

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

Colegio de Ciencias e Ingenierías

Desarrollo de una aplicación móvil basada en inteligencia artificial para la personalización automatizada de atuendos según el análisis cromático y preferencias del usuario

Diego Andrés Reinoso Calderón

Ingeniería en Ciencias de la Computación

**Trabajo de fin de carrera presentado como requisito
para la obtención del título de
Ingeniero en Ciencias de la Computación**

Quito, 13 de mayo de 2025

UNIVERSIDAD SAN FRANCISCO DE QUITO USFQ

Colegio de Ciencias e Ingenierías

**Desarrollo de una aplicación móvil basada en inteligencia artificial para la
personalización automatizada de atuendos según el análisis cromático y
preferencias del usuario**

Diego Andrés Reinoso Calderón

Nombre del Profesor Título Académico:

Felipe Grijalva, Ph.D

Quito, 13 de mayo de 2025

© DERECHOS DE AUTOR

Por medio del presente documento certifico que he leído todas las Políticas y Manuales de la Universidad San Francisco de Quito USFQ, incluyendo la Política de Propiedad Intelectual USFQ, y estoy de acuerdo con su contenido, por lo que los derechos de propiedad intelectual del presente trabajo quedan sujetos a lo dispuesto en esas Políticas.

Asimismo, autorizo a la USFQ para que realice la digitalización y publicación de este trabajo en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en la Ley Orgánica de Educación Superior del Ecuador.

Nombres y Apellidos:

Diego Andrés Reinoso Calderón

Código:

00214020

Cédula Identidad:

1719986943

Lugar y Fecha:

Quito, 13 de mayo del 2025

ACLARACIÓN PARA PUBLICACIÓN

Nota: El presente trabajo, en su totalidad o cualquiera de sus partes, no debe ser considerado como una publicación, incluso a pesar de estar disponible sin restricciones a través de un repositorio institucional. Esta declaración se alinea con las prácticas y recomendaciones presentadas por el Committee on Publication Ethics COPE descritas por Barbour et al. (2017) Discussion document on best practice for issues around theses publishing, disponible en <http://bit.ly/COPETheses>.

UNPUBLISHED DOCUMENT

Note: The following capstone project is available through Universidad San Francisco de Quito USFQ institutional repository. Nonetheless, this project – in whole or in part – should not be considered a publication. This statement follows the recommendations presented by the Committee on Publication Ethics COPE described by Barbour et al. (2017) Discussion document on best practice for issues around theses publishing available on <http://bit.ly/COPETheses>.

RESUMEN

En la actualidad, la forma en la que nosotros nos vestimos no solo refleja nuestro estilo personal sino que también influye significativamente en nuestra autoestima y la forma como nos cataloga la sociedad. Sin embargo, encontrar la vestimenta perfecta puede ser un reto excesivo debido a la falta de tiempo, conocimientos o recursos. Este proyecto nace de la necesidad de facilitar esta elección diaria a través de una aplicación móvil que combina la inteligencia artificial con el estilo personal para ofrecer recomendaciones personalizadas y gestionar el inventario de los usuarios. Con la ayuda de varias herramientas como el análisis cromático y la visión por computadoras, nuestra aplicación no solamente logra simplificar el proceso de elección sino que también promueve un enfoque de moda más consciente y sostenible. El presente trabajo no solo atiende las necesidades inmediatas de los usuarios, sino que también abre camino a nuevas posibilidades para incorporar tecnología avanzada en la moda y la autoimagen.

Palabras clave: moda, autoimagen, inteligencia artificial, análisis cromático, apps, sostenibilidad, recomendaciones de estilo, gestión de vestuario, tecnología en moda, experiencia de usuario.

ABSTRACT

Nowadays, the way we dress not only reflects our personal style but also significantly influences how we are perceived by others and how we may feel about ourselves; however, finding the perfect outfit can be a huge challenge due to lack of time, knowledge or resources. This project was born out of the need to facilitate this daily choice through a mobile application that combines artificial intelligence with personal style to offer personalized recommendations and manage users' inventory. With the help of various tools such as chromatic analysis and computer vision, our application not only manages to simplify the choice process but also promotes a more conscious and sustainable approach to fashion. This project not only addresses the immediate needs of users, but also opens up new possibilities for incorporating advanced technology into fashion and self-image.

Key words: fashion, self-image, artificial intelligence, color analysis, apps, sustainability, style recommendations, wardrobe management, fashion technology, user experience.

Índice

1. Introducción	11
1.1. Objetivo General	13
1.2. Objetivos Específicos	13
2. Estado del Arte	14
2.1. Moda, color y análisis cromático	14
2.2. Trabajos Anteriores	17
2.3. Proyectos Similares:	19
2.3.1. Aplicaciones comparables	19
2.3.2. Diferenciación del proyecto	22
3. Desarrollo del Sistema	23
3.1. Arquitectura del Sistema	23
3.1.1. Descripción general	23
3.1.2. Componentes técnicos	23
3.2. Detector de tono de Piel	25
3.2.1. Objetivo del Modelo	25
3.2.2. Selección del Modelo	27
3.2.3. Modelo de Clasificación Arquitectura CNN	28
3.2.4. Pruebas iniciales	31
3.3. Implementación de la Aplicación Móvil	32
3.3.1. Desarrollo del Backend	32
3.3.2. Diseño visual en Figma	35

3.3.3. Desarrollo en Flutter	36
3.4. Integración Backend - Frontend	36
3.4.1. Modelos y servicios	36
3.5. Subida de Imágenes a AWS S3	38
3.6. Recomendaciones de Vestimenta	39
4. Resultados	40
4.1. Comparación de los Modelos	40
4.2. Métricas del Modelo	43
4.3. Visualización del Análisis Cromático	46
4.4. Vista funcional desde la app móvil	48
5. Conclusiones y Trabajo Futuro	49
5.1. Conclusiones	49
5.2. Trabajo Futuro	50
6. Referencias	52
7. Anexos	55

Índice de figuras

1.	Data pipeline del Proyecto	25
2.	Data Pipeline del Modelo	30
3.	Casos Prácticos en 3 Posibles Panoramas	31
4.	Flujo del backend de nuestra aplicación	34
5.	Prototipo visual en Figma de la interfaz de usuario	35
6.	Evolución de métricas del modelo durante el entrenamiento	44
7.	Matriz de Confusión de Modelo de Clasificación	45
8.	Curva ROC por clase	46
9.	Prueba de nuestro modelo en la aplicación	47
10.	Pantalla de inicio de sesión implementada en Flutter	49

ÍNDICE DE TABLAS

Índice de cuadros

1.	Comparativa de aplicaciones móviles con análisis cromático	22
2.	Relación entre fototipos de piel, labels asignados, estación cromática y paleta sugerida.	27
3.	Resumen estadístico entre ResNet34 y ViT DINOv2	41
4.	Parámetros de entrenamiento de ResNet34 y ViT DINOv2	42

1. Introducción

En la era moderna, la moda y la presentación personal no son simplemente aspectos superficiales de nuestras vidas, sino componentes esenciales que influyen directamente en la autoestima y la percepción social de los individuos. La vestimenta adecuada puede cambiar la forma en que una persona se siente y es percibida en su entorno social y profesional. Sin embargo, muchas personas no tienen el tiempo, la experiencia o ni los recursos necesarios para seleccionar atuendos apropiados para diferentes ocasiones, lo que a menudo resulta en elecciones que no optimizan su imagen personal ni su funcionalidad diaria. Este problema se vuelve más evidente cuando la decisión sobre la vestimenta debe tomarse de forma inmediata.

En contextos urbanos y globalizados como el de Ecuador, la moda y la imagen personal trascienden lo estético. Estos elementos influyen no solo en la autoconfianza, sino también en la interacción social y profesional. Elegir la vestimenta adecuada para eventos casuales, formales o especiales se convierte en un desafío relevante debido a la falta de tiempo, experiencia o recursos. Frente a este problema, el presente proyecto surge con una doble intención: facilitar la toma de decisiones sobre atuendos a través de una aplicación móvil que actúe como un asistente personalizado y optimizar la gestión del armario del usuario a través del uso de algoritmos avanzados de inteligencia artificial.

A menudo, los usuarios se sienten atraídos por colores o estilos de moda que no necesariamente combinan con su guardarropa o sus características físicas, lo cual genera un uso ineficiente de los recursos y un aumento de los desechos textiles. Esta aplicación busca ayudar al usuario a tomar decisiones de vestimenta más informadas y personalizadas, con-

siderando sus preferencias y características físicas, al mismo tiempo que promueve prácticas sostenibles y conscientes. Además, el proyecto se alinea con el creciente sector tecnológico del país, incorporando herramientas de inteligencia artificial para mejorar la calidad de vida y la sostenibilidad en el sector de la moda.

La inteligencia artificial se presenta en este proyecto como una tecnología clave, capaz de desarrollar sistemas computacionales lo suficientemente avanzados para realizar tareas que tradicionalmente requieren inteligencia humana, como el aprendizaje automático, el reconocimiento visual y la toma de decisiones complejas. Este componente es crucial para la clasificación de usuarios por tono de piel, ya que permite un análisis preciso y escalable de características cromáticas, optimizando así la personalización de las recomendaciones.

El análisis cromático, por su parte, es una metodología que busca determinar las paletas de colores que más favorecen a un individuo, basándose en su tono de piel. Esta funcionalidad es fundamental para que los usuarios puedan seleccionar combinaciones de vestimenta que realcen su apariencia, refuercen su autoimagen y elevando su confianza.

1.1. Objetivo General

Diseñar y desarrollar una aplicación móvil que esta basada en algoritmos avanzados de inteligencia artificial para gestionar el inventario de prendas de los usuarios y generar recomendaciones personalizadas de atuendos para diferentes contextos, optimizando el tiempo y recursos de la selección.

1.2. Objetivos Específicos

1. Ejecutar algoritmos de computer visión y aprendizaje supervisado para obtener un análisis cromático basado en imágenes y lograr determinar las combinaciones de colores óptimas según las características del usuario.
2. Construir una base de datos estructurada la cual nos permita registrar y clasificar las prendas del usuario englobando características como tipo, color, temporada y estado de uso para mejores recomendaciones.
3. Implementar un algoritmo que integre el análisis cromático basado en la clasificación del tono de piel del usuario, logrando identificar y recomendar paletas de colores óptimas para el contextos del estilo del usuario.

2. Estado del Arte

2.1. Moda, color y análisis cromático

La moda ha sido históricamente una forma de expresión cultural y personal. Hoy en día, no solo refleja tendencias estéticas, sino que también influye directamente en la autoestima y en la percepción individual y social de las personas (Itten, 1973). La unión entre moda y tecnología ha permitido el desarrollo de herramientas que optimizan la elección de atuendos y potencian la autopercepción.

La vestimenta no solamente cubre una necesidad funcional, sino que desempeña un papel crucial en la percepción que los usuarios tienen de si mismos. Algunos estudios psicológicos de la moda nos indican que la elección de atuendos adecuados logran influir de manera significativa en la confianza personal y la seguridad en situaciones sociales. Este fenómeno, conocido como “cognición vestida”, nos ayuda a entender que la vestimenta afecta la manera en la que una persona se percibe y es percibida por los demás (Itten, 1973). Gracias a esta percepción podemos observar que la vestimenta puede influir en la propia percepción que tienen las personas y, para ciertas circunstancias, puede ser un factor muy importante.

Según investigadores de la Universidad de Hertfordshire, los atuendos tienen un impacto directo en la psicología del usuario, logrando afectar su desempeño en diversas actividades. El uso de prendas formales está asociado con un aumento en la autoconfianza y la sensación de autoridad, mientras que por otro lado, las vestimentas informales pueden promover un estado de relajación y comodidad (Smith & Johnson, 2020). En este punto podemos observar cómo el tipo de ropa puede cambiar el tipo de acciones o actitudes que puedes tomar en un día o en una ocasión específica.

La unión entre la ropa y el bienestar emocional ha sido un tema ampliamente estudiado en el ámbito de la psicología. La moda logra que las personas puedan expresar su identidad, estados de ánimo y emociones, lo que puede influir en su felicidad. El fenómeno del “Dopamine Dressing” nos ayuda a entender que el uso de colores vibrantes y prendas asociadas con experiencias positivas pueden incrementar la producción de dopamina en el cerebro, contribuyendo a un estado de ánimo más positivo (Wyszecki & Stiles, 1982). Como podemos observar, vestirnos bien o encontrar nuestro propio estilo nos ayuda a potenciar este fenómeno que sugiere que la vestimenta es importante para la autopercepción y la actitud diaria.

La psicología del color argumenta que la elección de ciertos tonos pueden influir en la percepción que los demás tienen sobre nosotros. Por ejemplo, el color negro puede ser relacionado con rasgos de autoridad y sofisticación, mientras que el color blanco con limpieza y honestidad. Estas asociaciones pueden influir tanto en entornos sociales como laborales (Elliot & Maier, 2007). Por lo que la elección correcta de un color para una determinada actividad puede influir de manera positiva o negativa nuestro entorno.

Por otro lado, los colores desempeñan un papel fundamental para percibir el estado de ánimo. Estudios en el área de la neurociencia han demostrado que los colores cálidos, como el rojo y el amarillo, pueden generar sensaciones de energía y optimismo, mientras que otros colores fríos como el azul y el verde pueden inducir calma y tranquilidad (Itten, 1973). Podemos ver cómo la gente nos identifica dependiendo de los colores que utilizamos en nuestras prendas.

Los colores no solo tienen un impacto visual, sino también pueden influir de manera psicológica y comunicacional. El uso de diferentes colores en la vestimenta puede generar

diferentes emociones o transmitir ciertos rasgos de personalidad. Diversos estudios explican que ciertos colores suelen asociarse con cercanía y energía, por otro lado los colores fríos proyectan profesionalismo y serenidad (Madden et al., 2000).

El análisis cromático es una disciplina que ayuda a entender cómo los colores interactúan con las características físicas de un usuario, como el tono de piel, el color de los ojos y el cabello. Aplicado a la moda, este estudio nos permite determinar qué paletas de colores armonizan con cada individuo, logrando realzar su apariencia natural.

El método más utilizado en este estudio es el de las cuatro estaciones, que nos ayuda a clasificar a las personas en categorías de colores cálidos o fríos, permitiendo recomendar paletas específicas. El uso adecuado de los colores puede mejorar la percepción de la piel, suavizar rasgos y generar una imagen más equilibrada (García & Martínez, 2021). Gracias a esta clasificación, las personas pueden tomar mejores decisiones a la hora de vestirse o comprar un atuendo específico.

El análisis estacional, no solamente sirve para una elección optima de prendas, sino también logra modificar la percepción del rostro humano. Estudios muestran que la elección correcta al subtono de piel puede reducir visualmente imperfecciones, aumentar el contraste natural y producir un efecto de mayor simetría facial, lo cual logra realzar lo atractivo de una persona (Vanessa, 2016).

La elección de colores en el vestuario responde a preferencias personales y ayuda a influir en la armonía y percepción de una persona. Identificar el tono de piel es esencial para seleccionar colores que favorezcan la apariencia general. Los tonos de piel cálidos, por ejemplo, pueden realzarse con colores como dorado, marrón y terracota, mientras que los tonos de piel fríos se benefician de colores como azul marino, esmeralda y plateado (Jackson,

1980b), esta elección no solo mejora la percepción externa del usuario, sino que también realza sus rasgos físicos.

Los reciente avances en el área de inteligencia artificial han permitido automatizar procesos reservados a asesores de imagen. Algoritmos de clasificación y segmentación de piel, como los implementados en modelo entrenados como Mediapipe o deep learning, logran analizar el rostro del usuario y ofrecer una asesoría de imagen de manera inmediata(Khan et al., 2021)

2.2. Trabajos Anteriores

En los últimos años, diversas investigaciones han logrado explorar la interacción entre la inteligencia artificial(IA), el procesamiento de imágenes y la moda, con un enfoque en la personalización .

El estudio de (Khan et al., 2021) propone un sistema eficiente para la detección de rostros en tiempo real directamente en un dispositivo móvil, utilizando arquitecturas livianas como MobilNetV2.Este trabajo evidencia que es posible reducir la carga computacional y ejecutar modelo de precisión sin la necesidad de utilizar servidores externos. Aunque este estudio no se enfoca en la clasificación de fototipos de piel, este ofrece un base importante para sistemas de visión por computadora en sistemas móviles. En nuestro caso, tomamos la decisión de una arquitectura mas robusta y moderna para la clasificación de tonos de piel, aunque este enfoque es mas exigente es necesario para abordar un problema como este por la relación que puede existir entre las clases.

Así mismo, existe el estudio de (Zhang et al., 2020) propone un sistema de recomendación de vestimenta utilizando una red neuronal bidireccional que modelo la compatibilidad

entre prendas. Este enfoque nos permite generar combinaciones coherentes basándose en el estilo del usuario, generando al desarrollo de sistemas mas actualizados para la moda computacional. Sin embargo, su enfoque se centra unicamente en ofrecer la compatibilidad estática, sin considerar características fundamentales del usuario ni sugiere una gestión del armario del usuario. En contraste, nuestro proyecto no solamente sugiere combinaciones basadas en el análisis de fototipos de piel, sino que ademas incorpora un armario virtual para la gestión y el control de las recomendaciones de nuestro sistema.

Otra linea de investigación es la presentada por (Liu et al., 2016) quienes desatollaron el dataset DeppFashion, compuesto por 8000,000 imágenes de prendas de vestir, categorizadas en 50 categorías y mas de 1000 atribuibles visuales. Este trabajo tiene como objetivo principal proporcionar una base solida para el entrenamiento de diferentes modelos de inteligencia artificial aplicados a la moda, facilitando tareas como la categorización, la predicción de atributos y el reconocimiento automático de prendas de vestir. A partir de este dataset, los autores entrenaron el modelo FashionNet, anotando que el rendimiento de un modelo se debe a que tan amplio , anotado y bien estructurado este su conjunto de datos. A diferencia de este enfoque, nuestro proyecto no se enfoca en la predicción de atributos individuales, sino en la generación de combinaciones de atuendos completos(parte superior, inferior y calzado) personalizada por el fototipo de piel. Ademas, se integra la retroalimentación del usuario para mejorar las recomendaciones.

Por su parte, (Elliot & Maier, 2015) en su estudio sobre la psicología del color analiza como los colores pueden influir significativamente en el comportamiento humano, afectando campos como su rendimiento académico, la atracción, las decisiones de consumo y hasta el consumo de alimentos. Los autores concluyen que los colores tienen un impacto directo, en las

emociones, los procesos cognitivos y el comportamiento. Aunque este campo ha demostrado resultados relevantes aun se encuentra en estado de desarrollo y con la necesidad de mas investigaciones esta para comprender los mecanismo que generar estos comportamiento psicológicos. En nuestro proyecto, tomamos en cuentas estos hallazgos para establecerlos como base para proponer una armonización entre los colores de la vestimenta y las características del usuario con el objetivo de mejorar su apariencia, sino también su bienestar emocional.

En conjunto, estas investigaciones evidencian el creciente interés por integrar la inteligencia artificial y la moda para ofrecer soluciones innovadoras al usuario. Si bien cada estudio propone su diferentes enfoque como la detección facial eficiente, la recomendaciones de vestimentas, la estructuración de un dataset y la psicología del color aun existen varias brechas como son las de personalización profunda y la gestión integral del vestuario. El presente proyecto busca resolver estos limitante al proponer una solución que combine el análisis cromático automatizado, la organización de un armario virtual y la generación de atuendos personalizados desde una aplicación móvil.

2.3. Proyectos Similares:

2.3.1. Aplicaciones comparables

A lo largo del tiempo, han surgido diversas aplicaciones móviles orientadas a la personalización de la moda mediante el análisis cromático. Estas soluciones utilizan tecnologías similares para ofrecer recomendaciones adaptadas a las características del usuario.

- Dressika: es una aplicación móvil que utiliza inteligencia artificial para realiza un análisis cromático a partir de una selfi del usuario, determinando la paleta de colores estacio-

nal. Este es un avance en la automatización del análisis de imagen personal (Dressika, 2024). No obstante, su funcionalidad se rige a la obtención de la paleta de colores del usuario, sin ofrecer una integración con un sistema de gestión de prendas ni recomendaciones personalizadas. En contraste, nuestro proyecto no incorpora solo el análisis cromático de partida, sino que nos permite enlazar a esta paleta de colores con la creación de atuendos completos basado en un armario digital del usuario.

- **My Best Colors:** es una aplicación móvil que utiliza la cámara del usuario para capturar el rostro del usuario y a partir de ello, generar una paleta de colores personalizada (Colorwise.me, 2024). Este enfoque permite un acceso rápido al análisis cromático, lo cual puede ser útil como herramienta básica de orientación en moda. Sin embargo, la aplicación no especifica la utilización de inteligencia artificial ni brinda detalles sobre la metodología del análisis, lo que limita conocer su trasfondo técnico. Además, al igual que otras herramientas similares, no integra un sistema de recomendaciones ni ofrece un sistema de gestión de vestuario. Nuestro proyecto logra superar estas limitaciones al incorporar estas dos funcionalidades tanto el análisis cromático, recomendación contextualizada y una estructura de closet virtual. Creando un vínculo entre la teoría del color, personalización y funcionalidad real.
- **Style DNA:** combina inteligencia artificial con la asesoría profesional para generar análisis cromático, recomendaciones de vestuarios, tejidos y estampados (Style DNA, 2024). También integra las funcionalidades de armario virtual, creación de outfits, asistente de compra y un chatbot para la mejora del estilo del usuario. Si bien su propuesta es robusta y multinacional, algunos usuarios reportan fallas en las recomendaciones ya que no se ajustan a las preferencias de los usuarios. A diferencia de esta aplicación,

este proyecto busca la conexión directa entre el análisis cromático y el vestuario real del usuario lo que permite generar sugerencias funcionales y emocionalmente relevantes para el usuario.

- WhatColors: una aplicación que utiliza una selfi para realizar el análisis cromático, entregando al usuario una paleta de colores estacional (WhatColors, 2024). Además, incorpora funcionalidades importantes como asesor de estilos con IA, gestión de armario y el escaneo de prendas. Aunque este enfoque integra el análisis visual y organizacional del vestuario, sin una personalización de elección de ocasiones para el usuario lo que limita la utilización de la app. Nuestro proyecto, en cambio, busca generar recomendaciones enlazadas con el análisis cromático, el tipo de ocasión y el inventario del usuario de esta manera alcanzando una mayor personalización de las recomendaciones.

Cuadro 1: Comparativa de aplicaciones móviles con análisis cromático

Proyecto	¿Utiliza IA?	Resultados Finales
Dressika (Dressika, 2024)	Sí	Realiza un análisis cromático a partir de una selfi y determina la paleta estacional del usuario.
My Best Colors (Colorwise.me, 2024)	No especifica-	Analiza el rostro del usuario con la cámara y sugiere una paleta de colores personalizada.
Style DNA (Style DNA, 2024)	Sí	Ofrece recomendaciones de colores, cortes y estilos mediante IA y asesoría experta.
WhatColors (WhatColors, 2024)	Sí	Escanea el rostro para identificar la paleta de colores y combinaciones de estilo ideales para el usuario.

2.3.2. Diferenciación del proyecto

Todos estos proyectos analizados comparten un enfoque en común: el uso de imágenes del usuario para realizar análisis visuales y generar recomendaciones personalizadas, ya sea de color o estilo. Sin embargo, el presente trabajo propone una solución más integral al añadir al incorporar la gestión del guardarropa digital (closet virtual) y la generación de recomendación de vestuarios adaptados a diferentes ocasiones. Esta integración permite ofrecer una experiencia completa, personalizada y emocionalmente significativa para el usuario, que no solo responde a criterios estéticos, sino también a objetivos tecnológicos, de funcionalidad y bienestar.

3. Desarrollo del Sistema

3.1. Arquitectura del Sistema

3.1.1. Descripción general

Para garantizar un desarrollo estructurado, eficiente y escalable, el sistema fue diseñado bajo una arquitectura modular, compuesta por tres capas principales: Frontend, Backend y Los servicios en la Nube. Cada una de estas capas cumple con un rol específico en el flujo de interacción entre el usuario y el sistema de recomendación, permitiendo una separación clara de responsabilidades y facilitando el mantenimiento del sistema. En la figura 1, se presenta una vista general de la arquitectura propuesta.

3.1.2. Componentes técnicos

El frontend fue desarrollado en Flutter. Esta aplicación móvil actúa como la interfaz principal con el usuario. Sus componentes clave incluyen las pantallas, que constituyen la interfaz gráfica desarrolladas en Dart y que permite registrar fotografías, gestionar el closet virtual y visualización de las recomendaciones. Por otro lado, se encuentran los services, encargados de realizar solicitud HTTP para enviar datos al backend y procesar las respuestas. Estas capas trabajan en conjunto para facilitar tanto la interacción del usuario como la comunicación con el sistema. En este sentido, el frontend puede considerarse como el primer componente en establecer el flujo de datos dentro del sistema.

El backend fue implementado utilizando FastApi. Este componente se encarga de procesar la lógica de negocios y gestiona la comunicación entre el frontend y los servicios en la nube. Entre sus módulos principales se encuentran los routers, que definen el conjunto

de endpoints correspondientes a las funcionalidades específicas del sistema, estos reciben las solicitudes HTTP desde nuestro frontend. Por otro lado, los schemas se encargan de la validación de los datos recibidos como de los enviados. La lógica de negocios permite procesar las solicitudes clave como la creación una prenda, la realización del análisis cromático o la actualizar de la información de una prenda. Además, se incluyen services que permiten conectar el sistema con servicios externos en la nube, como almacenamiento de imágenes o servicios de análisis. Finalmente, las operaciones CRUD representan las acciones básicas que interactúan con la base de datos, permitido crear, leer, actualizar y eliminar registros. Este módulo constituye el núcleo funcional de la aplicación, al encargarse de procesar las funcionalidades principales como de gestionar la interacción con servicios externos.

Los servicios en la nube son provistos mediante Amazon AWS, donde se utilizan tres servicios principales. En primer lugar, Amazon S3 se emplea para el almacenamiento de imágenes, incluyendo tanto de las fotografías de las prendas como de los usuarios necesarias para el análisis cromático. En segundo lugar, se utiliza Amazon EC2, una instancia encargada de ejecutar el modelo de clasificación del fototipo de piel, basado en inteligencia artificial. Por último, se incorpora Amazon RDS, un sistema de base de datos relacional utilizado para almacenar la información estructurada, como los datos de los usuarios, prendas, recomendaciones y demás elementos necesarios para el funcionamiento de la aplicación. La utilización de estos servicios permite garantizar la disponibilidad, estabilidad y persistencia de los recursos de la aplicación en todo momento.

El siguiente diagrama representa el pipeline completo del sistema. El flujo inicia con la interacción del usuario a través de la aplicación frontend, desde donde se envía una solicitud al backend. Una vez recibida, el backendn identifica el endpoint correspondiente para

procesarla. En esta etapa, los schemas validan de la información recibida y posteriormente para esta se a los services del backend. Dependiendo del tipo de solicitud, el endpoint ejecuta la acción requerida, que generalmente involucra operaciones CRUD para interactuar con la base de datos. Finalmente, el resultado de la operación se devuelve al frontend en formato JSON, donde es gestionado por sus services y presentado al usuario en la interfaz gráfica.

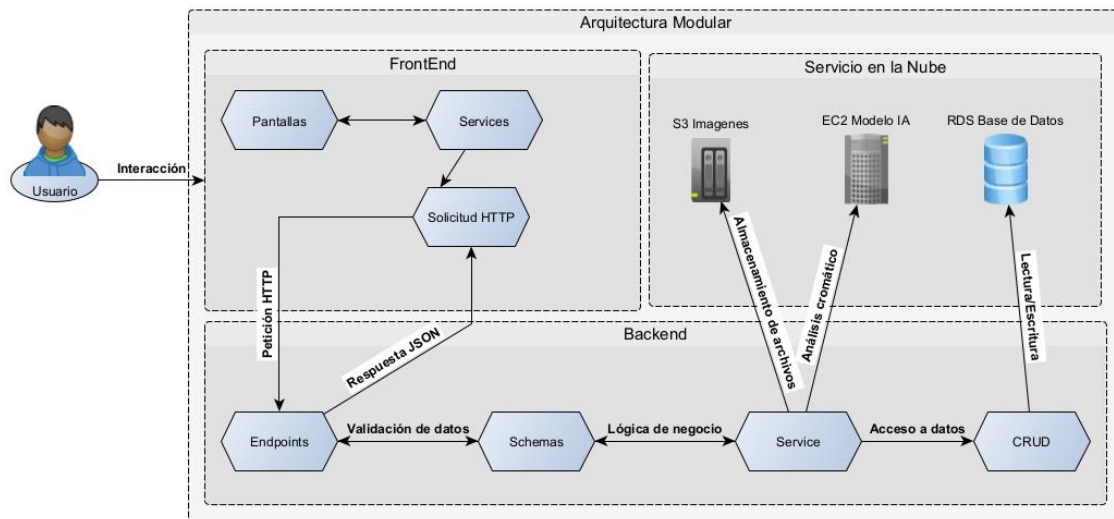


Figura 1: Data pipeline del Proyecto

Módulos independientes con el flujo de los datos

3.2. Detector de tono de Piel

3.2.1. Objetivo del Modelo

El objetivo principal de este modelo es identificar de manera automáticamente el tono de piel del usuario a partir de una fotografía, con el propósito de determinar su categoría cromática. A partir de esta clasificación, se asignar una paleta de colores personalizada

para el usuario. Este proceso es vital para el análisis cromático, ya que permite generar recomendaciones de atuendos basados en dicha paleta.

Para facilitar la clasificación automática del tono de piel, se adoptó la escala de Fitzpatrick como referencia. Esta escala clasifica la piel en seis fototipos, numerados del I al VI, en función de la respuesta de la piel a la exposición solar. Sin embargo, para fines del análisis cromático y la asignación de paletas de color, se agruparon estos fototipos en tres categorías amplias:

- **Claro:**Fototipo I y II: Piel con alta sensibilidad al sol
- **Medio:**Fototipo III y IV: Piel con respuesta moderada al sol
- **Obscuro:**Fototipo V y VI: Piel con alta resistencia al sol

Cada uno de estos grupos se asocia con una estación del año dentro del sistema del análisis de color estacional, que permite identificar los tonos que mejor armonizan con las características físicas del usuario. A continuación, se presenta la relación entre los grupos de tonos de piel, su etiqueta correspondiente, la estación predominante y la paleta de colores.

Cuadro 2: Relación entre fototipos de piel, labels asignados, estación cromática y paleta sugerida.

Fototipo Fitzpatrick Guirro y Guirro, 2004	Label	Estación Asociada Jackson, 1980a	Paleta de Colores Sugerida Jackson, 1980b
I - II	Claro	Verano	Colores fríos, suaves o brillantes (azules, violetas, grises)
III - IV	Medio	Primavera Otoño Suave	Colores cálidos y medios (corales, verdes oliva, dorados)
V - VI	Oscuro	Otoño Profundo Primavera Cálida	Colores intensos y cálidos (terracotas, naranjas, verdes intensos)

Esta categorización permite al modelo realizar recomendaciones personalizadas, fortaleciendo el enfoque en la armonía cromática según las características individuales del usuario.

3.2.2. Selección del Modelo

Para evaluar el desempeño de distintos modelos de clasificación de tono de piel, se implementa la técnica de validación cruzada K-fold. Este enfoque permitió analizar de forma precisa la capacidad de generalización de cada modelo, al entrenarlos y validarlos en diferentes particiones del conjunto de datos.

Gracias a esta comparación, se determinó que el modelo más adecuado para la tarea

es la red Neuronal convolucional (CNN), específicamente una arquitectura basada en ResNet34. Esta selección se fundamenta tanto en su eficiencia computacional como en sus resultados estadísticos. Tal como se detalla en la sección de resultados de comparación de modelos, la CNN obtuvo métricas ligeramente superiores en accuracy, precisión, recall y F1-score frente a otras alternativas.

Además, el análisis estadístico mediante la prueba de valor p (p-value) sugiere que no existe diferencias estadísticamente significativas entre los modelos evaluados, lo que permite priorizar la eficiencia y simplicidad del modelo. En la tabla 3 se presenta un resumen comparativo de las métricas obtenidas por ambos modelos y en la tabla 4 se detallan sus respectivos parámetros de entrenamiento, donde se puede observar la menor complejidad de ResNet frente a ViT.

Esta evidencia respalda la selección de la CNN como solución óptima para la predicción del tono de piel, al lograr un buen equilibrio entre rendimiento y uso de recursos computacionales.

3.2.3. Modelo de Clasificación Arquitectura CNN

El proceso de clasificación del fototipo de piel se inicia con la segmentación de los datos. Para este proyecto, se empleó el dataset Human Faces, del cual se extrajeron aproximadamente 7000 imágenes. Tras un proceso de depuración, etiquetado y clasificación, se seleccionaron alrededor de 6000 imágenes que cumplieran con los criterios establecidos para el análisis. A continuación, se procedió con la etapa de procesamiento de los datos, en la que cada imagen fue procesada mediante el framework Mediapipe. Este sistema permitió detectar la región de interés en la fotografía mediante un recorte automatizado. Posteriormente, las

imágenes fueron redimensionadas a 224x224 píxeles para garantizar la compatibilidad con el modelo de aprendizaje profundo utilizado en las siguientes fases.

Posteriormente, se dividió el conjunto de datos en tres subconjuntos entrenamiento 70 %, validación 20 % y el test 10 %. Sobre el subconjunto de entrenamiento, se aplicaron técnicas de data argumentation con el objetivo de aumentar la diversidad de las muestras y mejorar la capacidad de generalización del modelo. Entre las técnicas empleadas se incluyen rotaciones, así como adicción y reducción de ruido en las imágenes. Una vez completada esta etapa de enriquecimiento de datos, los datos procesados fueron utilizados para entrenar el modelo.

Para la etapa de modelado, se empleó una arquitectura preentrenada basada en redes neuronal convolucionales, específicamente la variante Resnet34, entrenado previamente con el conjunto de datos ImageNet. Esta arquitectura sirvió como base del modelo, permitiendo la extracción de representaciones visuales profundas y generalizables.

Sobre esta base se construyó una cabeza de clasificación adaptada a la tarea específica de predicción del fototipo de piel. Esta capa final fue diseñada para manejar tres clases y fue entrenada con la base utilizando el framework PyTorch Lightning, lo que facilitó una implementación modular y escalable. El entrenamiento se llevó a cabo durante 50 épocas, con un tamaño de lote de 32. Para la optimización se empleó el algoritmo AdamW, aplicando una tasa de aprendizaje $1e-5$ en la base del modelo y $1e-4$ en la cabeza de clasificación. Como función de pérdida se utilizó Cross Entropy Loss, adecuada para tareas de clasificación multiclase. Además, se implementó un criterio de early stopping con paciencia de 10 épocas para prevenir el sobre entrenamiento.

La evaluación del modelo se realizó utilizando métricas como accuracy, recall y F1-

score, con el objetivo de obtener una vision integral del desempeño. EL modelo logro predecir correctamente el fototipo de piel en la mayoría de casos, muestran un comportamiento equilibrada entre precisión y recuperación. Esta etapa de clasificación automatizada respuesta el paso final del flujo de procesamiento del pipeline.

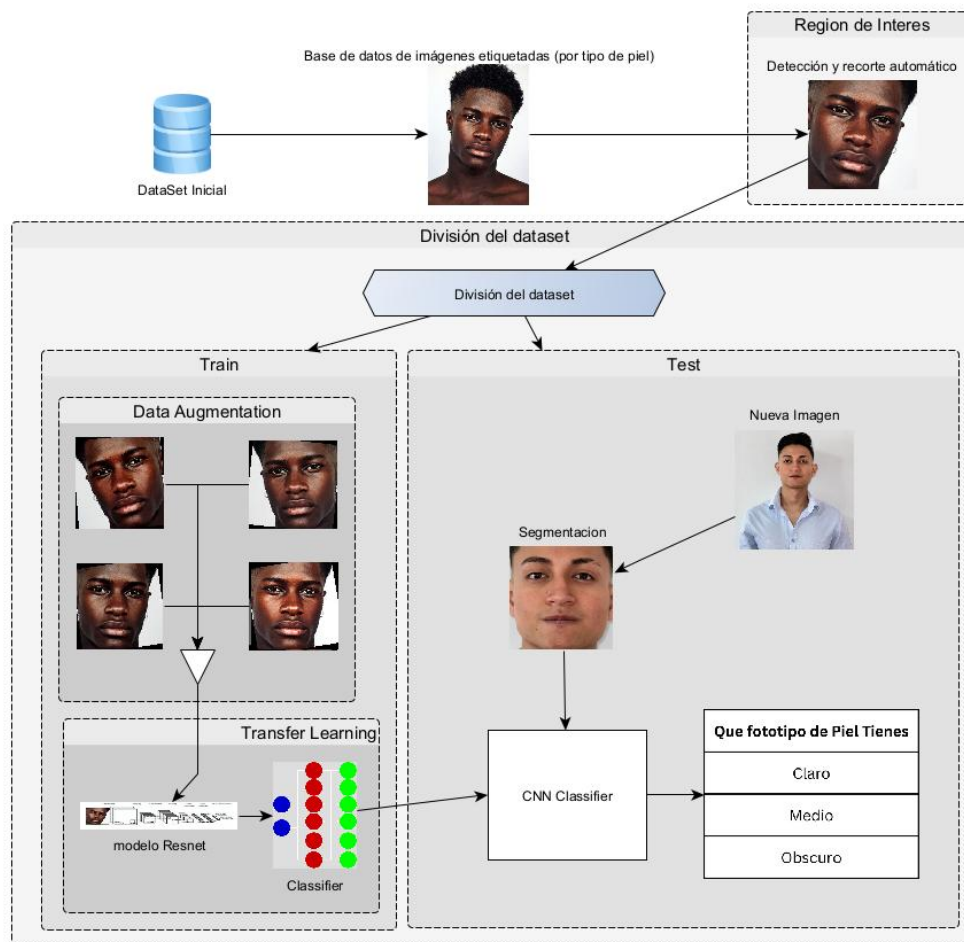


Figura 2: Data Pipeline del Modelo

Podemos observar el flujo de los datos hasta llegar a nuestro resultado final.

3.2.4. Pruebas iniciales

Para evaluar la efectividad del modelo desarrollado, se utilizaron imágenes obtenidas de la plataforma Freepik y de personas cercanas, seleccionadas por su diversidad visual y representatividad. Estas imágenes permitieron observar el desempeño del modelo en contextos prácticos, evidenciando su capacidad para identificar los tres tipos principales de tonos de piel.

Los resultados sugieren que el modelo presenta un buen nivel de precisión bajo condiciones optimas de imagen. No obstante, se identifico que la calidad y proximidad de la fotografía desempeña un rol critico en la precisión de la predicción. Específicamente, cuando el rostro del usuario aparece desenfocado, a larga distancias o con baja resolución, el modelo tiende a cometer errores en la clasificación del tono de piel.

Esta observación resalta la importancia de establecer lineamientos claros sobre la calidad de las imágenes que deben ser ingresadas por el usuario para garantizar resultados fiables.



Figura 3: Casos Prácticos en 3 Posibles Panoramas

El modelo predice los 3 tipos de tono de piel

3.3. Implementación de la Aplicación Móvil

3.3.1. Desarrollo del Backend

Durante el desarrollo del sistema de detección automática del tono de piel del usuario, se construyó en paralelo una aplicación móvil que actúa como interfaz principal de interacción con el usuario. Esta aplicación fue diseñada para operar en dispositivos móviles, permitiendo recibir imágenes, mostrar los resultados del análisis cromático y brindar recomendaciones personalizadas basadas en el tono de piel detectado.

Para respaldar su funcionamiento, se implementó una arquitectura de backend basada en FastAPI, con una base de datos relacional alojada en la nube mediante Amazon RDS y una instancia de Amazon EC2 encargada de desplegar el modelo de clasificación de fototipos.

El primer paso consistió en el diseño y la creación de la base de datos relacional, donde se definieron las tablas de usuario, prendas, estilos, colores, resultados del análisis cromáticos y recomendaciones personalizadas. Luego, se creó la base de datos localmente utilizando la herramienta MySQL Workbench, con el objetivo de definir las tablas y establecer las relaciones entre ellas.

A continuación, se desplegó una instancia de Amazon RDS para alojar la base de datos en la nube, logrando así mayor estabilidad, disponibilidad y seguridad. Finalmente, se creó una instancia en EC2 para enviar las imágenes de los usuarios y permitir que fueran clasificadas según su fototipo de piel utilizando el modelo de análisis cromático.

Posteriormente, se procedió con el desarrollo de las APIs REST utilizando FastAPI como framework. En esta etapa, se implementaron procedimientos adicionales para asegurar un sistema seguro y robusto.

- Métodos CRUD: Estas funciones se implementaron para cada una de nuestras entidades, permitiendo realizar operaciones de creación, lectura, actualización y eliminación sobre la base de datos.
- Schemas: Se crearon los schemas para la entrada y salida de los datos utilizando la biblioteca Pydantic. Estos permiten validar tanto la información enviada a la base de datos como la información que recibida desde ella.
- Routers: Para mantener un mejor control de la información, se crearon routers que permiten agrupar los endpoints o rutas disponibles de las API. Cada uno de los routers está conectado a una funcionalidad específica, como la creación de un usuario o el registro de nueva prenda. Los routers gestionan las solicitudes de entrada utilizando los schemas para validar los datos y los métodos CRUD para ejecutar las operaciones sobre la base de datos. De esta manera, se asegura una conexión segura y estructurada entre la aplicación móvil y el backend.

La autenticación de los usuarios se realizó mediante Tokens JWT, lo cual permitió generar un control de acceso robusto y seguro.

En el siguiente gráfico se observa el flujo completo del backend, que permite la conexión tanto con el frontend como con los servicios en línea, tales como la base de datos, el servicio de almacenamiento de imágenes y con el modelo entrenada para clasificar la fotografía del usuario según su fototipo de piel.

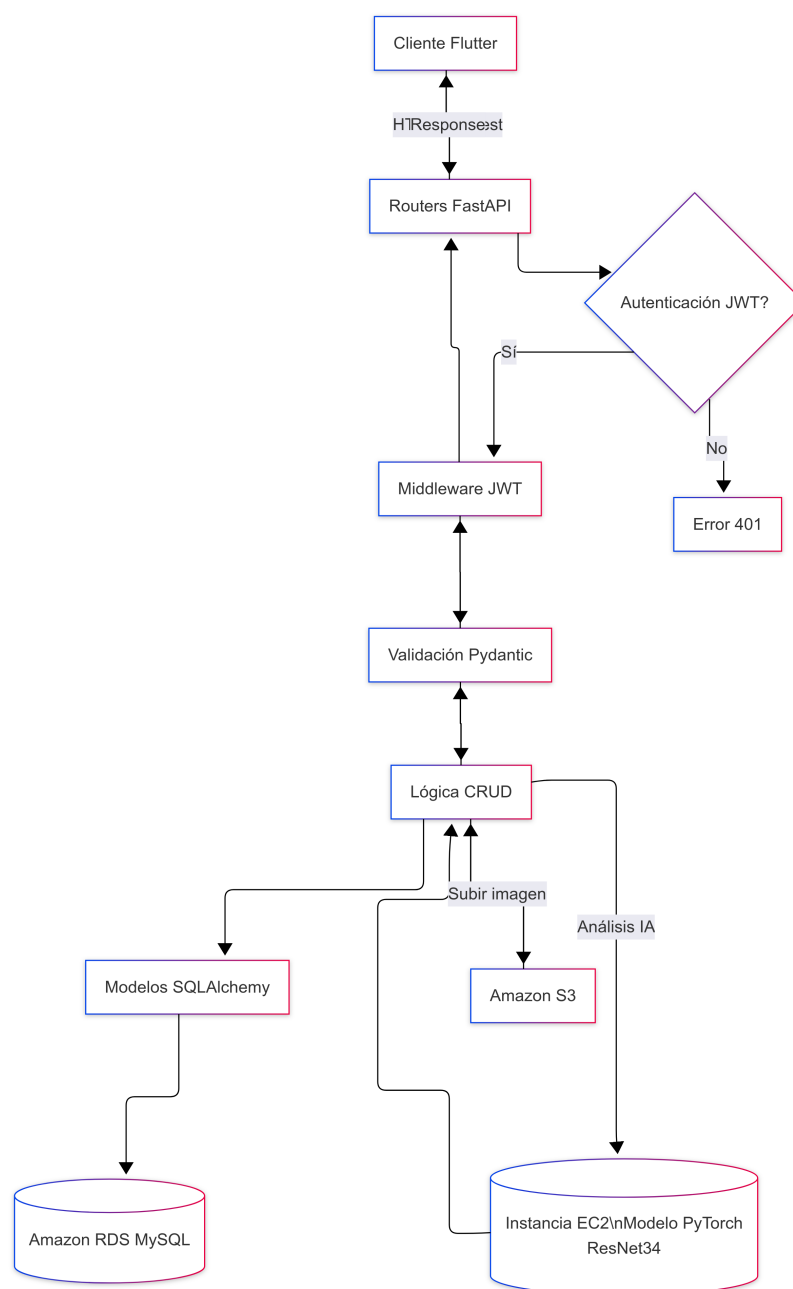


Figura 4: Flujo del backend de nuestra aplicación

Diagrama que representa el flujo del backend de nuestra aplicación.

3.3.2. Diseño visual en Figma

La interfaz gráfica, fue diseñada con el objetivo de brindar una experiencia de usuario intuitiva, visualmente atractiva y funcional para cualquier tipo de usuario. El diseño visual de la aplicación se implementó en Figma en donde se definieron aspectos como la estructura de navegación, los componentes de la interfaz, los colores y los elementos interactivos.

Este prototipo nos permitió observar de forma anticipada la experiencia que tendría el usuario al utilizar la aplicación, logrando así una integración entre una interfaz moderna, intuitiva y coherente con los principales objetivos del proyecto.

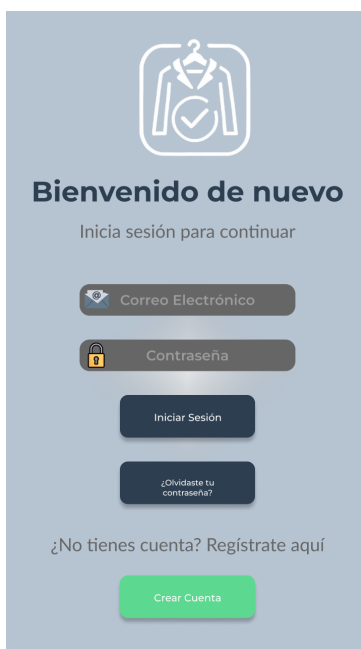


Figura 5: Prototipo visual en Figma de la interfaz de usuario

Diseño inicial de la aplicación móvil, donde se establece la estructura visual y navegación entre las principales pantallas del sistema.

3.3.3. Desarrollo en Flutter

Una vez finalizado el prototipo en Figma, se inició el desarrollo de la aplicación móvil utilizando Flutter, implementando el flujo, la interacción y las necesidades de las pantallas anteriormente establecido por el prototipo.

La aplicación fue dividida en varias pantallas independientes para garantizar la escalabilidad, la organización y el rendimiento. Esta estructura facilita futuras modificaciones, mejoras y mantenimientos del sistema. Algunas de las pantallas principales son:

- Inicio de sesión y registro
- Análisis Cromático
- Closet virtual
- Recomendaciones diarias
- Configuraciones del perfil

3.4. Integración Backend - Frontend

3.4.1. Modelos y servicios

Una vez finalizado el desarrollo de las principales funcionalidades del backend y frontend, se procedió con la integración mediante la implementación de servicios y modelos específicos. Esta etapa fue crucial para garantizar una comunicación eficiente y sincronizada entre ambos aspectos claves del proyecto.

La conexión entre el backend y el frontend se base en una arquitectura cliente servidor mediante el uso de peticiones HTTP. Esta comunicación permite a que la aplicación se

mantenga sincronizada con los datos del servidor en tiempo real, garantizando que el flujo de información en toda la aplicación sea el correcto y que la experiencia del usuario sea fluida.

Cuando el usuario realiza una interacción con la aplicación, como por ejemplo el inicio de sesión, la creación de una nueva prenda o la solicitud de un análisis cromático de su fotografía, el frontend se encarga de generar una solicitud HTTP utilizando los métodos estándar. Estas solicitudes son construidas a través de archivos específicos en el frontend, como `authservices.dart` para el manejo de la autenticación del usuario, o `prenda.dart` para la visualización y gestión de las fotografías. Posteriormente, las solicitudes son codificadas en formato JSON y son enviadas al backend para su procesamiento.

En el backend, las solicitudes son procesadas por las rutas previamente definidas. Cada endpoint tiene la responsabilidad de procesar los datos recibidos, validar la información, interactuar con la base de datos y devolver una respuesta en formato JSON al frontend. Entre los datos que pueden ser enviados se incluyen, por ejemplo, tipo de piel del usuario o la confirmación de la creación de una nueva prenda.

El frontend procesa la información y la muestra en la interfaz gráfica del usuario. Gracias a estas conexiones, cada una de las interacciones de los usuarios se refleja de manera inmediata en nuestra aplicación, debido a la correcta sincronización entre el frontend y el backend. Esta arquitectura permite fácil escalabilidad, un manejo seguro de los datos sensibles y una mayor eficiencia en el uso de recursos del dispositivo móvil.

La conexión entre el frontend y el backend fue validada y probada de forma continua durante el desarrollo, garantizando un flujo de datos estable, consistente y seguro entre ambos componentes del sistema.

3.5. Subida de Imágenes a AWS S3

Una de las funcionalidades clave es la forma en la que el usuario puede cargar imágenes desde su dispositivo móvil, ya sea para registrar prendas en su closet virtual o para realizar su análisis cromático. Para ello, se implementó un flujo de integración que permite conectar el frontend con el backend y el servicio de almacenamiento en la nube Amazon S3.

Este proceso comienza en el frontend, donde el usuario tiene la posibilidad de seleccionar una fotografía desde su galería o tomar una fotografía en tiempo real. Esto es posible gracias a la utilización la librería image picker. Después de la selección, la imagen es preparada y enviada al backend a través de una solicitud HTTP POST.

En el backend, el archivo es recibido mediante un endpoints específico, el cual está implementado para aceptar el archivo, verificar su validez y procesarlo de manera eficiente. En esta etapa, se genera un nombre único al archivo utilizando un identificador UUID, lo cual permite evitar colisiones ente los nombres almacenados.

Luego, se procede con el paso de subir la imagen a Amazon S3. Para este proceso se utiliza la biblioteca llamada boto3, que permite manipular los servicios de AWS desde aplicaciones escritas en Python.

Con el Objetivo de mantener una estructura organizada, las imagen de las prendas se almacenan bajo la ruta de outfits/userid, mientras que las imágenes destinadas al análisis cromático se guardan en la ruta users/userid.

Una vez cargada la imagen en Amazon AWS S3, el backend generar una URL firmada que permite acceder a nuestra imagen de una manera temporal y segura. Esta URL es almacenada en la base de datos y posteriormente enviada al frontend, donde se utiliza para la visualización correspondiente.

Para establecer una conexión segura entre la aplicación y Amazon S3, las credenciales de acceso a AWS no se encuentran en el código fuente, sino que se guardan en un archivo .env, lo cual ayuda a cumplir con las buenas practicas de seguridad.

Esta integración permite gestionar de manera eficiente, escalable y segura el almacenamiento de imágenes, ya que libera tanto al backend como a los dispositivos móviles de almacenamiento local.

3.6. Recomendaciones de Vestimenta

Una de las implementaciones centrales del sistema es la generación de recomendaciones de vestimentas diarias a partir del análisis cromático. Estas recomendaciones se logran mediante la obtención del fototipo de piel del usuario, a través del modelo de clasificación de tonos de piel. Posteriormente, el sistema genera una paleta de colores basada en el análisis estacional del color, una técnica ampliamente utilizada en el ámbito de la imagen personal.

Esta metodología permite establecer una relación entre los fototipos de piel y las estaciones del año, lo que facilita asignar una paleta de colores personalizada acorde su tono de piel.

Posteriormente, el sistema cruza esta información con las prendas previamente registradas por el usuario. Para ello, se selecciona aquellas prendas que sean afines a los colores establecidos en su paleta de colores personalizada, priorizando combinaciones que maximicen la utilización de su closet virtual.

La recomendación final esta compuesta por tres elementos esenciales: una prenda para la parte superior (camisa/blusa), una prenda para la parte inferior (pantalón/falda) y el calzado. Esta sugerencia se presenta al usuario con el objetivo de personalizar aun mas

las combinaciones para un futuro.

Las recomendaciones no solo son estéticamente coherentes con el análisis cromático, sino que también fomentan una experiencia personalizada, practica y consciente del uso del vestuario por parte del usuario del usuario.

De esta manera, la integración del analisis cromático con el sistema de recomendación de vestimenta ofrece al usuario sugerencias que optimizan el uso de su closet virtual y que potencian su imagen personal.

4. Resultados

En la presente sección se exponen los resultados obtenidos a lo largo del desarrollo y la validación del sistema propuesto, centrados en el modelo de detección de fototipo de piel, la integración funcional de la aplicación y el desempeño de clasificación del modelo en un entorno real.

4.1. Comparación de los Modelos

Con el objetivo de identificar el modelo más adecuado para la clasificación automática de tonos de pie, se implementaron y evaluaron dos modelos de aprendizaje profundo, una red neuronal convolucional (CNN) basada en Resnet34 y un modelo de tipo Vision Transformer (Vit) específicamente vit-bae patch 16-224, preentrenado con el enfoque auto supervisado DINO.

Ambos modelos fueron entrenados utilizando el mismo conjunto de datos, técnicas de aumento y condiciones de entrenamiento, con el fin de asegurar una comparación justa.

Para obtener una evaluación robusta del desempeño de cada arquitectura, se empleó una validación cruzada k-fold croos-validation, con un $K=5$. Este enfoque permitió estimar de manea mas confiable el rendimiento medio y la varianza de cada modelo.

Las métricas utilizadas para la comparación fueron acurracy, precisión, recall, f1-score y el AUC macro. A través del análisis de estos indicadores, se busco determinar cuál de los modelo ofrecía un mejor rendimiento general y mayor capacidad de generalización, con el din de seleccionar el más adecuado para su implementación.

Con base a los resultados obtenidos para cada modelo se resumen en la Tabla 3, la cual presenta métricas promedio de desempeño tras la validación cruzada, así como el valor p asociado a cada comparación. Las métricas evaluadas incluyen exactitud, precisión, recall, F1-Score y el are bajo la curva ROC

Cuadro 3: Resumen estadístico entre ResNet34 y ViT DINOv2

Métrica	Media ViT	Media ResNet34	p-value
Accuracy	0.7573	0.7766	0.1331
Precisión	0.7406	0.7636	0.1317
Recall	0.7468	0.7605	0.2031
F1-score	0.7411	0.7602	0.1625
AUC macro	0.9060	0.8914	0.1671

Como podemos observar en la tabla anterior, el modelo Resnet34 supera al modelo VIT DINOv2 en la mayoría de las métricas evaluadas, con diferencias particularmente notables en F1-Score y precisión. Sin embargo, los valores p correspondientes indican que estas diferencias no son estadísticamente significativas, lo que sugiere un rendimiento comparable

entre ambas arquitecturas desde el punto de vista estadístico.

No obstante, al considerar la eficiencia computacional, la diferencia entre ambos modelos resulta significativa. ResNet34 contiene 21.4 millones de parámetros, frente a los 86 millones del modelo ViT. Asimismo, el tamaño del modelo es notablemente menor (85.7 MB frente a 343.9 MB). Estas características lo hacen mas adecuado para entornos con recursos limitados o aplicaciones en tiempo real. Además, el número de módulos activados durante el entrenamiento en Resnet34 es casi la mitad que en ViT (125 frente a 272), lo cual reduce notablemente la carga computacional durante el ajuste de parámetros. Estos datos se resumen en la tabla 4.

Cuadro 4: Parámetros de entrenamiento de ResNet34 y ViT DINOv2

Parámetro	ResNet34	ViT DINOv2 (ViT-Base Patch16/224)
Parámetros totales	21.4 M	86.0 M
- Feature extractor	21.3 M	85.8 M
- Clasificador	132 K	198 K
Tamaño estimado del modelo	85.7 MB	343.9 MB
Dispositivo de entrenamiento	GPU (CUDA)	GPU (NVIDIA L4 con Tensor Cores)
Criterio de pérdida	CrossEntropyLoss	CrossEntropyLoss
Módulos en modo entrenamiento	125	272

En función de este análisis, se selecciona Resnet34 como el modelo optimo para esta tarea, al ofrecer un equilibrio favorable entre rendimiento, simplicidad arquitectónica y eficiencia computacional.

4.2. Métricas del Modelo

Una vez finalizado el proceso de entrenamiento, el modelo basado en una arquitectura red Neuronal convolucional demostró un desempeño notable en la tare de clasificación de tonos de piel. En el conjunto de validación, se alcanzó un acurracy del 77.42 %, un recall macro del 38.61 % y un F1-score macro del 41 %, lo cual demuestra una alta capacidad del modelo para identificar correctamente los distintos tonos de piel.

Durante el entrenamiento, la función de perdida en validación descendió progresivamente hasta lograrse estabilizar en un valor final de 0.69, indicando un buen proceso de aprendizaje y una reducción efectiva del error de clasificación entre clases. Las curvas de entrenamiento reflejan también una tendencia estable en las métricas de evaluación, con convergencia visibles a partir de la época 15.

Estos resultados nos sugieren que el modelo es capaz de generalizar adecuadamente incluso en condiciones variables, tales como expresiones fáciles o cambios de iluminación. Sin embargo, aún persisten desafíos inherentes a la clasificación de tono de piel, tales como la similitud visual entre ciertos fototipo.

A pesar de estas limitaciones, el desempeño alcanzado valida la viabilidad del modelo para aplicaciones prácticas, especialmente en entornos virtuales y en tiempo real. La implementación técnica de data argumentation durante le etapa de entrenamiento contribuyo a mejor robustez del sistema, dando la capacidad del sistema se enfrente a casos reales.

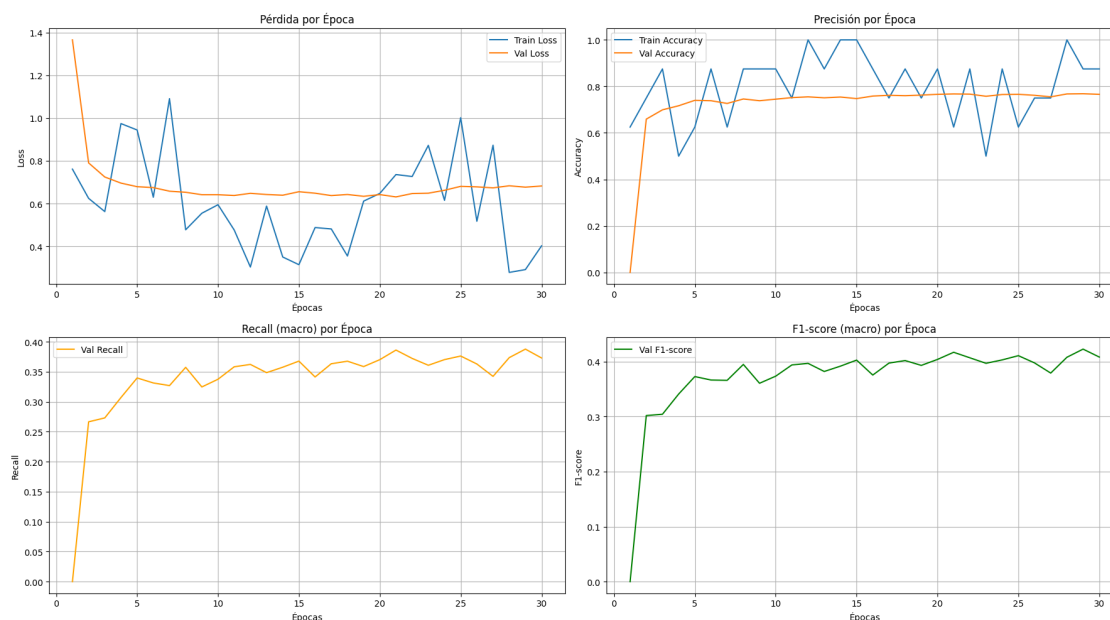


Figura 6: Evolución de métricas del modelo durante el entrenamiento

Gráficas que reflejan el comportamiento de las métricas principales

Complementariamente, para profundizar en la evaluación del desempeño del modelo, se utilizó a la matriz de confusión. Esta herramienta permite analizar no solo la precisión global, sino también como se distribuyen los aciertos y errores entre las distintas clases. Tal como se observó, el moldeo logra clasificar correctamente una alta proporción de imágenes correspondientes al tono claro y oscuro. No obstante, se evidencia confusiones frecuentes entre la clase de tonos medios, lo cual podría deberse a posibles inconsistencias en el proceso de etiquetado. Esto afecta significativamente la capacidad del modelo para generalizar adecuadamente en estos casos. Esta situación se ilustra en el gráfico siguiente, donde se observa con mayor detalle el desempeño del modelo.

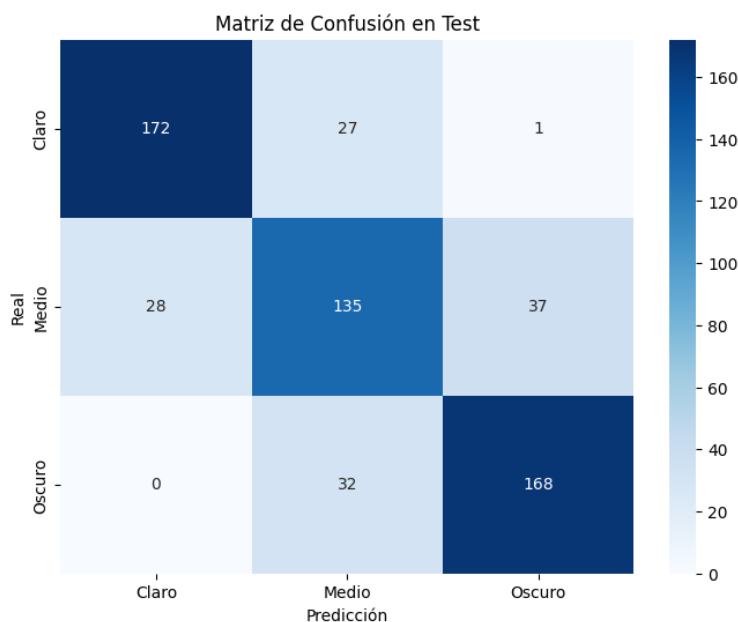


Figura 7: Matriz de Confusión de Modelo de Clasificación

Gráfica que muestra los aciertos entre las diferentes clases de nuestro modelo

Se evaluó el rendimiento del modelo mediante las curvas ROC para cada una de las clases. Estas curvas permiten analizar la capacidad del modelo para discriminar entre categorías a diferentes umbrales de decisión. Los resultados indican un excelente desempeño en la clase “Claro”, con un AUC de 0.96, seguido por la clase “Oscuro”, con un AUC de 0.94. La clase “Medio” presenta un desempeño inferior, con un AUC de 0.84. Estos valores sugieren que el modelo clasifica con mayor precisión las imágenes correspondientes a tonos de piel claros y oscuros, mientras que presenta mayores dificultades al distinguir imágenes de tonos intermedios, lo cual concuerda con lo observado previamente en la matriz de confusión. Esta información se visualiza con mayor de talle en el gráfico que se presenta a continuación.

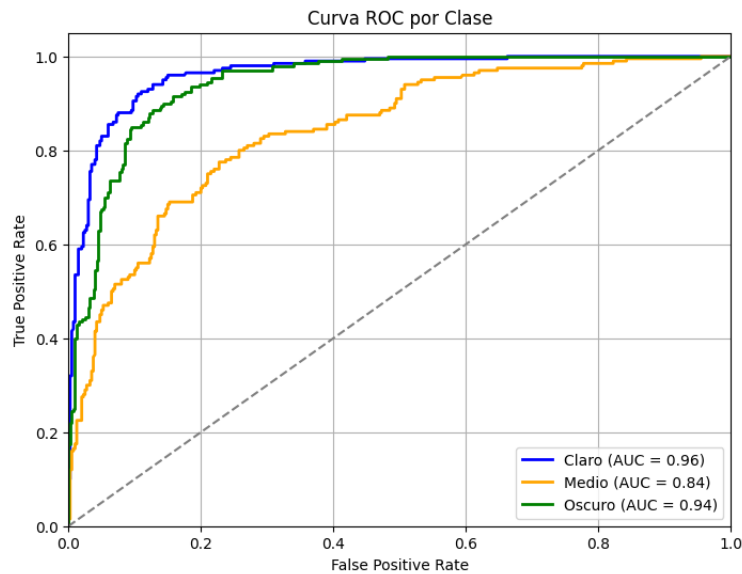


Figura 8: Curva ROC por clase

Gráfica que muestra el desempeño de nuestro modelo

4.3. Visualización del Análisis Cromático

En las pruebas realizadas en el emulador de Android se evaluó la forma en la que el usuario puede visualizar su análisis cromático. Tras la subida de una imagen facial, el sistema ejecuta el modelo de clasificación por fototipos de piel determinando el tono de piel de usuario, lo que permite asignar una estación y su respectiva paleta de colores.

La interfaz de usuario muestra de manera clara la paleta de colores asignada. Cada color es representado mediante pequeños círculos, facilitando la identificación visual de los tonos que favorecen al usuario.

Este sistema permite que el usuario conozca su paleta de colores personalizada y pro-

proporciona una base para el reconocimiento de los tonos que mejor armonizan con el fototipo de piel. A partir de esta información, el sistema puede filtrar y generar futuras recomendaciones de vestimenta de manera más precisa.

La integración entre el sistema y AWS fue eficiente, ya que permitió la generación de recomendaciones y el almacenamiento de imagen en tiempo real sin ningún tipo de interrupciones. La generación del análisis cromático es de manera inmediata, lo que proporciona una experiencia fluida al usuario.

La visualización del análisis cromático se realizó de manera satisfactoria, ya que se generó el análisis cromático a partir del modelo de clasificación y se almacenaron tanto el tipo de piel como la paleta de colores correspondiente. De esta manera, se logró comunicar de forma clara el resultado del análisis.

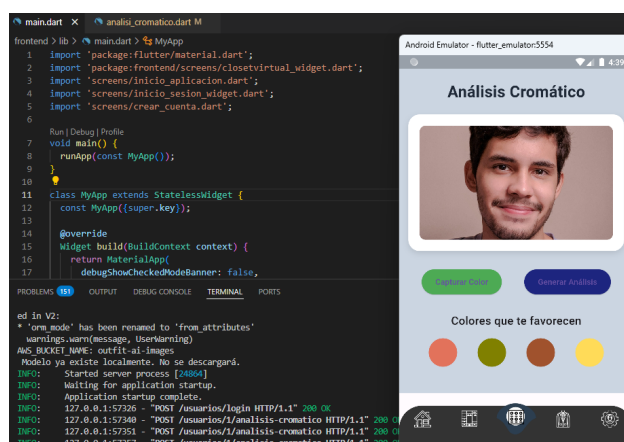


Figura 9: Prueba de nuestro modelo en la aplicación

Realizamos pruebas del modelo en la Aplicación obteniendo al final los colores que hacen relucen de una manera eficiente al usuario.

4.4. Vista funcional desde la app móvil

En la fase de pruebas, la aplicación fue ejecutada en un emulador de Android, el cual permitió simular el comportamiento de un dispositivo real en un entorno controlado. Gracias a esta implementación, se validaron de manera satisfactoria todas las funcionalidades principales de la aplicación.

Las funcionalidades implementadas fueron sometidas a pruebas funcionales, incluyendo el inicio de sección, el registro de nuevos usuarios, la carga de imágenes para el análisis cromático, el almacenamiento, almacenamiento de prendas y visualización de las mismas. Todas estas funcionalidades respondieron de una manera estable, mostrando un flujo coherente y sin interrupciones.

La integración entre las dos capas de la arquitectura fue exitosa. Las solicitudes enviadas en formato JSON por el frontend fueron recibidas y procesadas por el backend y viceversa, lo que nos permitió mantener un flujo de comunicación sincronizado y efectivo.

De igual forma, la validación del almacenamiento de imágenes en la nube fue exitoso, permitiendo guardar las fotografías tanto de las prendas como de los usuarios junto con sus respectivas anotaciones. De esta manera, se logró obtener de forma estructurada las diferentes imágenes para la funcionalidad de nuestro sistema.

Todas estas pruebas permitieron confirmar que la aplicación es estable, funcional y cumple con los requisitos planteados en un entorno simulado mediante el uso de un emulador de dispositivo móvil.

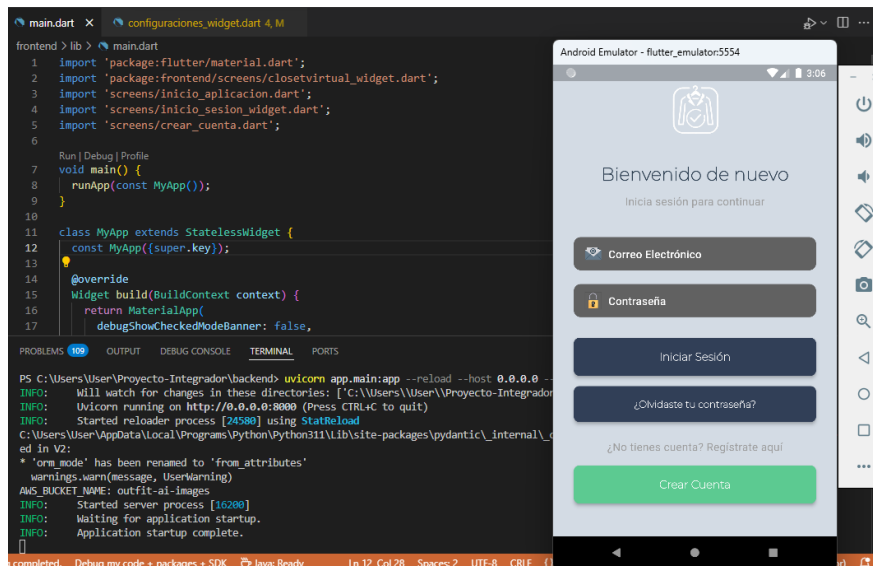


Figura 10: Pantalla de inicio de sesión implementada en Flutter

Vista funcional de la pantalla de login desplegada en el emulador Android.

5. Conclusiones y Trabajo Futuro

5.1. Conclusiones

La implementación de esta aplicación móvil basada en inteligencia artificial demostró ser una solución viable y funcional para la generación automática de atuendos personalizados, fundamentada en el análisis cromático del usuario. La integración de un modelo de clasificación entrenado con imágenes fáciles permitió identificar de forma eficiente el fototipo de piel del usuario, lo cual facilitó la asignación de una paleta de colores personalizada a su tono de piel.

El modelo de clasificación, basado en una red Neuronal convolucional, demuestra

un desempeño aceptable en el entorno de prueba, alcanzando un 79 % de accuracy y un F1-score de 79 %. Sin embargo, presenta debilidades significativas en la clase "Medio" (F1-score de 0.69) lo que sugiere una capacidad limitada para generalizar en dicha categoría.

La integración entre el backend, el frontend y con el uso de servicios en la nube Amazon S3, EC2 y RDS, permitió desarrollar una aplicación fluida, escalable y segura. La visualización del análisis cromático se logro de manera exitosa y las recomendaciones generadas se basaron en los principios del análisis cromático estacional, combinando la personalización con el tono de piel del usuario.

La aplicación fue probada en un emulador de Android, lo que permitió validar todas las funcionalidades implementadas, incluyendo el sistema de autenticación, registro de usuario, la carga de imágenes, la visualización del closet virtual y la generación automática de recomendaciones. Todas estas funcionalidades operaron de manera correcta y coherente con los objetivos preestablecidos.

En síntesis, el sistema logró cumplir con los objetivos planteados al inicio del proyecto, demostrando que es posible aplicar modelos de visión por computadora y aprendizaje automático para mejorar la experiencia del usuario en el ámbito de la moda personalizada.

5.2. Trabajo Futuro

Para continuar con el desarrollo y mejora de esta aplicación, se propone las siguientes líneas de trabajo futuro.

- Es fundamental ejecutar la aplicación en distintos dispositivos móviles con diferentes resoluciones de cámara, condiciones de iluminación y conectividad al internet, con la finalidad de validar su rendimiento en entornos reales.

- Se sugiere incluir variables adicionales como el clima, el contexto y las preferencias personales del usuario, para enriquecer y personalizar las recomendaciones generales.
- Añadir un modulo que permita buscar prendas en tiendas virtuales compatibles con la paleta de colores sugerida por el sistema. También se puede incluir la opción de seleccionar marcas del gusto del usuario.
- Dado que se cuenta con la imagen del rostro del usuario, se propone implementar un modulo que ofrezca consejos de tipos de peinados y cuidado facial, integrando funciones de asesoría de imagen de manera más completa.
- Desarrollar una funcionalidad que permita al usuario subir enlaces de prendas desde tiendas en linea, extrayendo automáticamente su imagen, color dominante, tipo de prenda y recomendaciones de cuidado. Esto reducirá la intervención manual y optimizar la expansión del closet virtual.
- En una siguiente etapa, se propone implementar un modelo de inteligencia artificial capaz de generar imágenes del usuario vistiendo los atuendos recomendados. Esta funcionalidad permitirá una evaluación visual previa y aumentara significativamente el valor práctico de la aplicación.

6. Referencias

Referencias

- Colorwise.me. (2024). My Best Colors [Mobile application]. Consultado el 19 de abril de 2025, desde <https://apps.apple.com/us/app/my-best-colors/id1459421275>
- Dressika. (2024). Colorimetría – Dressika [Mobile application]. Consultado el 19 de abril de 2025, desde <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.standysoftware.colorstyle>
- Elliot, A. J., & Maier, M. A. (2007). Color and psychological functioning: The effect of red on performance attainment. *Journal of Experimental Psychology: General*, 136(1), 154-168. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.136.1.154>
- Elliot, A. J., & Maier, M. A. (2015). Color psychology: Effects of perceiving color on psychological functioning in humans. *Annual Review of Psychology*, 66, 95-120. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-010213-115035>
- García, L., & Martínez, E. (2021). Impact of UI/UX design on user retention in mobile applications. *International Journal of Mobile Design*, 18(2), 145-162. <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.13407>
- Guirro, R. R. J., & Guirro, E. C. O. (2004). *Curvas de la cara: Armonización orofacial*. Editorial Amolca.
- Itten, J. (1973). *The art of color: The subjective experience and objective rationale of color*. Wiley.
- Jackson, C. (1980a). *Color Me Beautiful*. Ballantine Books.
- Jackson, C. (1980b). *Color me beautiful*. Ballantine Books.

- Khan, A., Ullah, A., Ahmad, J., & Hussain, M. (2021). Real-Time Face Detection on Mobile Devices Using Lightweight Deep Learning Models. *IEEE Access*, 9, 53889-53899. <https://doi.org/https://doi.org/10.1049/ipr2.12903>
- Liu, Z., Luo, P., Qiu, S., Wang, X., & Tang, X. (2016). DeepFashion: Powering robust clothes recognition and retrieval with rich annotations. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1096-1104. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.123>
- Madden, T. J., Hewett, K., & Roth, M. S. (2000). Managing images in different cultures: A cross-national study of color meanings and preferences. *Journal of International Marketing*, 8(4), 90-107. <https://doi.org/10.1509/jimk.8.4.90.19795>
- Smith, J., & Johnson, A. (2020). Efficiency and user engagement in mobile application development. *Journal of Mobile Technology*, 15(3), 234-250. <https://doi.org/10.1016/j.jmtech.2020.03.002>
- Style DNA. (2024). AI Color Analysis [Mobile application]. Consultado el 19 de abril de 2025, desde <https://apps.apple.com/us/app/style-dna-ai-color-analysis/id1358319821>
- Vanessa, V. (2016). *Color me confident: Change your look, change your life!* Hamlyn.
- WhatColors. (2024). Color Analysis: WhatColors [Mobile application]. Consultado el 19 de abril de 2025, desde <https://apps.apple.com/us/app/color-analysis-whatcolors/id6478835459>
- Wyszecki, G., & Stiles, W. S. (1982). *Color science: Concepts and methods, quantitative data and formulae* (2nd). Wiley.

Zhang, X., Zhang, X., Tang, J., & Wang, S. (2020). Outfit generation and style extraction via bidirectional LSTM and autoencoder. *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*, 1105-1113. <https://doi.org/10.1145/3394171.3413771>

7. Anexos

- **Repositorio Digital:** github.com/diego16022/Proyecto-Integrador
- **Modelo Entrenado (Google Colab):** colab.research.google.com - Modelo-DINO
- **Dataset (Kaggle):** kaggle.com/datasets/ashwingupta3012/human-faces
- **Diseño en Figma:** figma.com - Diseño UI Tesis