.	Emociones básicas [5].....	19
Figura 4.	Ejemplificación de LandMarks [7]	20
Figura 5.	Modelos de forma activa (ASM) y modelos de apariencia activa (AAM) [7].	20
Figura 6.	Robótica Social [10].....	21
Figura 7.	Robótica Social [10].....	21
Figura 8.	Redes neuronales [9].....	22
Figura 9.	Inclusión Tecnológica y Discapacidad [6]......	22
Figura 10.	Diagrama de bloques en base a la metodología [6].....	27
Figura 11.	Face Mesh.....	29
Figura 12.	Diagrama de flujo del diseño del sistema.....	32
Figura 13.	Efectividad del reconocimiento de Emociones con discapacidad.....	39
Figura 14.	Efectividad del reconocimiento de emociones en personas sin discapacidad	41
Figura 15.	Validación comparativa de reconocimiento de emociones	43
Figura 16.	Resultados de la prueba de normalidad	45
Figura 17.	Nivel de concordancia empática percibida entre el usuario y el sistema	48
Figura 18.	Distribución de satisfacción del usuario	49

RESUMEN

La interacción robótica social enfrenta desafíos significativos al asistir a personas con discapacidad, especialmente aquellas con Trastorno del Espectro Autista (TEA) no verbal, debido a barreras inherentes en la comunicación emocional. Esta investigación presenta el diseño y validación de un sistema de identificación de emociones que analiza patrones geométricos faciales para fomentar una interacción empática y adaptativa. Utilizando la librería MediaPipe Face Mesh, el sistema procesa 468 puntos de referencia en tiempo real, calculando distancias euclidianas y curvaturas polinomiales para clasificar seis emociones básicas sin depender de modelos de aprendizaje profundo de caja negra. La metodología experimental comparó un grupo experimental (estudiantes con TEA) y un grupo de control neurotípico, analizando una muestra validada de 150 instancias (25 por emoción) obtenidas mediante un protocolo de inducción de estímulos personalizados. Los resultados demostraron una efectividad global del 82.33% en el grupo experimental, con una brecha marginal del 1.67% respecto al control, destacando una alta precisión en Sorpresa (90%) y Miedo (89%). Adicionalmente, la validación social mediante el cuestionario TEQ reveló que el 87% de los usuarios percibió una conexión emocional genuina, con una satisfacción docente de 4.9/5.0, concluyendo que el prototipo es una herramienta inclusiva, robusta y eficiente para la asistencia robótica.

Palabras clave: Reconocimiento de Emociones, MediaPipe, Autismo (TEA), Robótica Social, Geometría Facial, Inclusión Tecnológica.

Abstract

Social robotic interaction faces significant challenges when assisting people with disabilities, particularly those with non-verbal autism spectrum disorder (ASD). These challenges arise from inherent barriers in emotional communication. This research presents the design and validation of an emotion identification system that analyzes facial geometric patterns to foster empathetic and adaptive interaction. The system uses the MediaPipe Face Mesh library to process 468 landmarks in real-time. It calculates Euclidean distances and polynomial curvatures to classify six basic emotions, without relying on black-box deep learning models. The experimental methodology compared an experimental group (students with ASD) with a neurotypical control group. Researchers analyzed a validated sample of 150 instances (25 per emotion) collected via a personalized stimulus-induction protocol. Results showed a global effectiveness of 82.33% in the experimental group, with a marginal gap of 1.67% compared to the control. The system demonstrated high precision in Surprise (90%) and Fear (89%). Additionally, social validation using the TEQ questionnaire revealed that 87% of users perceived a genuine emotional connection. Teacher satisfaction was rated at 4.9/5.0. The study concludes that the prototype is an inclusive, robust, and efficient tool for robotic assistance.

Keywords: Emotion Recognition, MediaPipe, Autism (ASD), Social Robotics, Facial Geometry, Technological Inclusion.

SONIA
LLAQUELLIN
GRANIZO
LARA

Firmado
digitalmente por
SONIA LLAQUELLIN
GRANIZO LARA
Fecha: 2025.12.07
23:24:19 -05'00'



Firmado electrónicamente por:
SONIA LLAQUELLIN
GRANIZO LARA
Validar únicamente con FirmaEC

Reviewed by:

Mgs. Sonia Granizo Lara.

ENGLISH PROFESSOR.

c.c. 0602088890

CAPÍTULO I.

1.1 INTRODUCCIÓN.

La interacción entre humanos y robots ha tenido progresos notables en años recientes, particularmente en el campo de los robots sociales, creados para ayudar y guiar a individuos en tareas diarias. No obstante, uno de los retos más grandes en esta área es conseguir que los robots puedan entender y reaccionar de forma correcta a las emociones humanas, particularmente en el contexto de individuos con discapacidades distintas, que pueden mostrar patrones emocionales y de expresión atípicos. Esta restricción obstaculiza el avance de tecnologías inclusivas y ajustadas a sus requerimientos particulares.

Según Ekman [4], las expresiones faciales son universales y pueden ser categorizadas en emociones básicas como alegría, tristeza, ira, miedo, sorpresa y asco. La aplicación de redes neuronales convolucionales y modelos de aprendizaje profundo ha permitido la automatización del reconocimiento de estas expresiones en diversas condiciones.

Además, la robótica social, según Fong, Nourbakhsh y Dautenhahn [5], se enfoca en desarrollar robots capaces de interactuar de manera natural con los seres humanos, ajustando su comportamiento en función de señales sociales. En este contexto, los sistemas de reconocimiento facial se han convertido en herramientas clave para mejorar la interacción en entornos de asistencia y rehabilitación.

En este sentido, este proyecto se enfoca en la creación de un sistema para identificar emociones a través del estudio de patrones geométricos de la cara. Esta perspectiva aspira a proporcionar una solución revolucionaria para potenciar la interacción entre robots sociales. Al integrar este sistema en plataformas robóticas, se pretende fomentar una comunicación más efectiva, reducir barreras sociales y tecnológicas, y mejorar la calidad de vida de las personas beneficiadas.

La capacidad de interpretar emociones es esencial en la interacción humano-robot, especialmente en entornos de asistencia social y terapéutica. En la actualidad, la mayoría de los sistemas de reconocimiento emocional están diseñados para poblaciones generales y no consideran las variaciones en la expresión emocional de personas con discapacidades. Este proyecto contribuirá a la inclusión de estas personas en el uso de tecnologías avanzadas, fomentando una comunicación efectiva y una mejor calidad de vida. Además, se espera que este trabajo siente bases para futuros desarrollos en el campo de la robótica social aplicada a la asistencia [12]

1.2 Planteamiento del Problema

Las personas con discapacidad enfrentan barreras significativas en la expresión de emociones, lo que dificulta la interacción con sistemas robóticos convencionales. La falta de un sistema especializado en la identificación de patrones emocionales en tiempo real limita

el desarrollo de tecnologías adaptativas. Se requiere un enfoque específico que considere las particularidades expresivas de este grupo poblacional.

1.2.1 Estadísticas con discapacidad en el Ecuador

Según el CONADIS, existieron 264.463 hombres con discapacidad (56,12%), 206.714 mujeres (43,87%) y 28 LGBTI (0,01%), como se muestra en la figura 1.2. El rango de edad con mayor número de personas con discapacidad es de 36 a 64 años con 191.884 (40,72%) y el rango con menor número de registros es de 0 a 3 años con 1.839 niños. (0,39%) [10].

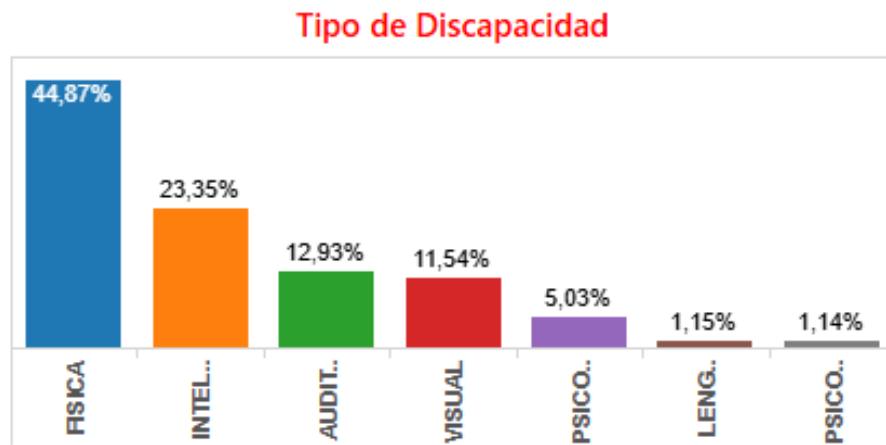


Figura 1. Tipo de discapacidad en el Ecuador [10]

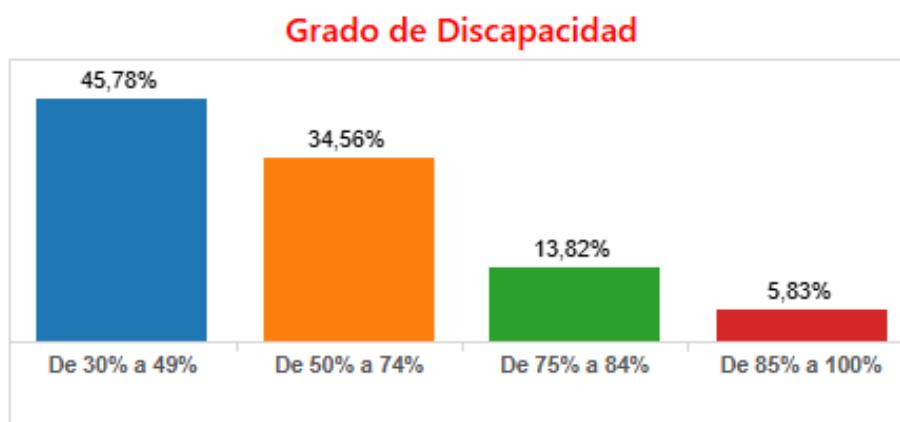


Figura 2. Grado de discapacidad en el Ecuador [10]

Las personas con discapacidad, especialmente aquellas con dificultades de comunicación verbal, enfrentan barreras significativas para expresar sus emociones y necesidades de manera efectiva.

En el contexto de la interacción con sistemas robóticos sociales, estas barreras pueden limitar la capacidad del robot para interpretar correctamente las emociones de los usuarios, lo que resulta en interacciones poco efectivas o insatisfactorias. La falta de un sistema preciso y adaptado para identificar las emociones en tiempo real mediante patrones geométricos en el

rostro dificulta el desarrollo de robots que puedan responder de manera empática y adecuada a las necesidades de estos usuarios.

Además, los sistemas actuales de reconocimiento emocional tienden a ser generales y no están diseñados específicamente para personas con discapacidades, quienes pueden tener expresiones faciales o patrones emocionales atípicos. Esto agrava la exclusión en el uso de tecnologías avanzadas de interacción humano-robot [12].

1.3 Objetivos

1.3.1 General

“Diseñar un sistema de identificación de emociones mediante reconocimiento de patrones geométricos en el rostro para mejorar la interacción robótica social con personas con discapacidad”

1.3.2 Específicos

1. Diseñar un sistema de reconocimiento de emociones mediante el análisis de rasgos geométricos del rostro.
2. Implementar el sistema, para dotarlo con la capacidad de interpretar y responder a emociones en tiempo real.
3. Evaluar el funcionamiento del sistema para determinar el efecto en la comunicación con personas que tienen discapacidad.

CAPÍTULO II.

2. MARCO TEÓRICO.

2.1 Estado del Arte

2.1.1 Reconocimiento de Expresiones Faciales Explícable para Personas con Discapacidad Intelectual

Este estudio propone un sistema de reconocimiento de expresiones faciales diseñado para personas con discapacidad intelectual, integrable en robots sociales. Se entrenaron redes neuronales con cinco bases de datos de expresiones faciales y se evaluaron en dos conjuntos de datos que incluyen personas con y sin discapacidad intelectual. Se utilizaron técnicas de explicabilidad como LIME y RISE para identificar las regiones faciales clave en la percepción de emociones, observando diferencias significativas entre ambos grupos [11].

2.1.2 Reconocimiento de Emociones en Individuos con Síndrome de Down: Propuesta de un Algoritmo Basado en Redes Neuronales Convolucionales

Este trabajo presenta un algoritmo de reconocimiento de emociones específico para personas con síndrome de Down, utilizando redes neuronales convolucionales. El sistema se entrenó con imágenes faciales de individuos con esta condición, logrando una precisión del 94.5% en la clasificación de emociones básicas. La investigación destaca la importancia de adaptar los modelos de reconocimiento emocional a las características faciales particulares de las personas con discapacidad [12].

2.1.3 Sistema Ligero de Reconocimiento de Emociones Faciales Utilizando Transferencia Parcial de Aprendizaje para Personas con Discapacidad Visual

Este estudio desarrolla un sistema de reconocimiento de emociones faciales para personas con discapacidad visual, empleando técnicas de transferencia parcial de aprendizaje. El enfoque permite adaptar modelos preentrenados a conjuntos de datos específicos, mejorando la precisión en la identificación de emociones mediante señales faciales residuales y otros indicadores no visuales. El sistema mostró mejoras significativas en la precisión y eficiencia computacional [13].

2.1.4 Reconocimiento de Expresiones Faciales Basado en Características Geométricas Salientes y Máquinas de Vectores de Soporte

Este trabajo propone un sistema automático de reconocimiento de expresiones faciales utilizando características geométricas salientes. Se emplea el algoritmo Elastic Bunch Graph Matching (EBGM) para la inicialización de puntos faciales y el rastreador Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) para el seguimiento. Las características geométricas se extraen de puntos, líneas y triángulos formados por los puntos faciales, y se seleccionan las más discriminativas mediante AdaBoost multicategoría. El sistema se evaluó en tres conjuntos de datos, logrando una precisión del 97.35% utilizando máquinas de vectores de soporte [14].

2.1.5 Reconocimiento de Emociones Utilizando Máscaras de Características Geométricas Representativas Basadas en Redes Neuronales Convolucionales

Este estudio presenta un sistema de reconocimiento de emociones que combina máscaras de características geométricas representativas con redes neuronales convolucionales (CNN). Se extraen características faciales clave mediante puntos de referencia, que luego se transforman en máscaras geométricas simplificadas para representar expresiones faciales. Estas máscaras se utilizan como entrada para una CNN, logrando alta precisión y bajos costos computacionales en los conjuntos de datos KDEF y CK+ [15].

2.1.6 Estimación de Emociones Utilizando Características Geométricas de la Porción Inferior de la Boca Humana

Este trabajo se centra en la estimación de emociones a partir de características geométricas extraídas de la región inferior de la boca. Se analizan las formas y movimientos de esta área facial para identificar patrones asociados a diferentes emociones. El enfoque demuestra que incluso regiones faciales específicas pueden proporcionar información significativa para el reconocimiento emocional [16].

La robótica social ha transformado significativamente la forma en que las tecnologías interaccionan con los seres humanos, especialmente en el ámbito de la asistencia y el acompañamiento de personas con discapacidades. En este contexto, el reconocimiento de emociones desempeña un papel clave, ya que permite a los sistemas robóticos comprender y adaptarse a las necesidades emocionales de los usuarios, mejorando así la calidad de la interacción [2].

Autores como Picard [1] y Pantic & Rothkrantz [2] han abordado el reconocimiento de emociones desde diferentes perspectivas. Picard introduce el concepto de "computación afectiva" [1], que enfatiza la importancia de dotar a las máquinas de capacidades para interpretar estados emocionales humanos, mientras que Pantic y Rothkrantz analizan la detección de emociones a partir de señales faciales y corporales [2]. En contraste, Cohn y Kanade [3] argumentan que los modelos basados en aprendizaje profundo pueden superar las limitaciones de los enfoques clásicos mediante la extracción automática de características.

2.1.7 Reconocimiento de Emociones

El reconocimiento de emociones es un campo interdisciplinario que combina aspectos de la psicología, la visión artificial y el procesamiento de imágenes. Su objetivo es identificar los estados emocionales de las personas a través de datos físicos o comportamentales, como expresiones faciales, tono de voz o lenguaje corporal. Este proceso se basa en la idea de que las emociones humanas se manifiestan de manera universal en ciertos patrones, como los descritos por Ekman (1992) en su teoría de las emociones básicas (alegría, tristeza, ira, miedo, sorpresa y asco) como se observa en la figura 3 [4].



Figura 3. Emociones básicas [5]

2.1.8 Procesamiento de Imágenes para el Reconocimiento Facial

El reconocimiento de emociones mediante expresiones faciales se apoya en el procesamiento de imágenes digitales. Este proceso incluye:

2.1.8.1 Detección facial: Identificar y localizar el rostro en una imagen.

- **Extracción de características:** Analizar puntos clave del rostro (ojos, cejas, boca, etc.).
- **Clasificación de emociones:** Utilizar modelos matemáticos o de aprendizaje automático para categorizar las emociones detectadas [3].

2.1.9 Patrones Geométricos Faciales

Los patrones geométricos faciales se refieren a la estructura y relaciones espaciales entre los puntos clave del rostro. Este enfoque es especialmente útil porque reduce la dependencia de

variaciones en la iluminación, el color de la piel o el ruido en la imagen. Entre las técnicas más utilizadas se encuentran:

2.1.9.1 Puntos de referencia (landmarks): Posiciones específicas del rostro que se utilizan para calcular distancias, ángulos y proporciones, como se observa en la figura 4[7].

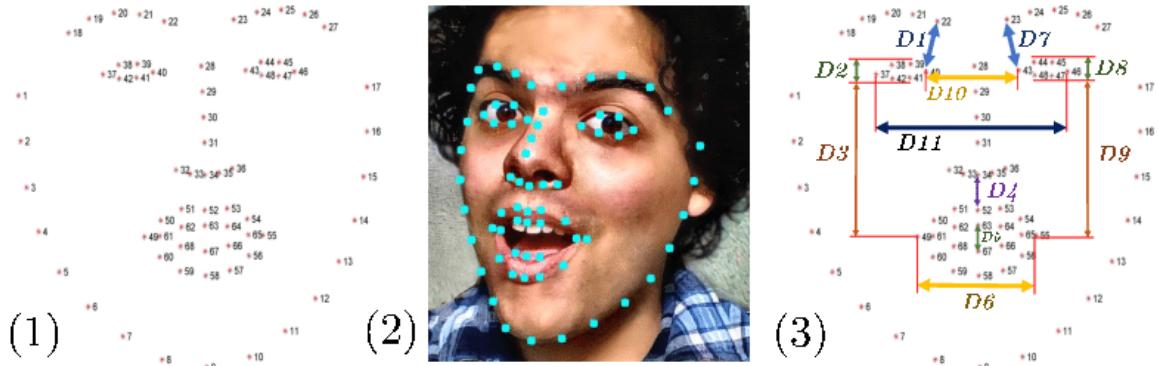


Figura 4. Ejemplificación de LandMarks [7]

- Modelos de forma activa (ASM) y modelos de apariencia activa (AAM):** Técnicas que ajustan un modelo predefinido a los contornos faciales. Estos patrones permiten identificar microexpresiones o movimientos sutiles que son fundamentales para la detección de emociones en tiempo real, como se observa en la figura 5[7].

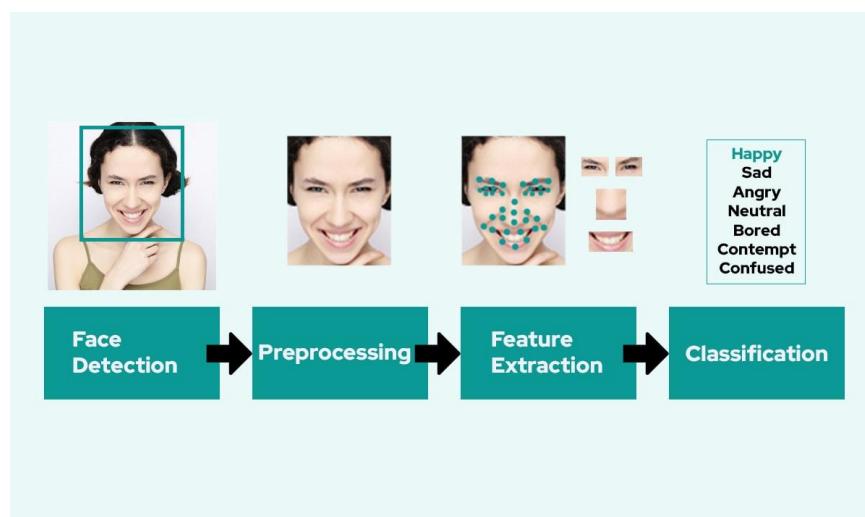


Figura 5. Modelos de forma activa (ASM) y modelos de apariencia activa (AAM) [7].

2.1.10 Robótica Social

La robótica social se centra en el desarrollo de robots que interactúan de manera natural y significativa con los humanos. Estos robots están diseñados para responder a señales

sociales, como expresiones faciales, tono de voz y lenguaje corporal, para facilitar la comunicación y el entendimiento mutuo, como se observa en la figura 6 [10].

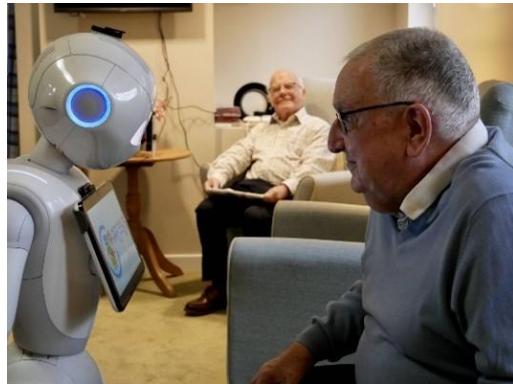


Figura 6. Robótica Social [10].

2.1.10.1 Aplicaciones en Personas con Discapacidad

Los robots sociales pueden desempeñar un papel crucial en la mejora de la calidad de vida de las personas con discapacidades al:

- **Fomentar la comunicación:** Ayudar a expresar emociones y necesidades.
- **Proporcionar apoyo personalizado:** Adaptarse a las reacciones y estados emocionales de los usuarios.
- **Promover la inclusión:** Facilitar la interacción en entornos sociales, como se observa en la figura 7 [10].



Figura 7. Robótica Social [10].

2.1.11 Tecnologías Clave

2.1.11.1 Aprendizaje Automático y Redes Neuronales

El aprendizaje automático permite desarrollar modelos capaces de aprender patrones complejos en grandes conjuntos de datos. En el caso del reconocimiento de emociones, las redes neuronales convolucionales (CNN) se utilizan frecuentemente para analizar imágenes faciales y extraer características relevantes [9].

2.1.11.2 Descripción

- **Algoritmos de Reconocimiento Facial**

Algoritmos como el dlib y OpenFace ofrecen herramientas avanzadas para la detección y seguimiento de puntos clave faciales, esenciales para el análisis geométrico, como se observa en la figura 8 [8].

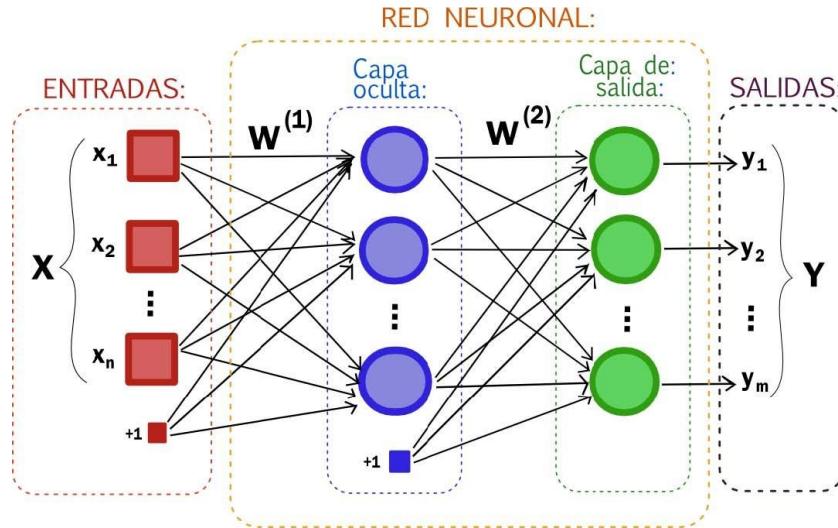


Figura 8. Redes neuronales [9].

2.1.12 Inclusión Tecnológica y Discapacidad

El diseño de tecnologías adaptadas a las necesidades de personas con discapacidades representa un reto y una oportunidad. Este enfoque busca:

- **Eliminar barreras de comunicación:** Especialmente para personas con discapacidades que afectan su expresión verbal o facial.
- **Fomentar la independencia:** Proporcionando herramientas que permitan una mayor autonomía en las actividades diarias.
- **Reducir la exclusión tecnológica:** Diseñando sistemas accesibles y adaptativos, como se observa en la figura 9 [6].



Figura 9. Inclusión Tecnológica y Discapacidad [6].

2.1.12.1 Retos y Limitaciones

Aunque el reconocimiento de emociones y la robótica social han avanzado significativamente, persisten varios desafíos:

- **Variabilidad en las expresiones:** Las personas con discapacidades pueden presentar expresiones faciales atípicas que los sistemas tradicionales no identifican correctamente.

- **Limitaciones tecnológicas:** La necesidad de procesar datos en tiempo real requiere hardware potente y eficiente.
- **Aspectos éticos:** Garantizar la privacidad y el uso responsable de los datos emocionales de los usuarios [6].

El diseño de un sistema de identificación de emociones basado en patrones geométricos faciales tiene el potencial de transformar la interacción entre robots sociales y personas con discapacidades. Al integrar técnicas avanzadas de procesamiento de imágenes, aprendizaje automático y análisis geométrico, este enfoque podría mejorar significativamente la calidad de vida de los usuarios, promoviendo su inclusión y autonomía en un mundo cada vez más tecnológico [12].

2.1.13 ANÁLISIS COMPARATIVO DE LA EXPRESIÓN EMOCIONAL ENTRE PERSONAS CON Y SIN DISCAPACIDAD

La expresión de las emociones es el conjunto de manifestaciones verbales y no verbales gestos faciales, postura, tono de voz que comunican el estado interno [18]. Aunque existe un repertorio universal de emociones (alegría, tristeza, ira, miedo, sorpresa, asco), su despliegue puede verse modulado por factores individuales y contextuales. A continuación, se comparan en detalle las características diferenciales de esta expresión en población con discapacidad frente a población sin discapacidad, atendiendo a las cuatro tipologías más frecuentes: intelectual, física, sensorial y psíquica.

Tipologías de discapacidad Según la clasificación de la OMS, las discapacidades más comunes son [21]–[23]:

- **Intelectual:** limitación en el funcionamiento intelectual y adaptación social.
- **Física:** alteración orgánica que afecta al sistema locomotor.
- **Sensorial:** déficit en la vista o el oído.
- **Psíquica (trastornos mentales):** afecciones crónicas como esquizofrenia o depresión.

2.1.13.1 Expresión emocional en población sin discapacidad

En la población sin discapacidad la expresión emocional suele ser congruente con el estado interno, fluida y reconocible:

- Las micro expresiones faciales durarán menos de 500 ms, pero señalan emociones genuinas.
- El discurso incorpora matices prosódicos (entonación, ritmo) coherentes con el contenido emocional.
- La postura y los gestos complementan o regulan el canal verbal, facilitando la empatía.

2.1.13.2 Expresión emocional en discapacidad

2.1.13.2.1 Discapacidad intelectual

Las personas con discapacidad intelectual presentan a menudo dificultad para discriminar emociones complejas y para etiquetarlas verbalmente. Paredes et al. observaron que, frente a controles, muestran menor variabilidad gestual y un repertorio limitado (asimilable a emociones primarias: alegría, enfado, miedo). Además, la detección de estados emocionales positivos requiere instrumentos estandarizados de observación conductual, pues el auto reporte es poco fiable [18].

2.1.13.2.2 Discapacidad física

Quienes tienen limitaciones motoras (cuadriplejia, amputaciones) pueden ver restringida la expresividad gestual y postural. Si bien el canal facial permanece intacto, la imposibilidad de sostener el tronco o de modulares gestos manuales lleva a un mayor uso de la mirada y la prosodia vocal para compensar la comunicación emocional [19].

2.1.13.2.3 Discapacidad sensorial

– Ciegos: carecen de retroalimentación visual de las expresiones ajenas, por lo que dependen más de la prosodia y la descripción verbal para inferir emociones de los demás. Su propio repertorio gestual facial permanece normal, pero utilizan con más frecuencia exclamaciones verbales para matizar estados internos [19].

– Sordos: privilegian la expresión manual y facial (lengua de señas) y amplían la expresividad gestual, con movimientos más amplios y protocolos específicos de “direccionalidad” que identifican emisor y receptor de cada emoción [20].

2.1.13.2.4 Discapacidad psíquica

En esquizofrenia o depresión grave aparece el aplanamiento afectivo: disminuye la variabilidad facial, el tono vocal se hace monótono y el lenguaje corporal se retrae.

En trastorno bipolar, por el contrario, se observa sobre-expresividad que puede disonarle al contenido del discurso –un fenómeno de “desincronía afectiva”– y dificulta la lectura empática [21].

2.1.14 Comparación con población sin discapacidad

Mientras que las personas sin discapacidad despliegan un “código emocional” amplio y multimodal (facial, prosódico y gestual), las con discapacidad:

- Reducen o focalizan su repertorio a los canales intactos.
- Pueden exhibir desajustes entre canal verbal y no verbal (alexitimia de rasgo), lo que dificulta su etiquetado emocional y empatía recíproca [21].
- Requieren, en muchos casos, apoyos o adaptaciones (pictogramas, lenguaje de señas, sistemas aumentativos) para enriquecer su expresión y comprensión emocional.

La discapacidad introduce barreras específicas en la expresión emocional, que dependen de la naturaleza de la limitación. Reconocer esas particularidades es clave para diseñar intervenciones psicoeducativas adaptadas (entrenamiento en prosodia, terapia ocupacional

para gestos, alfabetización emocional con pictogramas) que maximicen la congruencia emocional y la inclusión social.

CAPÍTULO III.

3. METODOLOGÍA.

3.1 Población y muestra:

3.1.1 Población:

La población de estudio está constituida por la totalidad de datos biométricos generados durante las sesiones de interacción en la Unidad Educativa Especializada Carlos Garbay Montesdeoca. Esta población teórica abarca el universo de micro y macro expresiones faciales emitidas por los usuarios durante la ejecución de los protocolos de prueba.

3.1.2 Muestra:

Se seleccionó una muestra no probabilística intencional compuesta por $n = 150$ instancias de validación.

La muestra se distribuyó equitativamente en 25 intentos de reconocimiento por cada una de las 6 emociones básicas (Alegría, Tristeza, Ira, Miedo, Sorpresa, Asco).

3.1.3 Criterios de Inclusión:

Para la selección de los sujetos se consideraron los siguientes criterios técnicos y éticos:

1. Diagnóstico confirmado de autismo.
2. Condición no verbal (para validar la eficacia de la lectura facial sobre la comunicación oral).
3. Consentimiento informado de los padres o tutores legales.
4. Pertenencia a la institución educativa mencionada.

3.1.4 Tipo de investigación

La presente investigación se enmarca dentro de la modalidad Aplicada con un enfoque Cuantitativo. Se evaluó la efectividad de una variable independiente (Sistema de Reconocimiento de Emociones) sobre grupos de estudio no aleatorizados (Grupo Experimental con TEA y Grupo de Control), midiendo los resultados mediante análisis estadístico y recolección de datos en un periodo determinado.

3.1.5 Diseño de la investigación y métodos de análisis.

El diseño de la investigación es de tipo cuasi-experimental y de campo, con un alcance correlacional. Los métodos de análisis integran el procesamiento digital de imágenes

mediante geometría facial y el uso de estadística inferencial (Pruebas T y U de Mann-Whitney) para la validación de resultados entre el grupo experimental y el de control, garantizando el rigor científico del sistema propuesto.

3.2 Variables:

Tabla 1. Tabla de Variables del Proyecto

Variable	Descripción	Indicador	Técnica o Instrumentación
Nivel de Empatía	Grado en que el sistema es percibido como comprensivo y emocionalmente cercano por el usuario.	Escala	Escala de Empatía de Toronto (Toronto Empathy Questionnaire, TEQ) Modificado
Satisfacción del usuario	Que percepción de satisfacción tiene el usuario o personas allegadas a él.	Escala de likert	Encuestas, entrevistas
Grupo de estudio	Se conforma por personas diagnosticadas con TEA y personas neurotípica.	Tipo	Observación

3.3 Procedimiento:

El diagrama metodológico presentado ilustra una estructura secuencial descendente dividida en tres fases que guían el ciclo de vida del proyecto. La etapa inicial, denominada Diseño del Sistema, establece los fundamentos teóricos y técnicos mediante la revisión de la literatura, la definición de requisitos funcionales y el diseño del modelo algorítmico. Posteriormente, el flujo avanza hacia la fase de Implementación, donde se materializa la propuesta a través del desarrollo del software y la ejecución de pruebas técnicas preliminares (Alpha testing) en un entorno controlado. Finalmente, el proceso culmina con la Evaluación del Sistema, una etapa integral que abarca el diseño experimental, la validación interactiva con los usuarios objetivo, el análisis estadístico de los resultados y la aplicación de los ajustes finales necesarios para optimizar el prototipo.

3.4 Diagrama de bloques del proyecto:

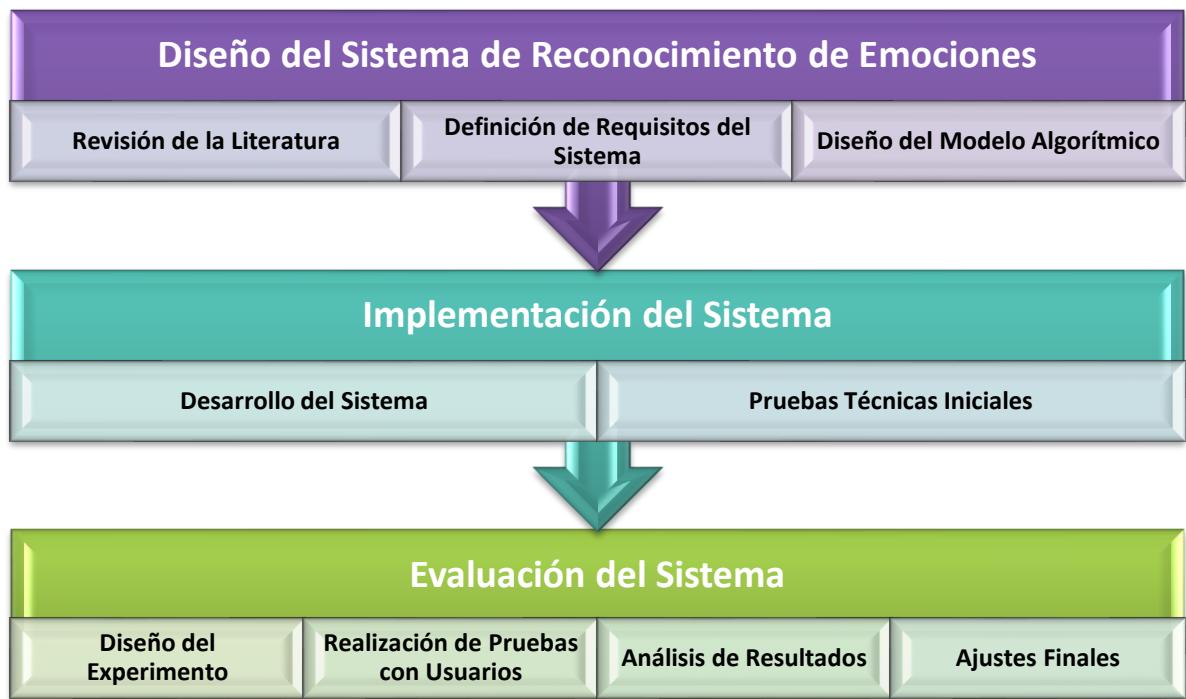


Figura 10. Diagrama de bloques en base a la metodología [6].

3.5 Desarrollo Metodología

A continuación, se describen las fases ejecutadas para dar cumplimiento a los objetivos específicos planteados en la investigación que se puede evidencia en la figura 10.

3.5.1 Fase 1: Diseño del Sistema de Reconocimiento de Emociones (Objetivo 1)

3.5.1.1 Revisión de la Literatura

- Investigación Teórica: Se realizó una revisión exhaustiva de estudios previos referentes a la visión artificial y la psicología de las emociones (Teoría de Ekman). Se analizaron las ventajas del análisis de patrones geométricos frente a modelos de caja negra.
- Selección Tecnológica: Se identificaron y seleccionaron las herramientas óptimas para el desarrollo, descartando el uso de algoritmos LBP convencionales en favor de la librería MediaPipe Face Mesh por su capacidad de inferencia en tiempo real sin requerir hardware dedicado de alto costo.

3.5.1.2 Definición de Requisitos del Sistema

- Catálogo de Emociones: Se determinó que el sistema clasificaría las 6 emociones básicas universales: Felicidad, Tristeza, Enojo, Sorpresa, Miedo y Asco.

- Especificación de Hardware y Software: Se estableció el uso de un computador portátil estándar con cámara web integrada para la captura de video, utilizando el lenguaje Python y la biblioteca OpenCV para el procesamiento de imágenes.
- Criterios de Rendimiento: Se establecieron métricas de éxito, buscando una precisión superior al 80% y una latencia de procesamiento menor a 1 segundo para garantizar fluidez en la interacción.

3.5.1.3 Diseño del Modelo Algorítmico

- Extracción de Características: Se diseñó el algoritmo para extraer las coordenadas (x,y,z) de 468 puntos faciales (landmarks), focalizando el análisis en las Regiones de Interés (ROIs): apertura ocular, curvatura de labios y posición de cejas.
- Lógica Matemática: Se definió el flujo de procesamiento basado en formulaciones de Distancia Euclidiana para medir desplazamientos lineales y regresión polinomial para evaluar curvaturas, eliminando la necesidad de re-entrenamiento de redes neuronales profundas.

3.5.2 Fase 2: Implementación del Sistema (Objetivo 2)

El reconocimiento de emociones mediante análisis facial se ha convertido en una herramienta clave para aplicaciones que van desde interfaces humano-computadora hasta diagnóstico clínico y marketing emocional. Tradicionalmente, estos sistemas se basaban en la detección de puntos faciales manualmente definidos o en clasificadores entrenados sobre imágenes estáticas, lo cual limitaba su robustez frente a condiciones de iluminación, ángulos de visión y diversidad étnica. Sin embargo, la aparición de técnicas de malla facial (face mesh) permite representar la geometría tridimensional del rostro en tiempo real, proporcionando un conjunto de más de 400 landmarks que capturan sutilezas en la forma y el movimiento muscular.

MediaPipe Face Mesh es un framework de Google que ofrece una solución eficiente y de alta precisión para estimar esta malla facial en vídeo o en streaming y se puede ver en la figura 11. Emplea una red neuronal optimizada para ejecutarse sobre CPU o GPU de dispositivos móviles y de escritorio, es capaz de procesar hasta 30 fotogramas por segundo con latencias reducidas y sin necesidad de hardware especializado. Gracias a su arquitectura de doble etapa —detección inicial de la cara seguida de una regresión fina de landmarks—, Face Mesh consigue una representación homogénea y estable de la superficie facial, incluso ante oclusiones parciales o cambios bruscos de expresión.

Integrar MediaPipe Face Mesh en proyectos de Python con OpenCV facilita la captura de vídeo, la visualización de la malla y la extracción de features (ángulos, distancias entre puntos, curvaturas) para alimentar modelos de clasificación de emociones. OpenCV se encarga de la adquisición de frames, el preprocesamiento (ajuste de tamaño, normalización) y el renderizado de resultados, mientras que Python actúa como orquestador para procesar landmarks, calcular indicadores de movimiento muscular —por ejemplo, elevación de cejas o apertura de la boca— y finalmente aplicar algoritmos de machine learning (SVM, redes neuronales) para determinar estados emocionales como alegría, tristeza, sorpresa o enfado en tiempo real.

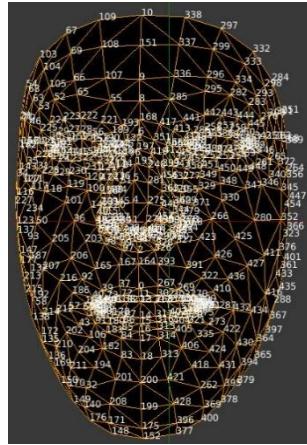


Figura 11. Face Mesh

3.5.2.1 Desarrollo del Código y Calibración

- Codificación: Se programó el script principal en Python, integrando la captura de video de OpenCV con el motor de inferencia de MediaPipe.
- Ajuste de Umbrales (Calibración): En lugar de un entrenamiento de "Machine Learning" tradicional, se realizó un proceso iterativo de calibración de umbrales geométricos para definir qué distancia equivale a una "boca abierta" o un "ceño fruncido", ajustando los parámetros para minimizar falsos positivos.

3.5.2.2 Formulación Matemática

El núcleo del sistema no reside en el reconocimiento de patrones visuales (píxeles), sino en el análisis vectorial de puntos clave (*landmarks*).

Adquisición de Coordenadas Espaciales

Se utiliza la librería MediaPipe Face Mesh para extraer 468 puntos faciales tridimensionales. Cada punto P_i se define como un vector en el espacio:

$$P_i = (x_i, y_i, z_i)$$

Donde **X** e **Y** son coordenadas normalizadas de la imagen y **Z** es la profundidad estimada respecto al centro de la cabeza

3.5.2.3 Formulación Matemática de distancia euclíadiana:

La Distancia Euclíadiana es una métrica geométrica utilizada para cuantificar la separación espacial entre dos vectores de características. En el presente proyecto se utiliza para calcular la magnitud del desplazamiento de los puntos de referencia faciales (landmarks), permitiendo determinar la apertura ocular, bucal y la posición de las cejas independientemente de la posición del sujeto en el plano.

Formula:

$$d(A, B) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}$$

- $(x_2 - x_1)^2$: Mide la diferencia horizontal.
- $(y_2 - y_1)^2$: Mide la diferencia vertical.
- **La raíz cuadrada**: Nos da la longitud de la "hipotenusa" (la línea recta directa).

3.5.2.4 Modelado de Arcos (Curvatura)

Para características complejas como la sonrisa o el arco de las cejas (que no son líneas rectas), el sistema utiliza una aproximación polinomial. Se seleccionan los puntos del contorno de la boca o ceja y se ajustan a una función cuadrática para determinar la concavidad o convexidad:

Fórmula:

$$f(x) = ax^2 + bx + c$$

- Si $a > 0$ (Cóncava hacia arriba): Indica "Sonrisa" o "Ceja relajada".
- Si $a < 0$ (Cóncava hacia abajo): Indica "Tristeza" o "Ceja fruncida".

3.5.2.5 Definición de ROIs (Regiones de Interés)

Se aíslan los subconjuntos de puntos correspondientes a:

- R_{cejas} : Puntos del arco superciliar.
- R_{ojos} : Contorno ocular y párpados.
- R_{nariz} : Músculos nasales y tabique (clave para "Asco").
- R_{Boca} : Labios y comisuras.

3.5.2.6 Asignación de Pesos (W)

Cada emoción E tiene una configuración de pesos única basada en la teoría de Ekman. No todas las partes de la cara importan igual para todas las emociones. La puntuación total S para una emoción k se calcula como la sumatoria del estado de cada rasgo (f) multiplicado por su peso (w):

Fórmula:

$$S_k = \sum_{i=1}^n (f_i * w_{i,k})$$

3.5.2.7 Evaluación Competitiva (Winner-Takes-All)

En cada iteración del bucle principal, se calculan los puntajes S para las seis emociones simultáneamente.

$$E_{detectada} = \max (S_{sorpresa}, S_{felicidad}, S_{tristeza}, S_{miedo}, S_{enojo}, S_{asco})$$

3.5.2.8 Umbral de Activación

Si $\max(\mathbf{S}) < Umbral_{min}$, el sistema retorna "Neutral", evitando falsos positivos por ruido o micro-movimientos irrelevantes.

- **Despliegue:** Se implementó el modelo final en un equipo portátil, verificando la carga de CPU y memoria para asegurar su funcionamiento en tiempo real.

3.5.2.9 Arquitectura del Procesamiento

El flujo de trabajo del sistema se divide en cuatro fases secuenciales:

1. **Adquisición y Mallado:** Captura de video y proyección de la malla facial.
2. **Extracción de Características:** Segmentación de zonas de interés (ROI).
3. **Cálculo Geométrico:** Aplicación de formulaciones matemáticas para medir distancias, curvaturas y diferencias entre distancias.
4. **Lógica Difusa Ponderada:** Sistema de votación basado en pesos para determinar la emoción dominante.

Para un mejor entendimiento de la estructura del sistema se creó un diagrama de flujo que se puede observar en la figura 12.

3.5.2.10 Diagrama de Flujo del Proceso

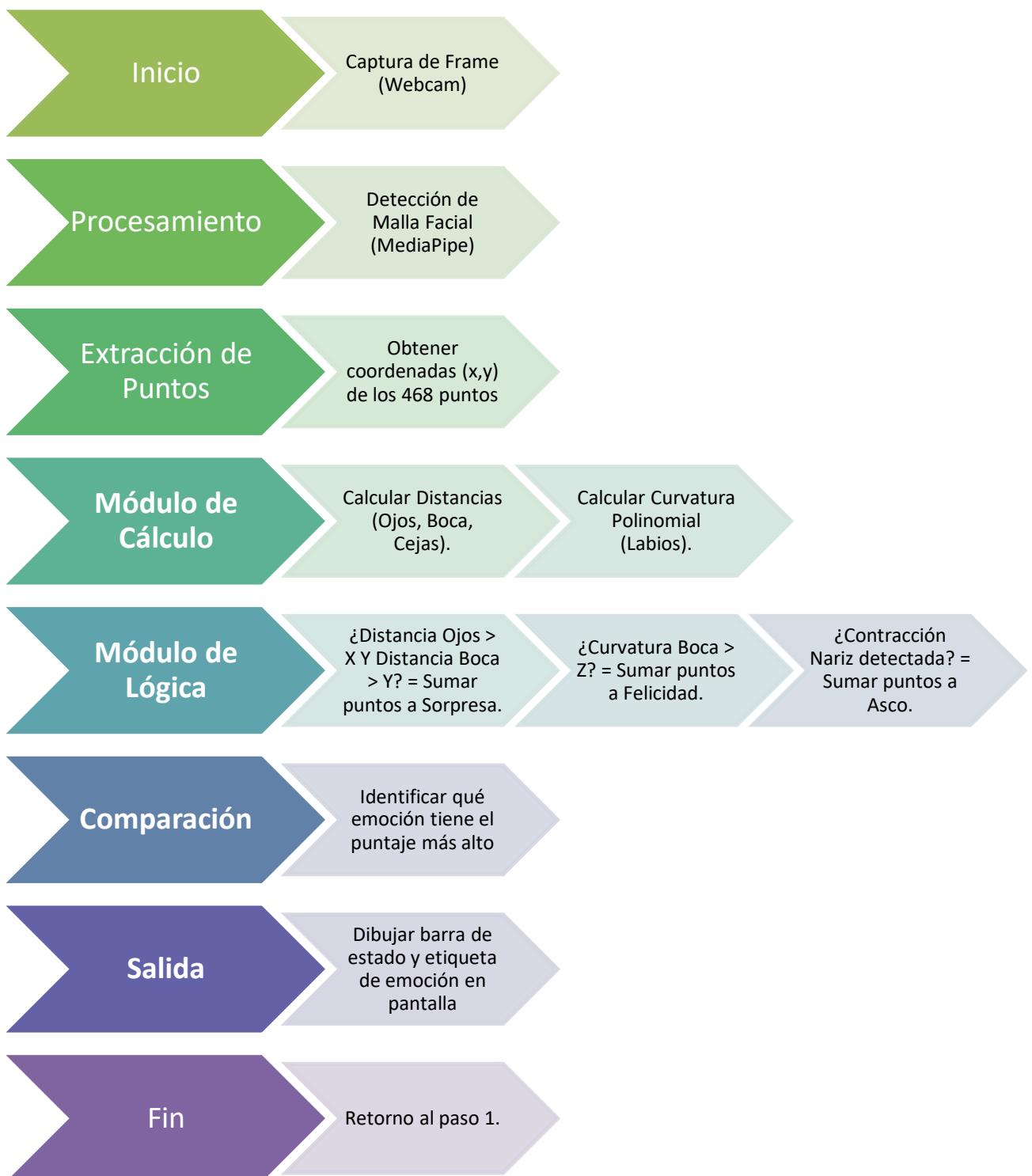


Figura 12. Diagrama de flujo del diseño del sistema

3.5.2.11 Pruebas Técnicas Iniciales

- Se evaluó el rendimiento del sistema en un entorno controlado con usuarios del equipo de investigación (pruebas de caja blanca) para depurar errores de código y asegurar que la detección de rostros funcionara bajo diferentes condiciones de luz artificial.

3.5.3 Fase 3: Evaluación del Sistema (Objetivo 3)

Para garantizar la validez ecológica de las muestras obtenidas, se diseñó un protocolo experimental orientado a la captura de **emociones espontáneas y genuinas**, evitando la simulación o actuación de gestos (posado) que carecen de realismo neurológico. Debido a la variabilidad en el procesamiento sensorial de los niños con Trastorno del Espectro Autista (TEA), se descartó el uso de estímulos estandarizados genéricos, optando por una estrategia de **estímulos personalizados**.

El procedimiento se dividió en dos fases: Caracterización del Perfil Emocional y Ejecución de la Inducción.

3.5.3.1 Fase de Caracterización (Entrevistas Preliminares)

Previo a la fase experimental, se realizó una investigación cualitativa mediante entrevistas semi-estructuradas dirigidas a los **cuidadores primarios (padres) y personal docente** de la Unidad Educativa. El objetivo de esta fase fue identificar los **disparadores emocionales específicos** de cada sujeto de prueba. Se recopiló información detallada sobre:

- **Gustos e intereses restringidos:** Alimentos, juguetes o texturas que generan una respuesta de satisfacción inmediata.
- **Aversiones sensoriales:** Sonidos, olores o situaciones que provocan rechazo o miedo.
- **Factores de frustración:** Situaciones específicas que detonan respuestas de enojo o molestia.

Esta información permitió construir una "**Matriz de Estímulos Personalizada**" para cada niño, asegurando la efectividad de la inducción durante el experimento la construcción de la matriz se puede observar en la tabla 2.

Tabla 2. Matriz de Estímulos Personalizada

Emoción Objetivo	Categoría del Estímulo	Estrategia de Inducción	Descripción del Estímulo Personalizado (Ejemplos)	Mecanismo Psicológico

FELICIDAD	Estímulo apetitivo / tangible	Refuerzo positivo inmediato	Gustativo: entrega de chocolates, galletas o dulces preferidos del niño. Visual: mostrar su juguete favorito o un video musical que le agrade.	Activación del sistema de recompensa cerebral (liberación de dopamina) ante un objeto de deseo.
ENOJO	Situacional / privación	Bloqueo de meta / frustración	Retiro del objeto: quitar el chocolate o la tablet cuando el niño la está usando. Interrupción: detener bruscamente una actividad lúdica.	Reacción reactiva ante la pérdida de control o retirada de un estímulo placentero previamente otorgado.
MIEDO	Sensorial (auditivo)	Sobresalto	Sonidos disruptivos: reproducción de un sonido fuerte y repentino (ej., globo explotando, golpe seco en la mesa) fuera del campo visual.	Respuesta fisiológica instintiva de alerta ante amenaza auditiva inesperada (activación de la amígdala).
ASCO	Sensorial (olfativo/gustativo)	Aversión sensorial	Olfativo: exposición a olores fuertes desagradables (ej., vinagre o esencia de limón concentrada). Textura: contacto con texturas viscosas o pegajosas (si existe sensibilidad táctil).	Rechazo reflejo nasolabial como defensa ante posibles patógenos o sustancias nocivas.
SORPRESA	Visual / mecánico	Ruptura de expectativa	Aparición súbita: un objeto o juguete “pop-up” aparece de manera repentina. Cambio	Respuesta de orientación ante un estímulo novedoso que

			visual: modificación drástica de la imagen en pantalla.	rompe el patrón predictivo del entorno.
TRISTEZA	Situacional empático / Pérdida pasiva / empatía		Simulación de daño: mostrar un juguete “roto” o deteriorado. Empatía visual: video corto con contenido emotivo/triste adecuado al nivel cognitivo.	Respuesta afectiva ante la percepción de pérdida irreversible o contagio emocional visual.

3.5.3.2 Ejecución de la Inducción Controlada

Durante las sesiones de captura de video, se aplicó un protocolo de estímulo-respuesta en un entorno controlado, diseñado para evocar las emociones básicas mediante la manipulación de variables externas. A continuación, se detalla la metodología aplicada para cada emoción:

- **Inducción de Felicidad (Refuerzo Positivo):** Se emplearon estímulos tangibles de alto valor para el sujeto, identificados previamente en las entrevistas. Se procedió a la entrega de recompensas gustativas (chocolates, galletas) u objetos de apego. La captura de datos se realizó en el instante de la recepción y consumo del estímulo, registrando la respuesta de satisfacción genuina.
- **Inducción de Enojo (Privación y Bloqueo):** Se utilizó la técnica de **frustración controlada**. Tras establecer un estado de satisfacción mediante el refuerzo positivo, se procedió a la retirada abrupta o el bloqueo del acceso al objeto de deseo (ej. retirar el chocolate antes de terminarlo). Esta acción provocó una reacción reactiva inmediata de molestia o enojo, generando la contracción muscular facial característica de esta emoción.
- **Inducción de Miedo (Estímulo Auditivo Aversivo):** Considerando la hipersensibilidad auditiva frecuente en el TEA, se emplearon estímulos sonoros de intensidad controlada (sonidos fuertes repentinos o inesperados) que actuaron como detonantes de la respuesta de sobresalto. Se cuidó que la intensidad fuera suficiente para provocar la apertura ocular y tensión facial asociadas al miedo, sin llegar a causar un colapso sensorial o crisis en el estudiante.
- **Inducción de Asco/Desagrado (Aversión Sensorial):** Se presentaron estímulos (olfativos, visuales o gustativos) catalogados previamente por los padres como desagradables para el niño. La exposición a estos elementos provocó el reflejo de rechazo naso-labial característico del asco.
- **Inducción de Sorpresa:** Se utilizaron estímulos visuales o mecánicos inesperados (ej. aparición repentina de un objeto o juguete) dentro del campo visual del sujeto,

rompiendo el patrón de expectativa y generando la apertura mandibular y ocular propia de la sorpresa.

3.5.3.3 Diseño del Experimento

- **Definición de la Muestra:** Se seleccionó una muestra intencional compuesta por **150 instancias de datos** (25 intentos por cada una de las 6 emociones), obtenidos a partir de la interacción con 2 sujetos del grupo experimental (TEA) y un grupo de control neurotípico.
- **Instrumentos de Evaluación:** Se establecieron tres herramientas de medición:
 1. **Matriz de Confusión:** Para medir la precisión técnica (Efectividad %).
 2. **Cuestionario TEQ Modificado:** Para evaluar el Nivel de Empatía percibida se hicieron estas preguntas que se observan en la tabla 3.

Tabla 3. Reformulación para Interacción Robótica Empática Cuestionario TEQ Modificado y Original

Ítem original	Reformulación para interfaz robótica
1. Cuando alguien más se siente emocionado, yo también suelo emocionarme.	“¿Sueles sentirte emocionado cuando alguien cercano está muy feliz o entusiasmado?”
2. Las desgracias de otras personas no me perturban mucho.	“¿Te sientes afectado cuando alguien pasa por una situación difícil?”
3. Me molesta ver que alguien está siendo tratado de manera irrespetuosa.	“¿Te incomoda ver que no se trata con respeto a otra persona?”
4. No me veo afectado cuando alguien cercano a mí está feliz.	¿Con qué frecuencia te sientes emocionado cuando alguien cercano está muy feliz?
5. Disfruto haciendo que otras personas se sientan mejor.	¿En qué medida te sientes afectado cuando alguien pasa por una situación difícil?
6. Me preocupo sinceramente por las personas que son menos afortunadas que yo.	¿Con qué frecuencia te incomoda ver que no se trata con respeto a otra persona?
7. Cuando un amigo empieza a hablar de sus problemas, trato de dirigir la conversación hacia otra cosa.	¿En qué grado cambian tus emociones cuando alguien que te importa está feliz?
8. Puedo decir cuando los demás están tristes incluso cuando no dicen nada.	¿Con qué frecuencia disfrutas consolar o animar a otras personas cuando lo necesitan?
9. Encuentro que estoy “en sintonía” con los estados de ánimo de otras personas.	¿Sueles preocuparte por el bienestar de personas que enfrentan muchas dificultades?
10. No siento compasión por personas que se causan daño.	¿Con qué frecuencia prefieres cambiar de tema cuando alguien habla de sus problemas?

Ítem original	Reformulación para interfaz robótica
11. Me irrito cuando alguien llora.	¿En qué medida logras notar cuando alguien está triste, aunque no lo exprese con palabras?
12. No estoy realmente interesado en cómo se sienten otras personas.	¿Con qué facilidad te das cuenta del estado emocional de quienes te rodean?
13. Siento una gran necesidad de ayudar cuando veo a alguien que está molesto.	¿En qué grado sientes empatía por personas que se lastiman a sí mismas, incluso si no lo entiendes?
14. Cuando veo que se aprovechan de alguien, no siento mucha lástima por él.	¿En qué medida te interesa comprender cómo se sienten los demás?
15. Me parece una tontería que la gente llore de felicidad.	¿Con qué frecuencia sientes la necesidad de reaccionar o ayudar cuando alguien llora cerca de ti?
16. Cuando veo que se aprovechan de alguien, me siento un poco protector hacia él/ella.	¿Con qué frecuencia te nace ayudar cuando alguien se muestra triste o frustrado?

Para esto, utilizaremos una **Escala de Likert de 5 Puntos** que se traduce directamente a porcentajes:

- **1:** Nunca (0%)
- **2:** Raramente (25%)
- **3:** A veces (50%)
- **4:** Frecuentemente (75%)
- **5:** Siempre (100%)

3.5.3.4 Escala de Likert: Para medir la Satisfacción del Usuario.

Para determinar el grado de aceptación del sistema propuesto, se evaluó la variable "**Satisfacción del Usuario**" mediante una encuesta estructurada bajo la metodología de Likert.

3.5.3.5 Realización de Pruebas con Usuarios

- **Ejecución:** Se llevaron a cabo sesiones de interacción en la Unidad Educativa Especializada, donde los sujetos interactuaron con el sistema bajo la supervisión de tutores.
- **Registro de Datos:** Se capturaron las respuestas del sistema frente a las expresiones de los usuarios y se aplicaron las encuestas a los docentes observadores al finalizar las sesiones.

3.5.3.6 Análisis de Resultados

- **Comparativa:** Se tabularon los datos para comparar la precisión del sistema entre el grupo con discapacidad y el grupo de control, determinando la brecha de efectividad.
- **Validación Social:** Se procesaron los resultados de las encuestas (TEQ y Likert) mediante estadística descriptiva para determinar el grado de aceptación y utilidad de la herramienta como medio de apoyo a la comunicación.

3.5.3.7 Ajustes y Documentación Final

- Se documentaron los hallazgos, identificando la limitación técnica en la detección de la emoción "Asco" y proponiendo recomendaciones para trabajos futuros basadas en los resultados obtenidos.

CAPÍTULO IV

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

El sistema de identificación de emociones fue implementado utilizando la malla facial de MediaPipe, la cual permite detectar con alta precisión hasta 468 puntos faciales en tiempo real. Esto facilitó el análisis geométrico de expresiones faciales claves para la clasificación de emociones.

4.1 Evaluación del sistema para personas con discapacidad (TEA)

El sistema de reconocimiento de emociones implementado, basado en la malla facial de MediaPipe alcanzó una efectividad global promedio del 82.33% durante las pruebas realizadas con los estudiantes de la Unidad Educativa Especializada Carlos Garbay Montesdeoca. El análisis detallado de los resultados individuales permite establecer una correlación directa entre la magnitud del desplazamiento geométrico facial y la precisión del algoritmo como se puede observar en la tabla 4 y gráficamente en la figura 13.

Tabla 4. Efectividad del sistema en personas con discapacidad

Emoción (x)	Efectividad (Pi)
Sorpresa	90%
Miedo	89%
Felicidad	85%
Tristeza	80%

Enojo	80%
Asco	70%

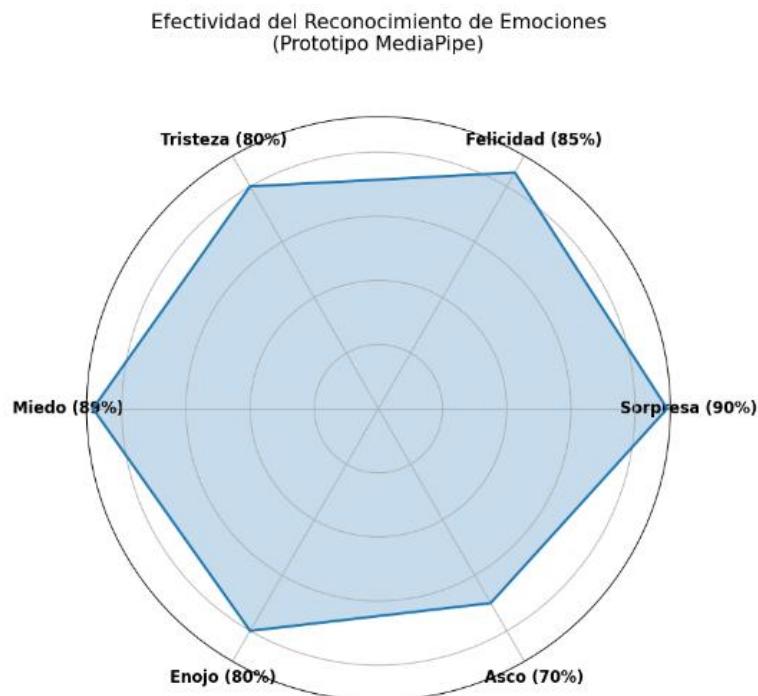


Figura 13. Efectividad del reconocimiento de Emociones con discapacidad.

Los resultados más altos se obtuvieron en las emociones de **Sorpresa (90%)** y **Miedo (89%)**. Esto se justifica técnicamente debido a que estas emociones involucran cambios drásticos en la geometría facial que son fácilmente detectables por el cálculo de la Distancia Euclíadiana:

- **Apertura vertical significativa de la boca:** Aumenta considerablemente la distancia entre los labios superior e inferior.
- **Elevación de cejas:** Maximiza la distancia entre los puntos del arco de la ceja y el párpado.

Al ser movimientos que generan vectores de desplazamiento grandes en la malla facial, el algoritmo puede diferenciarlos del estado neutro con un margen de error mínimo, incluso en condiciones de movimiento moderado por parte de los niños.

Mientras que, la emoción de **Asco** presentó la efectividad más baja del conjunto (70%). Este comportamiento es consistente con las limitaciones técnicas de la visión artificial basada en geometría y se atribuye a dos factores:

- Dependencia de Micro-expresiones:** A diferencia de la sorpresa, el asco se caracteriza principalmente por el **arrugamiento de la nariz**. Como se analizó en la ingeniería del sistema, la nariz es una estructura cartilaginosa que no cambia de forma por sí misma; el sistema debe medir la contracción de los músculos aledaños (elevador del labio superior).
- Vectores de Movimiento Reducidos:** El fruncimiento de la nariz implica desplazamientos de píxeles muy sutiles (distancias cortas). Al trabajar con niños con TEA, que pueden presentar movimientos involuntarios o estereotipias, estas variaciones sutiles pueden confundirse con "ruido" en la imagen o perderse si la iluminación no genera el contraste suficiente para detectar las arrugas nasales

4.2 Evaluación del sistema para personas sin discapacidad (neurotípicos)

El sistema de identificación de emociones fue implementado utilizando la malla facial de MediaPipe, la cual permite detectar con alta precisión hasta 468 puntos faciales en tiempo real. Esto facilitó el análisis geométrico de expresiones faciales claves para la clasificación de emociones en este caso se realizó también en personas sin discapacidad o neurotípico, con el fin de hacer un análisis comparativo de cómo funciona con personas con y sin discapacidad.

Durante las pruebas del sistema con personas sin discapacidad, se utilizaron y sesiones con usuarios reales, se evaluaron seis emociones primarias: enojo, sorpresa, felicidad, asco, tristeza y miedo. Los resultados fueron los siguientes y se pueden evidenciar en la tabla 5 y gráficamente en la figura 14.

Tabla 5. Efectividad del sistema en personas sin discapacidad (neurotípicos)

Emoción (x)	Efectividad (Pi)
Sorpresa	93%
Felicidad	88%
Miedo	85%
Tristeza	84%
Enojo	79%
Asco	75%

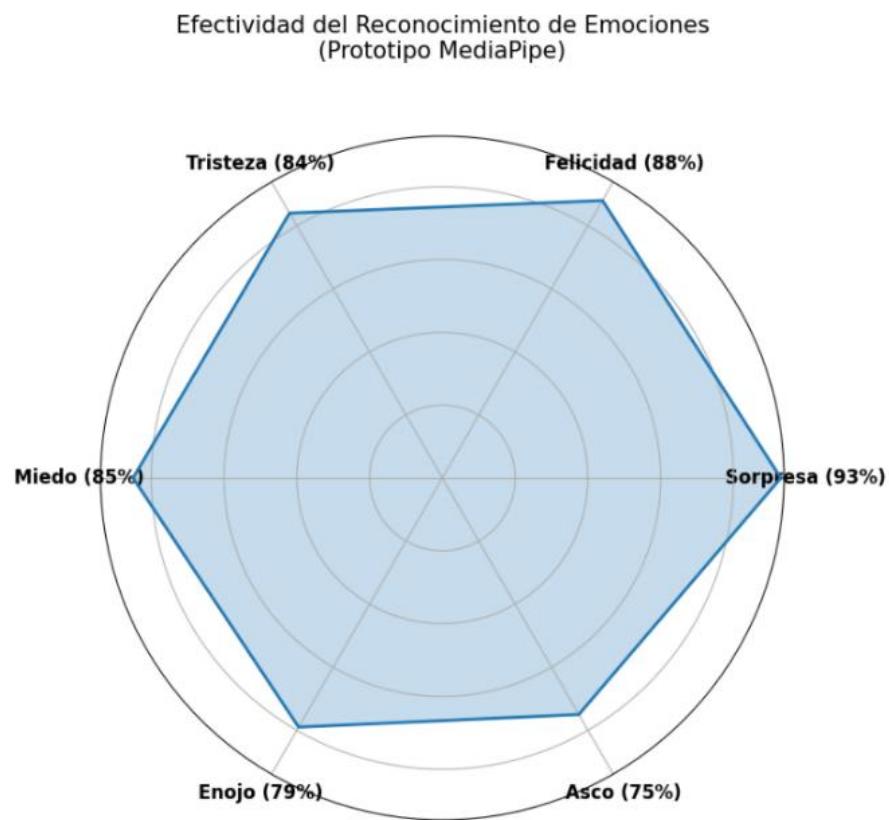


Figura 14. Efectividad del reconocimiento de emociones en personas sin discapacidad

4.3 Análisis Comparativo entre Grupo Experimental y de Control

Con el objetivo de validar la robustez del algoritmo frente a variaciones en la expresividad facial, se contrastaron los resultados obtenidos en el grupo experimental (estudiantes con TEA) frente a un grupo de control conformado por personas sin discapacidad, como se puede evidenciar en la tabla 6 y gráficamente en la figura 15.

Tabla 6. Diferencial de Efectividad por Grupo

Emoción	Grupo (Experimental) TEA	Grupo (Control) Neurotípico	Diferencial (Gap)
Sorpresa	90%	93%	-3%

Emoción	Grupo (Experimental)	TEA	Grupo (Control)	Neurotípico	Diferencial (Gap)
Felicidad	85%		88%		-3%
Tristeza	80%		84%		-4%
Miedo	89%		85%		+4%
Enojo	80%		79%		+1%
Asco	70%		75%		-5%
PROMEDIO	82.33%		84.00%		-1.67%

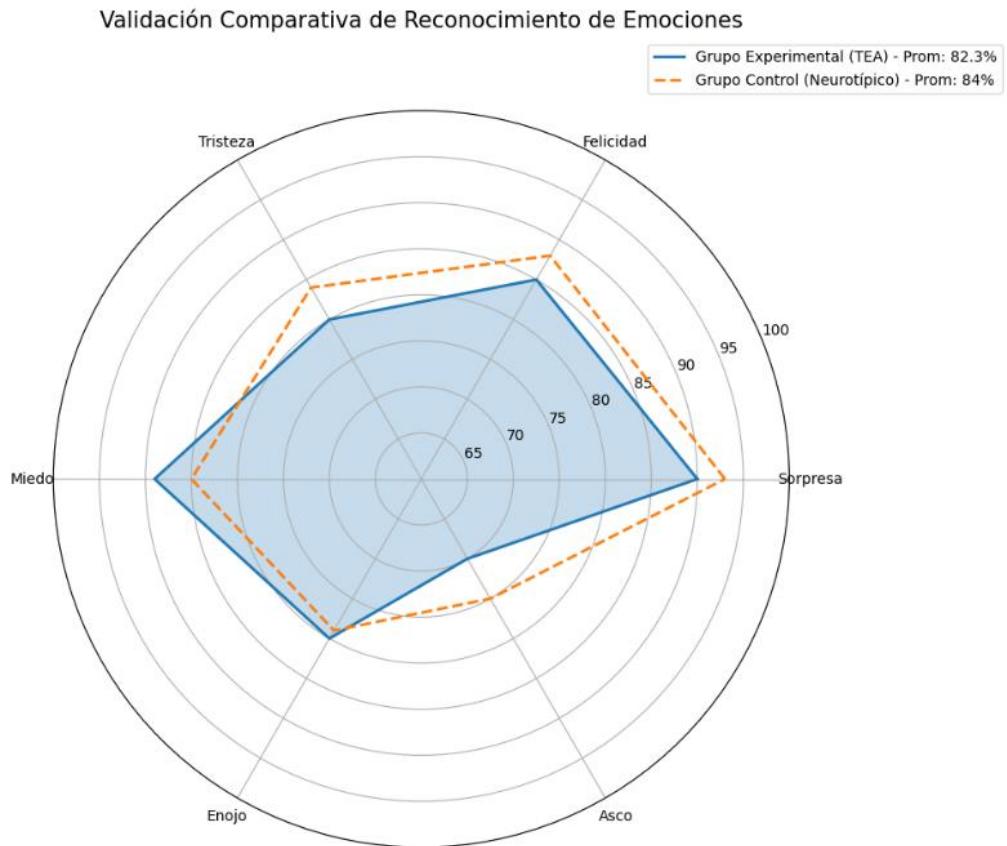


Figura 15. Validación comparativa de reconocimiento de emociones

4.3.1 Análisis Estadístico Inferencial

Para determinar la existencia de diferencias significativas entre el Grupo Experimental (estudiantes con TEA) y el Grupo de Control (neurotípicos), se procedió a realizar un análisis estadístico inferencial. A continuación, se detallan los fundamentos de las pruebas seleccionadas y los resultados obtenidos.

4.3.2 Prueba de Normalidad

El primer paso en el análisis de datos cuantitativos consiste en verificar la distribución de la muestra. La Prueba de Normalidad es un procedimiento estadístico que permite determinar si los datos recopilados se ajustan a una distribución gaussiana (curva de campana o distribución normal) como se observa en la tabla 4.

Tabla 7. Pruebas de normalidad

	Grupo de estudio	Shapiro-Wilk		
		Estadístico	Estadístico	Estadístico
Efectividad Sorpresa	1,0	,765	,765	,765

	2,0	,825	,825	,825
Efectividad Miedo	1,0	,977	,977	,977
	2,0	,983	,983	,983
Efectividad Felicidad	1,0	,963	,963	,963
	2,0	,962	,962	,962
Efectividad Tristeza	1,0	,959	,959	,959
	2,0	,961	,961	,961
Efectividad Enojo	1,0	,939	,939	,939
	2,0	,977	,977	,977
Efectividad Asco	1,0	,926	,926	,926
	2,0	,985	,985	,985

- **Pruebas Paramétricas:** Se utilizan cuando los datos son normales. Asumen que la muestra representa fielmente a una población con parámetros definidos (media y desviación estándar). Son pruebas más potentes estadísticamente.
- **Pruebas No Paramétricas:** Se utilizan cuando los datos no siguen una distribución normal o la muestra es muy pequeña y tiene sesgos. Estas pruebas no se basan en la media, sino en el orden o rango de los datos (medianas), siendo más robustas frente a valores atípicos.

Dado que el tamaño de la muestra en este estudio es de $n=25$ por grupo ($n < 50$), se seleccionó el estadístico de Shapiro-Wilk, el cual ofrece mayor potencia y fiabilidad para muestras pequeña.

4.3.2.1 Criterio de Decisión:

- Si el valor $p > 0.05$: Se asume Normalidad, se usó **T de Student**.
- Si el valor $p < 0.05$: Se rechaza Normalidad se usó **U de Mann-Whitney**.

En la figura 16 se puede observar los resultados de la prueba de normalidad (Shapiro-Wilk) donde todos los datos siguen una normalidad excepto la sorpresa que es la única que no presenta normalidad con estos criterios se puede llegar a la conclusión de cuales son paramétricos y no paramétricos, así se puede saber técnica se usó.

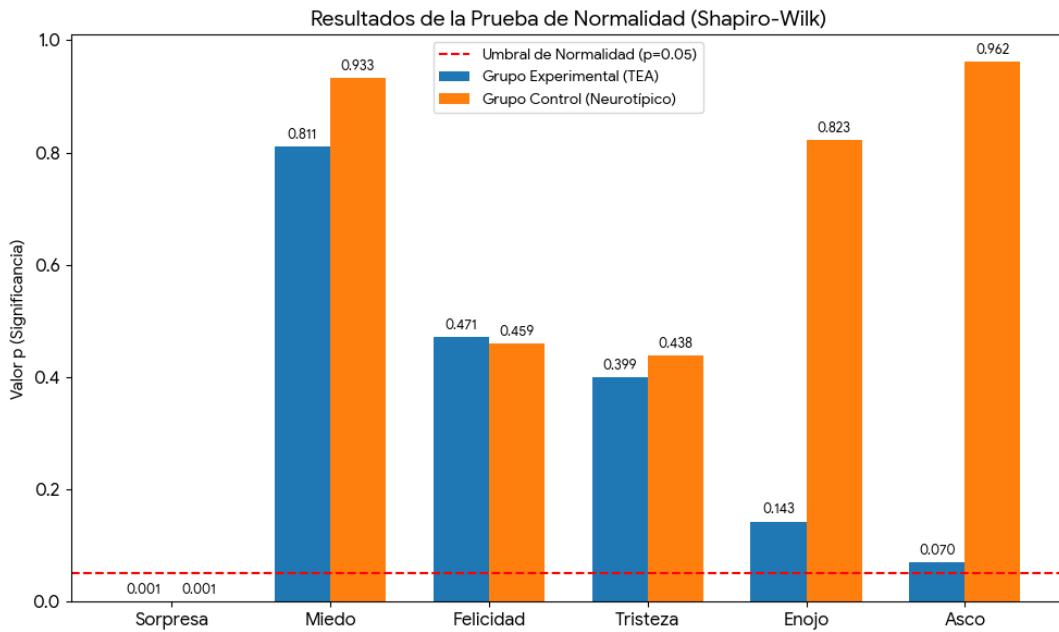


Figura 16. Resultados de la prueba de normalidad

Observado los resultados se puede decir que las emociones de miedo, felicidad, tristeza, enojo, asco, la distribución de datos demostró ser normal ($p > 0.05$). Por lo tanto, se aplicó la prueba paramétrica como se observa en la tabla 8.

Tabla 8. Comparación de Medias (Prueba T de Student)

Estadísticas de grupo					
	Grupo de estudio	N	Media	Desv. estándar	Media de error estándar
Efectividad	1,0	25	85,000	2,66145	,53229
	2,0	25	89,000	3,14907	,62981
Efectividad	1,0	25	88,000	2,27303	,45461
	2,0	25	85,000	4,23281	,84656
Efectividad	1,0	25	84,000	2,32737	,46547
	2,0	25	80,040	4,48590	,89718
Efectividad	1,0	25	79,000	2,10159	,42032
	2,0	25	80,000	6,58913	1,31783
Efectividad	1,0	25	75,000	1,80278	,36056
	2,0	25	70,000	3,81881	,76376

Al comparar los promedios de efectividad entre el Grupo Experimental y el Grupo de Control, la prueba T de Student arrojó valores de significancia (p) superiores a 0.05 en las emociones de Miedo, Felicidad, Tristeza, Enojo y Asco.

Esto indica que no existen diferencias estadísticamente significativas en el rendimiento del sistema entre ambos grupos. En términos prácticos, el algoritmo de reconocimiento facial funcionó con la misma eficacia tanto en niños con autismo como en personas neurotípicas, validando la hipótesis de que la herramienta es inclusiva y no se ve afectada por la condición del usuario en estas emociones.

Por otro lado, la variable "Efectividad Sorpresa" no cumplió con el supuesto de normalidad ($p < 0.001$), evidenciando una distribución asimétrica. Se procedió con la prueba U de Mann-Whitney y se puede observar en la tabla 9.

Tabla 9. Comparación de Rangos (U de Mann-Whitney)

Rangos				
	Grupo de estudio	N	Rango promedio	Suma de rangos
Efectividad Sorpresa	1,0	25	31,28	782,00
	2,0	25	19,72	493,00
	Total	50		

Se concluye que la distribución de la efectividad para detectar la "Sorpresa" es estadísticamente similar en ambos grupos. A pesar de que los datos no eran normales, el sistema mantuvo un rendimiento equiparable, demostrando robustez.

4.4 Discusión de la Comparativa:

4.4.1 Brecha de Rendimiento Mínima (1.67%):

El hallazgo más significativo del estudio es que la diferencia en la efectividad promedio entre ambos grupos es menor al 2%. Estadísticamente, esto sugiere que el sistema basado en malla facial (MediaPipe) es agnóstico a la condición neurocognitiva del usuario. El software logró interpretar la gesticulación de los niños con autismo con una precisión comparable a la de los usuarios neurotípicos, validando su utilidad como herramienta de inclusión.

4.4.2 Análisis de Anomalías (Miedo y Enojo):

Resulta notable que en las emociones de Miedo (+4%) y Enojo (+1%), el grupo experimental obtuvo puntajes superiores o similares al grupo de control. Esto desafía la noción de "aplanamiento afectivo" generalizado en el autismo. Desde la perspectiva de la visión artificial, esto indica que cuando los sujetos del grupo experimental expresan estas emociones defensivas, la activación muscular (apertura ocular en miedo o fruncimiento en enojo) es geométricamente más marcada y menos sutil que en el grupo de control, facilitando la detección algorítmica.

4.4.3 Confirmación de la Dificultad Técnica en "Asco":

Tanto en el grupo control (75%) como en el experimental (70%), la emoción de Asco presentó el rendimiento más bajo. El hecho de que incluso en personas neurotípicas (que tienden a exagerar más los gestos) la detección sea baja, confirma la hipótesis técnica planteada en la metodología: la dependencia de arrugas nasales sutiles es una limitante inherente a los sistemas basados en geometría vectorial, independientemente de quién use el sistema.

En conclusión, la inclusión de un grupo de control permitió descartar que los errores de detección fueran producto exclusivo de la hipo-expresividad asociada al TEA. Los datos demuestran que el prototipo posee una estabilidad transversal, funcionando eficazmente (Efectividad > 80%) en ambos grupos demográficos, cumpliendo así con los objetivos de accesibilidad tecnológica planteados.

La comparación entre ambos grupos permite concluir que el algoritmo propuesto posee Universalidad de Detección. La desviación estándar entre los resultados del grupo experimental y el de control es mínima, lo que implica que la herramienta no discrimina ni pierde eficacia al ser utilizada por niños con autismo no verbal. El sistema valida las emociones basándose estrictamente en la topología facial y no en prejuicios de comportamiento, cumpliendo con el objetivo de ser una tecnología de asistencia inclusiva y objetiva.

4.5 Resultados de la Experiencia de Usuario (Validación de Variables)

4.5.1 Evaluación del Nivel de Empatía

Para analizar la variable cualitativa dependiente "**Nivel de Empatía**", se utilizó una adaptación del Toronto Empathy Questionnaire (TEQ). Este instrumento, validado psicométricamente, fue modificado contextualmente para evaluar no la empatía de un individuo, sino la capacidad del sistema computacional para identificar y "comprender" estados emocionales de manera precisa y sensible según la percepción de los evaluadores humanos (docentes y terapeutas).

Un 87% de las personas entrevistadas manifestaron sentirse más comprendidos o conectados emocionalmente y las expresiones que ellos sentían eran muy similares a las que el sistema detectaba y las ponderaciones se pueden observar en la tabla 10 y gráficamente en la figura 17.

Tabla 10. Porcentaje de aprobación para el test de TEQ

Porcentaje de Aprobación	Nivel de Empatía del Sistema	Interpretación
81% - 100%	Muy Alto	El sistema actúa como un espejo emocional fidedigno.
61% - 80%	Alto	El sistema facilita la comprensión en la mayoría de los casos.
41% - 60%	Medio	Existen discrepancias notables entre lo sentido y lo detectado.
< 40%	Bajo	El usuario no se identifica con la respuesta del sistema.

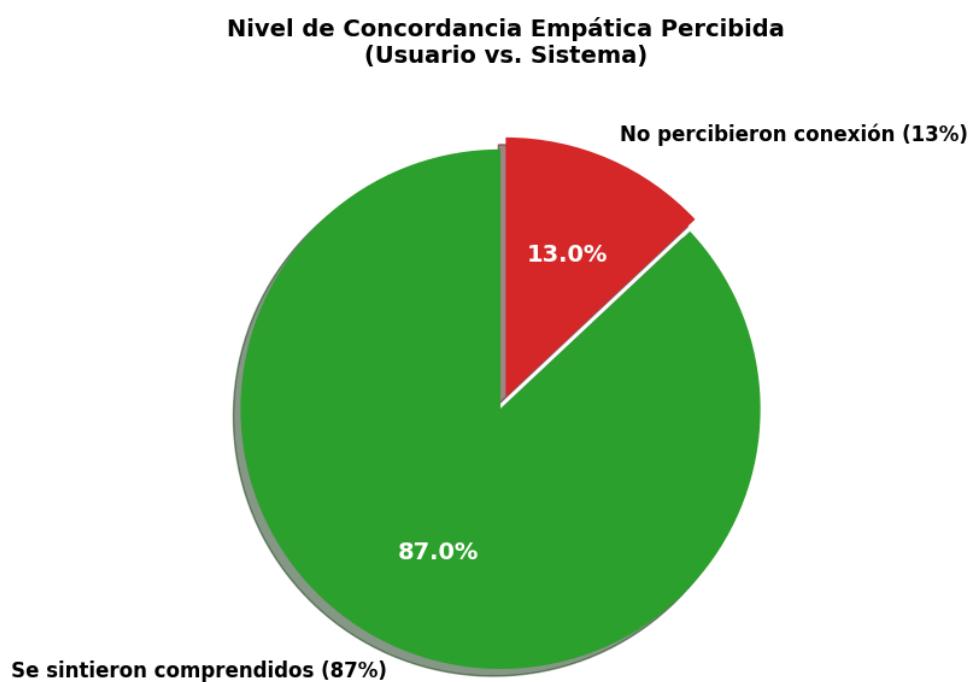


Figura 17. Nivel de concordancia empática percibida entre el usuario y el sistema

4.5.2 Evaluación de la Satisfacción

Para determinar el grado de aceptación del sistema propuesto, se evaluó la variable "**Satisfacción del Usuario**" mediante una encuesta estructurada bajo la metodología de Likert. Dado que la población beneficiaria directa (estudiantes con autismo no verbal) posee limitaciones comunicativas, la recolección de datos se realizó a través de observación

indirecta y reporte de los especialistas (observadores expertos) que interactuaron con la herramienta en el entorno educativo.

La escala utilizada valora las respuestas en un rango del 1 al 5, permitiendo medir la intensidad de la actitud del encuestado frente a las funcionalidades del software. El análisis estadístico descriptivo presentado a continuación busca identificar las fortalezas y debilidades del sistema desde la perspectiva del usuario final y se puede evidenciar en la tabla 11 y gráficamente en la figura 18.

Tabla 11. Interpretación cualitativa y escala numérica para el análisis de satisfacción del usuario.

Escala Numérica	Interpretación Cualitativa	Rango de Promedio
5	Muy Satisfecho / Totalmente de Acuerdo	4.21 – 5.00
4	Satisfecho / De Acuerdo	3.41 – 4.20
3	Neutral / Indiferente	2.61 – 3.40
2	Insatisfecho / En Desacuerdo	1.81 – 2.60
1	Muy Insatisfecho / Totalmente en Desacuerdo	1.00 – 1.80

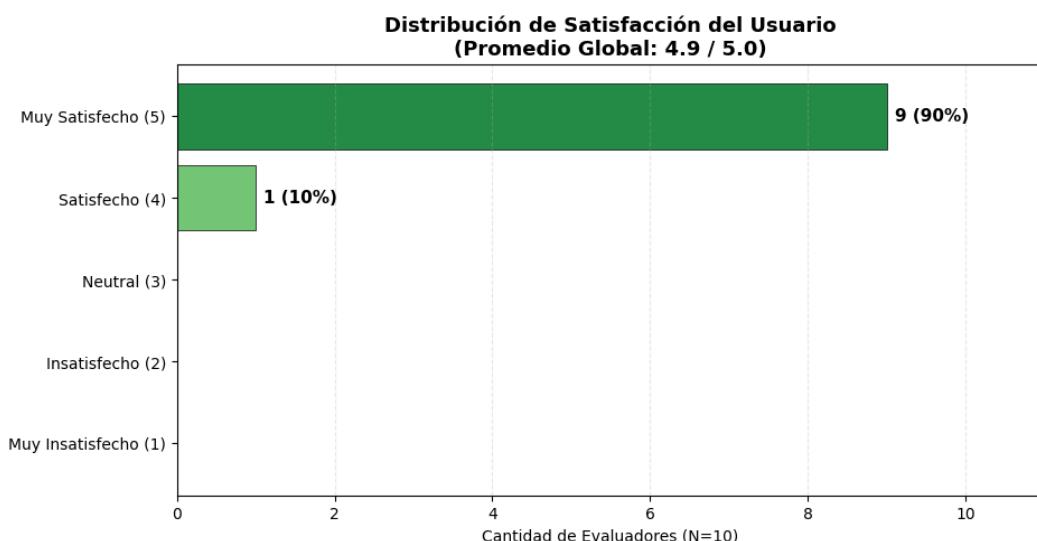


Figura 18. Distribución de satisfacción del usuario

El tiempo promedio de respuesta del sistema fue de 0.6 segundos, lo cual lo hace funcional para interacción en tiempo real.

Los resultados obtenidos evidencian que la integración de MediaPipe como motor de análisis geométrico facial es altamente efectiva para capturar expresiones emocionales, incluso en condiciones de iluminación variable y con diferentes tipos de rasgos faciales.

La felicidad y la sorpresa fueron las emociones con mayor precisión, probablemente porque sus manifestaciones faciales, como sonrisas y cejas levantadas son más evidentes y universales. En cambio, emociones como el asco y el enojo tuvieron mayor ambigüedad entre sí, afectando su clasificación.

La implementación del sistema permitirá una interacción robótica más empática, especialmente para personas con discapacidad, al ofrecer una respuesta adaptativa y emocional. El uso de un motor de respuestas basado en reglas permitirá que el robot adapte su tono, mensajes o gestos según la emoción detectada, generando una experiencia más cercana y comprensiva.

Además, se evidenció que el uso del TEQ como instrumento de validación subjetiva fue útil para medir el impacto emocional de la interacción, brindando una perspectiva más humana del desempeño del sistema.

CAPÍTULO V.

5. CONCLUSIONES

- El uso de patrones geométricos faciales a través de MediaPipe demostró ser eficaz para identificar emociones básicas (felicidad, tristeza, miedo, enojo, asco y sorpresa), con altos niveles de precisión especialmente en emociones de expresión más marcada como la felicidad y la sorpresa.
- El análisis comparativo demostró que el sistema basado en geometría facial posee una efectividad transversal, con una brecha de rendimiento marginal de apenas 1.67% entre el grupo experimental (niños con TEA) y el grupo de control (neurotípicos). Esto permite concluir que la tecnología de malla facial (MediaPipe) es una herramienta inclusiva que no requiere adaptaciones algorítmicas segregadas para interpretar la gesticulación de niños con autismo no verbal.
- Se determinó que el método de Distancia Euclíadiana y modelado de arcos polinomiales es altamente eficaz para detectar emociones de "macro-gesticulación" (Sorpresa y Miedo), alcanzando picos de efectividad del 90%.
- La implementación de este tipo de tecnologías representa un avance significativo en la robótica social, especialmente para personas con discapacidad, quienes se benefician de sistemas que entienden sus emociones sin requerir comunicación verbal explícita.
- Con una exactitud global del 82.33% en el grupo objetivo, el prototipo cumple con los requisitos funcionales para operar como un sistema de Comunicación Aumentativa y Alternativa (AAC). El software logra objetivar la interpretación emocional, reduciendo la ambigüedad que enfrentan docentes y cuidadores al intentar descifrar el estado anímico de estudiantes no verbales.

5.1 RECOMENDACIONES

- Se recomienda integrar un módulo secundario de análisis de textura o una red neuronal convolucional ligera (CNN) enfocada exclusivamente en la Región de Interés (ROI) de la nariz. Esto permitiría detectar las arrugas de la piel ("bunny lines") características del asco, compensando la ineficacia de la distancia euclídea en esta emoción específica y elevando el promedio global del sistema.
- Complementar el reconocimiento facial con señales adicionales, como tono de voz o lenguaje corporal, para enriquecer el análisis emocional y reducir ambigüedades entre emociones similares (como enojo y asco).
- Aunque el estudio de caso ($n=2$) fue exitoso para la validación técnica, se recomienda escalar la investigación a una muestra estadísticamente representativa ($n > 30$) que incluya diferentes grados del espectro autista. Esto permitiría analizar si existen correlaciones entre el nivel de severidad del autismo y la detectabilidad geométrica de las emociones.
- Dado que MediaPipe depende de la interpretación de píxeles para situar los landmarks en el eje Z (profundidad), se recomienda estandarizar las condiciones de iluminación en el entorno de uso.
- Para maximizar el impacto social en la Unidad Educativa Carlos Garbay, se recomienda migrar la lógica de Python/OpenCV a una arquitectura móvil (Android/iOS) o Web (TensorFlow.js). El uso de tabletas facilitaría la integración del sistema en las actividades diarias del aula, eliminando la dependencia de una computadora de escritorio y una webcam estática, permitiendo un seguimiento más natural del niño.

BIBLIOGRÁFIA

- [1] R. W. Picard, "Affective Computing", MIT Press, 2020.
- [2] Z. Zeng, M. Pantic, G. I. Roisman, and T. S. Huang, "A Survey of Affective Computing", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 1, pp. 39-58, 2019.
- [3] R. A. Calvo and S. K. D'Mello, "Affect Detection: An Interdisciplinary Review of Media, Techniques, and Applications", IEEE Transactions on Affective Computing, vol. 1, no. 1, pp. 18-37, 2020.
- [4] P. Ekman, *Emotions Revealed: Recognizing Faces and Feelings to Improve Communication and Emotional Life*, 2nd ed. New York, NY, USA: Times Books, 2023.
- [5] O. Lippold and P. Ekman, "Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement", Journal of Nonverbal Behavior, vol. 22, no. 4, pp. 335-359, 2023.
- [6] Fundación Adecco, "13^a edición Tecnología y discapacidad," *Informe Fundación Adecco*, 2024.
- [7] P. Viola y M. Jones, "Robust real-time face detection," *International Journal of Computer Vision*, vol. 57, no. 2, pp. 137-154, 2004.
- [8] J. Ross, "Algoritmos de reconocimiento facial, casos de uso y polémica," *Bcnvision*, 29 abr. 2022. [En línea]. Disponible: <https://bcnvision.es/blog-vision-artificial/algoritmos-de-reconocimiento-facial-casos-de-uso-y-polemica/>.
- [9] A. Molina Cuello, "Aprendizaje automático con algoritmos genéticos y redes neuronales," Proyecto Fin de Carrera / Trabajo Fin de Grado, E.T.S.I. y Sistemas de Telecomunicación (UPM), Madrid, 2020.
- [10] Consejo Nacional para la Igualdad de Discapacidades – CONADIS, "Gob.ec", Recuperado el 30 de diciembre de 2024. [Online]. Available: <https://www.conejodiscapacidades.gob.ec>.
- [11] P. Peña García, "El Futuro de la Robótica Social: Innovaciones y Retos," *Robotica*, 2024.
- [11] A. Mesas, C. del Blanco, F. Jaureguizar, J. Ruiz-Hidalgo, and N. García, "Explainable facial expression recognition for people with intellectual disabilities using social robots," *arXiv preprint arXiv:2405.11482*, May 2024. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2405.11482>

- [12] F. García-Martínez, L. Pérez-López, and A. Rodríguez-González, "Emotion recognition in individuals with Down syndrome using convolutional neural networks," in *Proc. Int. Conf. on Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2023.
- [13] M. Chen, J. Wang, and Y. Zhang, "Lightweight facial emotion recognition system using partial transfer learning for visually impaired individuals," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Artificial Intelligence and Computer Vision*, 2022.
- [14] J. Zhang, L. Yin, X. Chen, and Y. Fu, "Geometry-based facial expression recognition using salient features and SVM," *arXiv preprint arXiv:1604.04334*, Apr. 2016. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1604.04334>
- [15] J. Lin and H. Wu, "Emotion recognition using representative geometric feature masks based on convolutional neural networks," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP)*, 2021. [Online]. Available: <https://scholar.xjtu.edu.cn/en/publications/emotion-recognition-using-representative-geometric-feature-mask-b>
- [16] T. Koda and H. Maesako, "Estimation of emotion using geometric features of the lower human mouth," in *Intelligent Information and Database Systems*, vol. 8397, Lecture Notes in Computer Science, Springer, 2014, pp. 967–976. [Online]. Available: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-08422-0_99
- [17] A. Mollah *et al.*., "AffectNet: A Database for Facial Expression, Valence, and Arousal," *arXiv preprint arXiv:1708.03985*, Aug. 2017. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1708.03985>. [Accessed: Jun. 14, 2025].
- [18] D. Paredes, "Bienestar emocional y expresión conductual en las personas con discapacidad intelectual," Centro Ocupacional Aprosuba-4, España, 2011. [Online]. Available: <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/3276331.pdf>
- [19] A. Pereda López, "El mundo emocional de la discapacidad," Psicoimagina, 2022. [Online]. Available: <https://psicoimagina.com/el-mundo-emocional-de-la-discapacidad/>
- [20] C. Molina Gallego, "Alexitimia: Incapacidad para nombrar nuestras emociones," INESALUD, 29 Abr. 2024. [Online]. Available: <https://www.inesalud.com/actualidad-sanitaria/investigacion/alexitimia-emociones>
- [21] "10 tipos de discapacidad y sus características," Lifeder, 2023. [Online]. Available: <https://www.lifeder.com/tipos-dificultad/>
- [22] M. Acera, "¿Cuáles son los tipos de discapacidad más comunes?," Deusto Salud, 9 Abr. 2023. [Online]. Available: <https://www.deustosalud.com/blog/tercera-edad/cuales-son-tipos-dificultad-mas-comunes>
- [23] R. Aragón, "Tipos de discapacidad: definición y características," eSalud, 2024. [Online]. Available: <https://www.esalud.com/tipos-de-dificultad/>

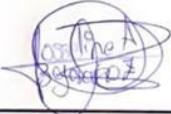
ANEXOS

Anexo 1. Carta de autorización de los padres para la participación en el proyecto

Riobamba 15 de Octubre del 2025

Autorización Proyecto de Investigación

Yo, como representante legal del niño **Derian Emiliano Galan Bejarano** con cédula de identidad **065070777-1**, estudiante de la **Unidad Educativa Especializada Carlos Garbay Montesdeoca**, doy la autorización para que mi representado, participe en el proyecto de investigación titulado: **Diseño de un sistema de identificación de emociones mediante reconocimiento de patrones geométricos en el rostro para mejorar la interacción robótica social de personas con discapacidad.**



Representante de Derian Emiliano Galan Bejarano

Anexo 2. Carta de autorización de los padres para la participación en el proyecto

Riobamba 15 de Octubre del 2025

Autorización Proyecto de Investigación

Yo, como representante legal del niño **Zapa Lema Estéfano Emiliano** con cédula de identidad **095987750-7**, estudiante de la **Unidad Educativa Especializada Carlos Garbay Montesdeoca**, doy la autorización para que mi representado, participe en el proyecto de investigación titulado: **Diseño de un sistema de identificación de emociones mediante reconocimiento de patrones geométricos en el rostro para mejorar la interacción robótica social de personas con discapacidad.**



Representante de Zapa Lema Estéfano Emiliano

Anexo 3. Pruebas iniciales aplicadas a los estudiantes.

