



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas el color de la vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning.

Echeverría Perugachi, Ángel Sebastián y Segovia Espinosa, Flor Mariela

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software


Trabajo de Unidad de Integración Curricular, previo a la obtención del Título de Ingeniero de Software

Dr. Carrillo Medina, José Luis, (mCL).

23 de febrero del 2023

Latacunga- Ecuador

Reporte de verificación de contenido



CERTIFICADO DE ANÁLISIS
magister

Tesina_Re-ID_Segovia-Echeverria-16-02-2023-Anti plagio

1% Similitudes

< 1% Texto entre comillas
0% similitudes entre comillas
< 1% Idioma no reconocido

Nombre del documento: Tesina_Re-ID_Segovia-Echeverria-16-02-2023-Anti plagio.docx

ID del documento: 0e8152ca7a5f498053e4bfe53c2bd53456f5f909

Tamaño del documento original: 5,13 Mo

Depositante: JOSÉ LUIS CARRILLO

Fecha de depósito: 16/2/2023


Tipo de carga: interface

fecha de fin de análisis: 16/2/2023









Número de palabras: 14.512

Número de caracteres: 96.165


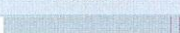








Ubicación de las similitudes en el documento:



Fuentes principales detectadas






N°	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	 Tesina_Re-ID_Lignia_Pichucho-16-02-2023-Anti plagio.docx Tesina_Re-ID_Li... #9cb815 El documento proviene de mi biblioteca de referencias 2 fuentes similares	2%		Palabras idénticas : 2% (242 palabras)
2	 dialnet.unirioja.es Re-identificación de personas a través de sus características sof... https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8375705 1 fuente similar	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (90 palabras)
3	 repository.udistrital.edu.co https://repository.udistrital.edu.co/bitstream/handle/11349/6104/CaballeroBarrigaEdisonRene2017.pdf... 6 fuentes similares	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (62 palabras)
4	 oa.upm.es Utilización de métodos de visión artificial para PC como apoyo en la aut... https://oa.upm.es/44219/1/TFM_LUIS_RODRIGO_BARBA_GUAMAN.pdf 5 fuentes similares	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (46 palabras)


Fuentes con similitudes fortuitas

N°	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	 ve.scielo.org Implementación híbrida hardware software del algoritmo de detección... https://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_text&pid=S1316-48212012000200005	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (37 palabras)
2	 doi.org A Novel Method Based on Learning Automata for Automatic Lesion Detectio... https://doi.org/10.4103/2228-7477.137788	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (28 palabras)
3	 repositorio.utm.edu.ec Diseño de un sistema prototipo de reconocimiento facial pa... http://repositorio.utm.edu.ec/bitstream/123456789/9572/6/04_RED_232_TRABAJO_DE_GRADO.pdf.txt	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (26 palabras)
4	 Documento de otro usuario #07c0e El documento proviene de otro grupo	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (17 palabras)
5	 Documento de otro usuario #9cfe8 El documento proviene de otro grupo	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (11 palabras)

Fuentes mencionadas (sin similitudes detectadas)

Estas fuentes han sido citadas en el documento sin encontrar similitudes.

-  <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2825310>
-  <https://doi.org/10.1016/j.lot.2021.100365>
-  https://doi.org/10.1007/978-3-319-63315-2_7
-  <https://doi.org/10.1098/rsta.2012.0222>
-  http://libroslibres.uls.edu.sv/informatica/informacion_basica_scrum.pdf



 Ing. Carrillon Medina, José Luis Ph.D
 C.C.: 0501553788



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Certificación

Certifico que el trabajo de Unidad de Integración Curricular, “**Sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas el color de la vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning**” fue realizado por los señores **Echeverría Perugachi, Ángel Sebastián y Segovia Espinosa, Flor Mariela**; el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además fue revisado en su totalidad por la herramienta de prevención y/o verificación de similitud de contenidos; razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Latacunga, 23 de febrero del 2023

Firma:

Dr. Carrillo Medina, José Luis, (mCL).

C. C: 051553788-



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Responsabilidad de Autoría

Nosotros, Echeverría Perugachi, Ángel Sebastián y Segovia Espinosa, Flor Mariela con cédula de ciudadanía nº 1727232512 y 0502851066, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación: **Sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas el color de la vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning** es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos, y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Latacunga, 23 de febrero del 2023

Echeverría Perugachi, Ángel Sebastián
C.C: 1727232512

Segovia Espinosa, Flor Mariela
C.C: 0502851066



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Autorización de Publicación

Nosotros, Echeverría Perugachi, Ángel Sebastián y Segovia Espinosa, Flor Mariela con cédulas de ciudadanía n° 1727232512 y 0502851066, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación: “Sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas el color de la vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning” en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Latacunga, 23 de febrero del 2023

Echeverría Perugachi, Ángel Sebastián
C.C: 1727232512

Segovia Espinosa, Flor Mariela
C.C: 0502851066

Dedicatoria

Esta tesis está dedicada con todo mi amor y gratitud a mis queridos abuelitos, quienes siempre me han apoyado y motivado a seguir adelante en mi educación. A mi mamá, quien ha sido mi mayor fuente de inspiración y ejemplo de perseverancia y dedicación. A mis tíos, por su incondicional apoyo y por siempre estar ahí para ayudarme en todo lo que necesito. Gracias por creer en mí y por ser parte fundamental en este camino hacia el éxito académico. ¡Este logro también es suyo!

Echeverría Perugachi, Ángel Sebastián

Dedicatoria

El presente trabajo le dedico a mi madre Mariela que, aunque no esté presente sé que guía mi camino desde el cielo, a mis padres Esperanza, Luis, Azucena, Guillermo que sin su esfuerzo estos sueños y metas cumplidas no hubieran sido posibles, han sido mi apoyo constante a lo largo de mi vida. Gracias a su amor incondicional, he podido enfrentar los desafíos y superar los obstáculos que se han presentado en mi camino. Quienes siempre han estado presentes en cada etapa de mi vida, han sido mis guías y consejeros, motivándome a alcanzar mis metas y apoyándome en cada decisión importante que he tomado.

Mis hermanos de corazón, quienes han estado conmigo en los buenos y malos momentos, han sido como una familia extendida para mí, brindándome su amistad sincera y su apoyo emocional cuando más lo he necesitado.

A mi enamorado, quien ha sido mi compañero en esta etapa de mi vida, por su amor incondicional, su paciencia, brindándome su apoyo y comprensión en cada momento.

Esta tesis es un reflejo del esfuerzo y dedicación que he puesto en este proyecto, pero también es una muestra de reconocimiento hacia las personas que han estado a mi lado en cada paso de mi camino. Esta dedicación es una forma de honrar su papel en mi vida y de expresar mi profunda gratitud por todo lo que han hecho por mí.

Segovia Espinosa, Flor Mariela

Agradecimiento

Me gustaría expresar mi más sincero agradecimiento a las personas que han sido una parte fundamental en el desarrollo de esta tesis. En primer lugar, quiero dar las gracias a mis abuelitos, quienes siempre me han brindado su apoyo y motivación en cada paso que doy. A mi mamá, quien ha sido mi mayor inspiración y quien me ha inculcado los valores y principios que han guiado mi formación.

Asimismo, quiero agradecer a mis tíos, quienes me han brindado su tiempo, dedicación y sabios consejos durante todo este proceso. Y finalmente, quiero dar las gracias a mi compañera de tesis Flor, quien ha sido un gran pilar en la realización de este proyecto, su ayuda ha sido invaluable.

Finalmente, agradezco a mis tutores de tesis, el Dr. José Carrillo y MSc Patricio Espinel, por su valioso conocimiento, orientación y asesoramiento en el desarrollo de esta investigación. Sus sugerencias y comentarios han sido fundamentales para la realización de esta tesis y para mi formación académica en general.

Gracias a todos por su apoyo, comprensión y por creer en mí. Este logro no hubiera sido posible sin su presencia y guía en mi vida

Echeverría Perugachi, Ángel Sebastián

Agradecimiento

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a todas las personas que han sido parte de esta etapa en mi vida y han contribuido a hacer posible la realización de este proyecto.

En primer lugar, quiero agradecer a Dios por darme la vida, la fuerza y la sabiduría necesaria para poder completar esta travesía. A mis padres por ser el pilar fundamental en mi vida por brindarme su amor, protección, por darme fuerzas para seguir adelante con mis sueños, por estar para mí cada día, con malas noches y días tranquilos. A mi ángel más preciado a mi Madre Mariela Espinosa porque sin su ayuda y bendición esta meta no se hubiera cumplido.

Agradezco también al Dr. José Carrillo y MSc Patricio Espinel por su orientación, consejos y por ayudar me a culminar este trabajo de titulación, por brindarme sus conocimientos. A mis Ingenieros por estar dispuestos a enseñarme. A la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE sede Latacunga por abrirme las puertas para poder seguir una carrera y así llegar a ser una profesional.

También quiero agradecer a mis hermanos de corazón por estar para mí en cada paso que daba, por el apoyo brindado. A mis amigos por sacarme risas a pesar de lo difícil que se ponía la vida estudiantil, por ser mi motivación para culminar mis estudios. Quiero agradecer a mi enamorado Darío por estar por estar a mi lado en todo momento por ayudarme, por brindarme su amor, comprensión.

Sin su respaldo, este proyecto no habría sido posible. Este logro es una muestra de la contribución de cada una de estas personas en mi vida y su apoyo ha sido fundamental para llegar a este momento.

Segovia Espinosa, Flor Mariela

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Carátula.....	1
Reporte de verificación de contenido	2
Certificación	3
Responsabilidad de Autoría.....	4
Autorización de Publicación	5
Dedicatoria.....	6
Dedicatoria.....	7
Agradecimiento	8
Agradecimiento	9
Índice de contenidos.....	10
Índice de tablas.....	13
Índice de figuras.....	15
Resumen	17
Abstract.....	18
Capítulo I: Introducción	19
Propósito y contextualización del tema.....	20
Justificación del interés de la investigación	20
Objetivos	21
<i>Objetivo General</i>	21

	11
<i>Objetivos Específicos</i>	21
Metodología	22
Capítulo II: Marco Teórico	25
Características Biométricas y Soft-biométricas	25
<i>Características Biométricas</i>	25
<i>Características Soft-biométricas</i>	27
Técnicas de Visión por Computadora	28
<i>Algoritmo Haar Cascade</i>	29
<i>Algoritmo Viola-Jones</i>	29
<i>LBP (Local Binary Pattern)</i>	30
<i>LBPH (Local Binary Pattern Histogram)</i>	31
Modelos y/o Algoritmos de Machine Learning	32
<i>Tipos de aprendizaje automático</i>	34
<i>SVM (Support Vector Machine)</i>	35
Capítulo III: Implementación del Sistema	37
Análisis y diseño del sistema	40
Análisis del sistema	40
<i>Diseño del sistema</i>	44
<i>Esquema del sistema de Re-Identificación</i>	45
<i>Herramientas de software para el desarrollo</i>	48

Definición e implementación de modelos: facial y color de la ropa.	49
Desarrollo del sistema.	75
Capítulo IV: Validación del Sistema.....	76
Definición y aplicación de métricas de evaluación	76
<i>Marco de Evaluación</i>	76
<i>Definición de métricas de evaluación</i>	76
<i>Aplicación de métricas de evaluación</i>	77
<i>Pruebas al algoritmo de identificación de rostro</i>	80
<i>Pruebas al algoritmo de Re-identificación de color de la vestimenta</i>	88
Conclusiones.....	97
Bibliografía	99
Anexos	104

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Matriz de confusión</i>	39
Tabla 2 <i>Roles designados</i>	41
Tabla 3 <i>Historias de Usuario</i>	42
Tabla 4 <i>Product Backlog (PB)</i>	43
Tabla 5 <i>Herramientas aplicadas en el sistema</i>	48
Tabla 6 <i>Hardware requerido</i>	48
Tabla 7 <i>Sprint Backlog 01</i>	50
Tabla 8 <i>Sprint Backlog 02</i>	53
Tabla 9 <i>Matriz de confusión de Luis en el video 1</i>	59
Tabla 10 <i>Matriz de confusión de Luis en el video 2</i>	59
Tabla 11 <i>Matriz de confusión de Luis en el video 3</i>	59
Tabla 12 <i>Pruebas del reconocimiento facial de Luis</i>	60
Tabla 13 <i>Sprint Backlog 03</i>	62
Tabla 14 <i>Sprint Backlog 04</i>	64
Tabla 15 <i>Sprint Backlog 05</i>	68
Tabla 16 <i>Matriz de confusión de Luis en el video 1</i>	73
Tabla 17 <i>Matriz de confusión de Luis en el video 2</i>	73
Tabla 18 <i>Matriz de confusión de Luis en el video 3</i>	74
Tabla 19 <i>Pruebas del reconocimiento facial de Luis</i>	74
Tabla 20 <i>Métrica de evaluación Accuracy</i>	85
Tabla 21 <i>Resultados de las métricas de evaluación de Re-identificación de rostros</i>	85
Tabla 22 <i>Resultados del modelo entrenado de Re-identificación facial</i>	86
Tabla 23 <i>Métrica de evaluación Accuracy</i>	93

Tabla 24 *Resultados de las métricas de evaluación de Re-identificación del color de la vestimenta.....* 93

Tabla 25 *Resultados del modelo entrenado de Re-identificación del color de la vestimenta.....* 94

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 <i>Medición de rasgos característicos para algoritmo Viola-Jones</i>	29
Figura 2 <i>LBP (Local Binary Pattern)</i>	30
Figura 3 <i>LBPH (Local Binary Pattern Histogram)</i>	31
Figura 4 <i>Algoritmos de Machine Learning</i>	34
Figura 5 <i>SVM (Support Vector Machine)</i>	35
Figura 6 <i>Matriz de confusión</i>	40
Figura 7 <i>Ambiente controlado real</i>	44
Figura 8 <i>Distribución de cámaras</i>	45
Figura 9 <i>Esquema para la detección de rostros</i>	46
Figura 10 <i>Esquema para la detección del color de la vestimenta</i>	47
Figura 11 <i>Carpetas generadas con recortes de rostros</i>	51
Figura 12 <i>Algoritmo Viola Jones para la identificación de rostros Parte 1</i>	55
Figura 13 <i>Algoritmo Viola Jones para la identificación de rostros Parte 2</i>	56
Figura 14 <i>Algoritmo Viola Jones para la identificación de rostros Parte 3</i>	57
Figura 15 <i>Procesamiento de la captura del rostro</i>	58
Figura 16 <i>Re-identificación del rostro de Luis</i>	58
Figura 17 <i>Carpeta generada con el recorte de cuerpo completo para color de vestimenta</i>	63
Figura 18 <i>Procesamiento de la captura del color de la vestimenta</i>	66
Figura 19 <i>Re-identificación de personas a través del color de la vestimenta con el descriptor LBPH & el clasificador SVM parte 1</i>	70
Figura 20 <i>Re-identificación de personas a través del color de la vestimenta con el descriptor LBPH & el clasificador SVM parte 2</i>	71

Figura 21 <i>Re-identificación de personas a través del color de la vestimenta con el descriptor LBPH & el clasificador SVM parte 3</i>	72
Figura 22 <i>Re-identificación de la característica soft-biométrica el color de la vestimenta de Luis</i>	73
Figura 23 <i>Diagrama de multiprocesamiento</i>	78
Figura 24 <i>Re- identificación de la característica biométrica el rostro con los modelos</i>	79
Figura 25 <i>Re- identificación de la característica soft-biométrica el color de la vestimenta con los modelos</i>	79
Figura 26 <i>Errores en la Re-identificación facial</i>	80
Figura 27 <i>Errores y corrección de errores en la Re-identificación facial</i>	81
Figura 28 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 1</i>	82
Figura 29 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 2</i>	82
Figura 30 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 3</i>	83
Figura 31 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado del recorrido 1</i>	83
Figura 32 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado del recorrido 2</i>	84
Figura 33 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado del recorrido 3</i>	84
Figura 34 <i>Errores en la Re-identificación del color de la vestimenta</i>	88
Figura 35 <i>Errores y corrección de errores en la Re-identificación del color de la vestimenta</i>	89
Figura 36 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 1</i>	90
Figura 37 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 2</i>	90
Figura 38 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 3</i>	91
Figura 39 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado en el recorrido 1</i>	91
Figura 40 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado en el recorrido 2</i>	92
Figura 41 <i>Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado en el recorrido 3</i>	92

Resumen

Este proyecto está enfocado en la creación de un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas el color de la vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning el cual será implementado en un entorno controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE sede Latacunga. Para el reconocimiento facial se utilizó el descriptor LBPH debido a que detecta el ángulo de la cabeza, los algoritmos Haar Cascade y Viola Jones debido a su eficiencia en términos de procesamiento, eficacia para reconocer rostros, para el reconocimiento del color de la vestimenta se utilizó el clasificador SVM con ayuda del descriptor LBPH debido a su robustez en la variación de iluminación, creando modelos óptimos tanto para la detección del rostro como del color de la vestimenta por medio de un dataset generado en los pasillos de la Universidad tomando en cuenta la iluminación, no tener obstrucciones (mascarilla, gafa, gorras, bufanda), no se reflejen las personas en el suelo, las cámaras deben tener buena resolución y estar estática, que no existan cambios de ropa drásticamente. Para que el sistema se ejecute en tiempo real se optó por utilizar multiprocesadores, el primero para la Re-Identificación por medio del rostro el segundo para crear el modelo de color de la vestimenta y el tercero para la Re-Identificación por medio del color de la vestimenta, dándonos como resultados en la detección de color de vestimenta un porcentaje de predicción del 78.77%, además en el modelo de reconocimiento facial se obtuvo un porcentaje de predicción del 86.48%.

Palabras clave: Re-Identificación de personas, características faciales y soft-biométrica, Visión por Computadora, Machine Learning.

Abstract

This project is focused on the creation of a system of Re-Identification of people through facial and soft-biometric characteristics and clothing color, using Computer Vision and Machine Learning algorithms which will be implemented in a controlled environment at the University of the Armed Forces ESPE headquarters Latacunga. For facial recognition we used the LBPH descriptor because it detects the angle of the head, the Haar Cascade and Viola Jones algorithms because of their efficiency in terms of processing, effectiveness to recognize faces, for the recognition of the color of the clothing we used the SVM classifier with the help of the LBPH descriptor because of its robustness in the illumination variation, creating optimal models for both face and clothing color detection by means of a dataset generated in the corridors of the University taking into account the lighting, no obstructions (mask, glasses, caps, scarf), no reflection of people on the floor, the cameras must have good resolution and be static, there are no drastic changes of clothing. For the system to run in real time, it was decided to use multiprocessors, the first one for the Re-Identification by means of the face, the second one to create the color model of the clothing and the third one for the Re-Identification by means of the color of the clothing, giving us as results in the detection of color of clothing a percentage of prediction of 78.77%, also in the model of facial recognition a percentage of prediction of 86.48% was obtained.

Key words: Re-identification of people, facial features and soft-biometrics, Computer Vision, Machine Learning.

Capítulo I

Introducción

En la actualidad, los sistemas de video-vigilancia cumplen un rol extremadamente importante en el sector de la seguridad empresarial, industrial e institucional (J. Huang & Tsai, 2021). La Re-Identificación de personas (Re-ID) es la base de los sistemas de video-vigilancia (Wang et al., 2014).

Existen dos tipos de sistemas de video-vigilancia los tradicionales y los inteligentes, cuya diferencia radica en que los primeros necesitan de agentes de seguridad para controlar y monitorear múltiples cámaras (Varona et al., 2008), los segundos comparados con los agentes estos no se distraen ni se cansan, además, estos sistemas son cada vez más eficientes y confiables.

La Re-ID consiste en identificar personas previamente registradas y detectarla a lo largo de una secuencia de imágenes obtenidas a través de un circuito cerrado de cámaras, en distintos lugares o momentos (Sivic et al., 2006). Una de las ventajas de implementar un sistema de Re-ID es que a partir de los datos que genera se puede implementar sistemas inteligentes que permita optimizar la detección de personas de forma automática (Ruiz, 2022).

Ejemplos de estos tipos de sistemas son: el seguimiento de personas (por ejemplo: en un aeropuerto para el control de acceso de usuarios a determinados lugares), el análisis de comportamientos (por ejemplo: para prevenir amenazas) (Cotanilla, 2020), etc.

De acuerdo con algunos estudios científicos podemos indicar que el desarrollo de estos tipos de sistemas resulta ser un área importante de investigación que podría ser clave para la lucha contra el crimen y el terrorismo (Ochoa, 2016), mediante la comprensión de la escena y el análisis de comportamientos.

Propósito y contextualización del tema

La Re-ID es una tarea difícil de implementar debido a que la secuencia de imágenes captada por cámaras en tiempo real se puede presentar cambios en las condiciones de iluminación o del clima, diferencias de aspecto por cambios de posición, detección de personas y movimientos por la distancia de la cámara y otras debido a las propiedades propias de las cámara como la baja resolución y mala calidad de imagen, diferencias en la iluminación, grandes diferencias de apariencia entre cámaras, capacidades de Zoom, diferencias en los ángulos de visión, entre otras cosas (Ochoa, 2016).

Los sistemas de Re-ID utilizan patrones para identificar personas como son las características biométricas y las soft-biométricas. Dentro de las primeras tenemos, por ejemplo, el rostro, la huella dactilar, la secuencia de ADN. En los últimos años, se ha dado bastante importancia a las soft-biométricas, por ejemplo, la silueta corporal, la altura, el peso, ratio de aspecto, el color y la textura de la vestimenta, etc., estas características por si solas no tienen un alto nivel discriminatorio para identificar a una persona, pero combinadas tiene un alto nivel discriminatorio (Gómez, 2020).

Las características soft-biométricas se utilizan en situaciones complejas, por ejemplo, cuando a una persona no se le ve el rostro. Por lo anterior, se propone la realización de un sistema de Re-ID que utiliza características faciales y el color de la vestimenta que con el uso modelos y/o algoritmos de Machine Learning junto con técnicas de Visión por Computadora. permitan mejora la identificación de una persona, aunque no se le vea el rostro.

Justificación del interés de la investigación

En la actualidad, el uso de sistemas de video-vigilancia se ha convertido en un factor decisivo para la seguridad de personas, cuyo objetivo es reducir los riesgos de seguridad, por ejemplo, el control de acceso y seguimiento de personas en empresas e instituciones. La Re-ID es la base para el desarrollo de sistemas de video-vigilancia inteligentes.

Algunos de estos sistemas utilizan las características biométricas (como el rostro) y características soft-biométricas (como la silueta, ratio de aspecto, el color y textura de la vestimenta de una persona), lo que ha hecho posible mejorar la identificación de personas. Por un lado, cuando se ve el rostro y por otro lado cuando no se lo ve, en distintas cámaras y en diferentes lugares o momentos.

EL objetivo de este trabajo de investigación es el desarrollo de un sistema de Re-ID en una secuencia de imágenes y/o video, a través del uso de características biométricas (el rostro o facial) que combinadas con las características soft-biométricas (como el color de la vestimenta de una persona), en un entorno controlado, que con la ayuda técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning permite mejorar la predicción en la identificación de personas.

Este proyecto se desarrolla con la finalidad de aportar a la comunidad científica universitaria (estudiantes, docentes, administrativos y autoridad desde la ESPE Sede Latacunga), con un sistema de Re-ID que podría fortalecer la seguridad al interior de la ESPE y servirá como una guía para la implementación de otros proyectos enfocados y/o relacionados con la seguridad de personas.

Objetivos

Objetivo General

- Desarrollar un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas el color de la vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning.

Objetivos Específicos

- Conocer el estado del arte sobre métodos y técnicas para la re-identificación de personas a través de características faciales y soft-biométricas el color de la vestimenta.

- Implementar un sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas el color de la vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y/o Machine Learning.
- Validar los resultados, analizar errores y ajustar los modelos del sistema de video-vigilancia.
- Generar tesina de grado.

Metodología

En la metodología se empezará con un enfoque sistemático para encontrar literatura relacionada con un tema de investigación, utilizado a menudo para identificar técnicas de vanguardia que brindan la base teórica necesaria para iniciar un proyecto. Además, se llevará a cabo un mapeo sistemático para identificar estudios relevantes que sustenten el desarrollo del sistema propuesto. La metodología por usar será SCRUM.

Se comenzará observando la re-identificación de personas (Re-ID) utilizando biometría suave (silueta o contornos, texturas, colores, relaciones de aspecto, etc.) y técnicas de Visión por Computadora. Esta información se obtendrá mediante la revisión de publicaciones científicas en las librerías digitales: Scopus, ISI Web e IEEExplore, a fin de integrar conocimientos sobre Re-ID de personas.

Después se analizará las distintas etapas del proceso de aprendizaje en visión artificial y/o aprendizaje automático. Comienza investigando repositorios digitales que contengan imágenes, filmaciones y/o videos humanos, donde se pueden obtener visualizaciones, sistemas, modelos y/o algoritmos de caras humanas y biométricas suaves, para entrenar el o los sistemas, modelos y/o algoritmos de Re-ID de personas.

Además, la agrupación de datos se crea al fotografiar personas usando un circuito cerrado de cámaras (donde las cámaras no se superponen), lo que da como resultado un número predeterminado de imágenes con diferentes puntos de vista de la persona. Toda esta información se vuelve parte de los conjuntos de entrenamiento y prueba de modelos y/o algoritmos. Los datos biométricos suaves se extraen manual y/o automáticamente y se pueden procesar por separado o combinados con otro tipo de biometría (como rostros).

Luego se añadirá técnicas de Visión por Computadora (como LBPG y HOGG [14-15]) y/o modelos y/o algoritmos de aprendizaje automático (como SVM y CNN) para lograr un sistema de re-identificación de personas. Se implementará un circuito cerrado de cámaras que permitirá probar las técnicas y modelos y/o algoritmos.

También se evaluará diferentes modelos de implementación utilizando biometría suave (cambiando los hiper parámetros de diferentes maneras y/o agregando datos que complementen las transformaciones) para comparar y analizar predicciones donde el reconocimiento facial se pueda localizar como también cuando sea indistinguible, el posicionamiento de la cámara o el uso de hiper parámetros son un elemento clave.

Se utilizarán diferentes procesos de aprendizaje para crear nuevos modelos y/o algoritmos. Por lo general, los modelos se entrenan, evalúan, analizan en busca de errores y, en función de los resultados, estos modelos se adaptan y validan con nuevos conjuntos de datos para evaluar el rendimiento. En esta etapa también se analizará el impacto de los cambios biométricos suaves. Los modelos se ejecutarán por separado en las mismas condiciones, utilizando el mismo conjunto de datos y en el mismo intervalo de tiempo corto.

A continuación, se analizará los resultados de los modelos que se ejecutan por separado, es decir al utilizar una única técnica y función, también al combinar varios métodos y funciones que permiten determinar el modelo más adecuado para el entorno controlado. Finalmente, se evaluará el desempeño de estos modelos en un entorno no controlado, se analizará y comunicará el conocimiento y los resultados a la comunidad científica para demostrar su utilidad.

Capítulo II

Marco Teórico

La Re-Identificación (Re-ID) de personas es la base para el desarrollo de sistemas de videovigilancia inteligentes y es el proceso mediante el cual permite identificar correctamente a una persona a partir de diferentes imágenes tomadas en condiciones distintas, por ejemplo, de diferentes cámaras de una red. Esta tarea es de gran importancia práctica en una amplia gama de aplicaciones, como la video vigilancia o la recuperación de imágenes basada en el contenido.

En este trabajo el sistema de Re-ID de personas se utiliza como características biométricas el rostro y como soft-biométricas color de la vestimenta, características que se procesan con técnicas de Visión por Computadora como Viola Jones, algoritmo que permite la identificación del rostro, además, se utiliza Local Binary Patterns Histogram (variación de Local Binary Patterns, LBP) como un descriptor del color de la vestimenta y para clasificar se utiliza el modelo SVM de Machine Learning y el algoritmo Haar Cascade de Visión por Computadora, para lograr una mayor efectividad en la Re-Identificación de personas.

Características Biométricas y Soft-biométricas

La implementación de un sistema de Re-ID de personas se basa en el reconocimiento de características biométricas y características soft-biométricas, actualmente, esto ha hecho posible mejorar la identificación de personas.

Características Biométricas

Las características biométricas se refieren al uso de diferentes características anatómicas (como huellas dactilares, rostro o iris, altura, peso, ADN) y de comportamiento (como habla, firma o teclear, voz, como escribe). A estas características se las denominan identificadores o rasgos biométricos, estos permiten distinguir de forma unívoca un individuo de otro (Serratosa, 2021).

En el año 1882, se propuso el primer sistema científico utilizado por la policía para identificar a los delincuentes mediante características físicas. Se usaba específicamente para clasificar la forma de la nariz, la cara o el cuerpo de una persona. Se diseñó un sistema para identificar a las personas basándose en el almacenamiento de 11 medidas de la cabeza y el cuerpo: Altura, Anchura de los brazos extendidos, Altura al sentarse, Longitud de la cabeza, Anchura de la cabeza, Longitud de la oreja derecha, Anchura de la oreja derecha, Longitud del pie izquierdo, Longitud del dedo medio del pie izquierdo, Longitud del dedo meñique izquierdo de la mano, Longitud del antebrazo izquierdo (Serratos, 2021).

El reconocimiento facial se utiliza para clasificar la apariencia de una persona. Mide la distancia entre los ojos, distancia de la frente a la barbilla, el ancho de la nariz, la distancia de los ojos a la boca, profundidad de las cuencas oculares, forma de los pómulos, contorno de los labios, orejas y barbilla (Muriel Escobar et al., 2010).

Para la detección de rostros el sistema identifica a una persona al comparar su rostro capturado por las cámaras del circuito cerrado con imágenes entrenadas en el dataset para valorar la probabilidad de coincidencia entre estas.

El reconocimiento facial tiene mayor éxito en entornos controlados. Para que la detección tenga mejor precisión y deben cumplir con estas recomendaciones: i) deben tener buena iluminación, ii) no tener obstrucciones (mascarilla, gafa, gorras, bufanda) y iii) las cámaras deben tener buena resolución. Otros factores que afectan el reconocimiento facial son: el envejecimiento, las cirugías plásticas, las expresiones, variación de la pose de la cara (no es lo mismo reconocer una cara de frente que una cara de perfil), maquillaje (Singh et al., 2020).

Características Soft-biométricas

Las características soft-biométricas, conocidas también como suaves, son aquellas que brindan cierta información sobre un ser humano, pero carecen de la singularidad y la persistencia para distinguir suficientemente a dos individuos, existen diferentes tipos de características soft-biométricas, como las fisiológicas (silueta corporal, altura y el peso, color de pie, color de ojos, color de cabello), de comportamiento (la forma de caminar, forma de sentarse, forma de expresarse como la mímica, gestos) y adheridas (textura y color de la vestimenta, tatuajes) (Jain et al., 2004).

Estas características se utilizan juntamente con la detección de rostros para un mejor reconocimiento, aunque también se las pueden aplicar individualmente en caso de alguna oclusión del rostro.

En este trabajo sobre Re-Identificación de personas vamos a utilizar, uno de los atributos de la ropa considerado como una de las características soft-biométricas complementaria el color de la ropa, las ventajas para detectar a las personas mediante el color de su vestimenta son: i) en caso de existir oclusión en el rostro con el color de la vestimenta se podría detectar sin problema y ii) en conjunto con otro método de detección la información que aporta el color de vestimenta puede ayudar a mejorar el porcentaje de predicción.

Para Re identificar de acuerdo con esta característica soft-biométrica se segmenta a la persona (se divide a la imagen dejándole a la persona sin fondo) para distinguir el color de las prendas como, por ejemplo: chompas, sacos, camisetas, blusas, pantalones jean, pantalones de tela, vestidos, zapatos, bufanda, etc. Para que el sistema funcione de manera exitosa se recomienda: tener buena iluminación, la cámara debe tener buena resolución y estar estática, que no existan cambios de ropa drásticamente ya que esta característica mientras más cambie menor capacidad tendrá de reconocer a las personas.

Como observación y para tomar a consideración: para la detección por medio del color de la ropa se debe tener menos distancia existente entre la persona y la cámara porque la predicción será más factible, por el contrario, entre más distancia menor es el porcentaje de predicción.

Técnicas de Visión por Computadora

La Visión por Computadora es una rama de la Inteligencia Artificial que desarrolla la teoría y las técnicas necesarias para simular la percepción visual humana. Su objetivo principal es construir sistemas artificiales que puedan interpretar escenas naturales o datos multidimensionales (Molleda Meré, 2009).

Visión por Computadora se usa principalmente para la reconstrucción de diferentes propiedades de un entorno, como movimiento, color, profundidad, etc., a partir de un conjunto de imágenes idénticas (patrones).

El reconocimiento de patrones es el proceso de etiquetar objetos para indicar a qué clase pertenecen. Estos objetos deben estar representados por un conjunto de medidas que pueden ser largo, ancho, color, textura, etc. Un problema de reconocimiento implica necesariamente un proceso de aprendizaje basado en un conjunto de objetos (conjunto de datos o datasets en inglés).

Los resultados de una clasificación pueden resumirse en una matriz de mezcla cuyas columnas y filas corresponden a las clases predichas y reales, respectivamente. La estructura de la matriz tiene como resultados: verdaderos negativos (VN) son negativos que se identificaron correctamente, falsos negativos (FN) son positivos que se identificaron erróneamente como negativos, verdaderos positivos (VP) son positivos que se identificaron correctamente, falsos positivos (FP) son negativos que se identificaron como positivos (Bishop, 2013).

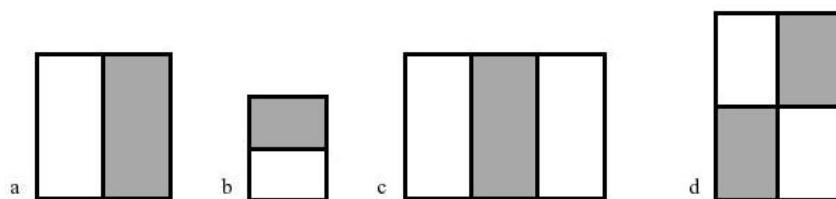
Para evaluar la eficacia de un clasificador utilizando la información de la matriz de confusión, se han identificado y utilizado varias métricas, que a menudo dependen del ámbito de aplicación. Algunas de las métricas más habituales para la evaluación son la precisión y reproducibilidad (Pajares Martinsanz & De La Cruz Garcia, 2010).

Algoritmo Haar Cascade

El algoritmo Haar Cascade es un modelo de detección de rostros propuesto por Paul Viola y Michael Jones, además es conocido como el algoritmo Viola-Jones, que es considerado como el primer sistema de reconocimiento facial en tiempo real.

Figura 1

Medición de rasgos característicos para algoritmo Viola-Jones



Nota. Figura 1: Ejemplos de los rasgos de 2(a y b), 3 (c) y 4 (d) rectángulos utilizados para la detección de rostros. Tomada de (Hernández et al., 2012).

Algoritmo Viola-Jones

El algoritmo de Viola-Jones combina forma y borde, rasgos faciales, coincidencia de plantillas y otros modelos estadísticos con AdaBoost (Schapire, 2013). El algoritmo en primer lugar, genera la matriz de características similar a Haar (Viola & Jones, 2001) y se usa para calibrar las características faciales, y la imagen integrada acelera la estimación de características, para luego usar el algoritmo AdaBoost para crear un clasificador fuerte, formando una cascada de clasificadores para filtrar y extraer imágenes sin rostro y mejorar la precisión (Ye & Wang, 2018).

Adaboost se utiliza para la selección de características y Haar-Cascade para la asignación eficiente de los recursos informáticos. Dado que el algoritmo de Viola-Jones generalmente proporciona múltiples detecciones, también se propone un paso de procesamiento posterior para usar parámetros de robustez para reducir la duplicación de detección (Viola & Jones, 2004).

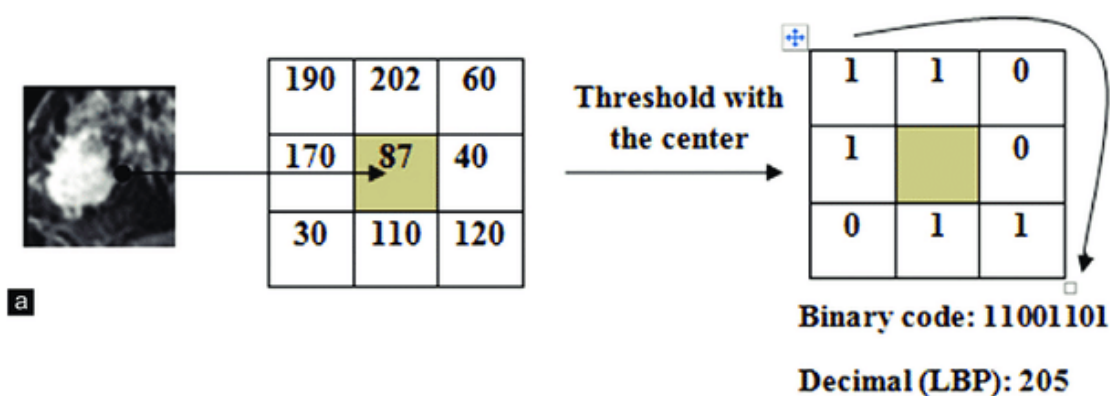
Al detectar rostros el clasificador Haar-Cascade tiene un porcentaje de predicción que oscila entre el 96% (Shetty et al., 2021). Además, la predicción con la que cuenta el algoritmo Viola Jones es del 67% (Jauhari et al., 2021) al 90% (Basbrain et al., 2017) tomando en cuenta que los porcentajes dados son en ambientes controlados.

LBP (Local Binary Pattern)

Es uno de los descriptores de textura más utilizados en la actualidad (Ojala & Pietikainen, 1995), que se utiliza especialmente para la identificación de personas a través de la textura y color de la ropa de la persona.

Figura 2

LBP (Local Binary Pattern)



Nota. Figura 2: Ejemplo del operador LBP básico. Tomada de (Salehi & Azmi, 2014).

Un operador de patrón binario local es un operador que convierte una imagen en una matriz o etiquetas de números enteros que describen la apariencia a pequeña escala. Los resultados de LBP representan un avance significativo en el campo del reconocimiento facial (Arboleda & Guerrero, 2015).

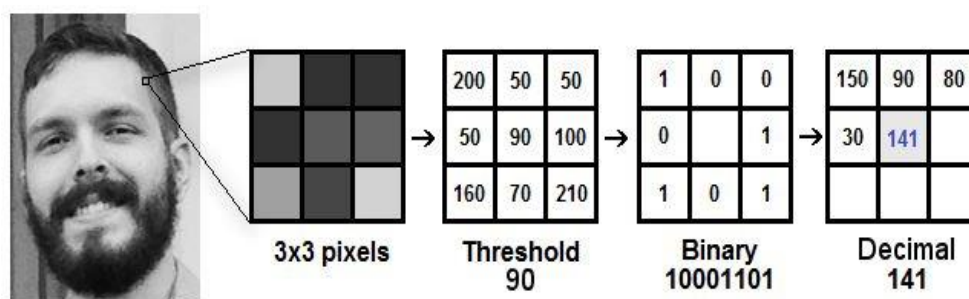
El operador LBP describe el patrón local utilizando un código binario obtenido mediante el umbral de la vecindad de píxeles utilizando el valor de gris en su píxel central. LBP es una medida invariable de color en escala de grises que es fácil de calcular, lo que la hace atractiva para una amplia gama de aplicaciones.

LBPH (Local Binary Pattern Histogram)

LBPH es el método de elección para la visión artificial, el procesamiento de imágenes y el reconocimiento de patrones; adecuado para la extracción de características (Abuzneid & Mahmood, 2018).

Figura 3

LBPH (Local Binary Pattern Histogram)



Nota. Figura 3: LBPH asigna un valor a cada píxel, luego del píxel central transforma a binario al resto de píxeles, dependiendo de su valor, si es mayor asigna 1 y si es menor asigna 0. Tomada de (L & Raga, 2018).

Puede identificar el frente y los lados. Etiqueta los píxeles en la imagen de destino mediante el umbral de la cuarta parte de cada píxel, luego procesa el resultado como un número binario (Sarwar et al., 2021). Estas etiquetas o sus estadísticas, generalmente histogramas, se utilizan para analizar más la imagen. La versión más utilizada del operador es para imágenes fijas monocromáticas, pero se ha extendido a imágenes en color (multicanal), así como a video y datos volumétricos (Pietikäinen et al., 2011).

En este proyecto se utilizó el método LBPH el cual es una variante de LBP para la detección del color de la ropa, Haar Cascade como clasificador juntamente con Viola Jones como descriptor se utilizaron para la re-identificación de rostros. LBPH juntamente con Haar Cascade producirán el resultado con más precisión es decir que al combinarlos es el mejor algoritmo para la Re identificación de rostros (Jagtap et al., 2019).

- **Proceso de detección de color LBPH**

LBPH para la detección de color el proceso que realiza es el siguiente: Segmenta la persona, obteniendo un histograma de imágenes de las personas el cual contiene información como escalas de grises la misma que nos ayudará mediante un descriptor a identificar a las personas, quita el fondo de la escena, utiliza el modelo entrenado con LBPH y color, predice la imagen pre-dimensionada, como resultado se tendrá el porcentaje de predicción.

Modelos y/o Algoritmos de Machine Learning

El aprendizaje automático se implementó en 1959. A medida que maduran la Inteligencia Artificial y el aprendizaje automático, no solo los investigadores en el campo principal de la IA están logrando un progreso significativo, sino que los expertos en otros campos también están utilizando estas técnicas para lograr sus objetivos (Wei et al., 2019).

El aprendizaje automático es una rama creciente de los algoritmos informáticos que tienen como objetivo simular la inteligencia humana aprendiendo del entorno. Los métodos basados en el aprendizaje automático se han utilizado con éxito en una variedad de campos, desde el reconocimiento de patrones, la Visión por Computadora, la ingeniería aeroespacial, las finanzas, economía, el entretenimiento (videojuegos), minería de datos, bioinformática y la biología computacional hasta las aplicaciones biomédicas y médicas (El Naqa & Murphy, 2015).

Solo a principios de los años 90, este campo comenzó a ganar una gran importancia práctica. La última década en particular ha visto un rápido crecimiento en aplicaciones exitosas que van desde la búsqueda en la web hasta los autos sin conductor, desde imágenes médicas hasta el reconocimiento de voz.

Esto ha sido impulsado por la creciente disponibilidad de computadoras de bajo costo, el desarrollo de algoritmos mejorados de aprendizaje automático, el creciente interés en este campo tanto de la comunidad investigadora como del sector comercial, y especialmente el "diluvio de datos", caracterizada por la creciente cantidad exponencial de datos recopilados y almacenados en las computadoras del mundo (Larrañaga et al., 2006).

En los últimos cinco años se han realizado investigaciones del aprendizaje automático. Existen muchas razones para el estudio: Primero, varios grupos de investigación, como el aprendizaje automático simbólico, la teoría del aprendizaje computacional, las redes neuronales, las estadísticas y el reconocimiento de patrones, se descubrieron entre sí y comenzaron a colaborar. Segundo, las técnicas de aprendizaje automático se aplican a problemas emergentes como el descubrimiento de conocimiento en bases de datos, procesamiento de lenguaje, control de robots y optimización combinatoria, así como a problemas más tradicionales como reconocimiento de voz, reconocimiento facial, reconocimiento de escritura a mano, análisis de datos médicos y juegos (Dietterich, 1997).

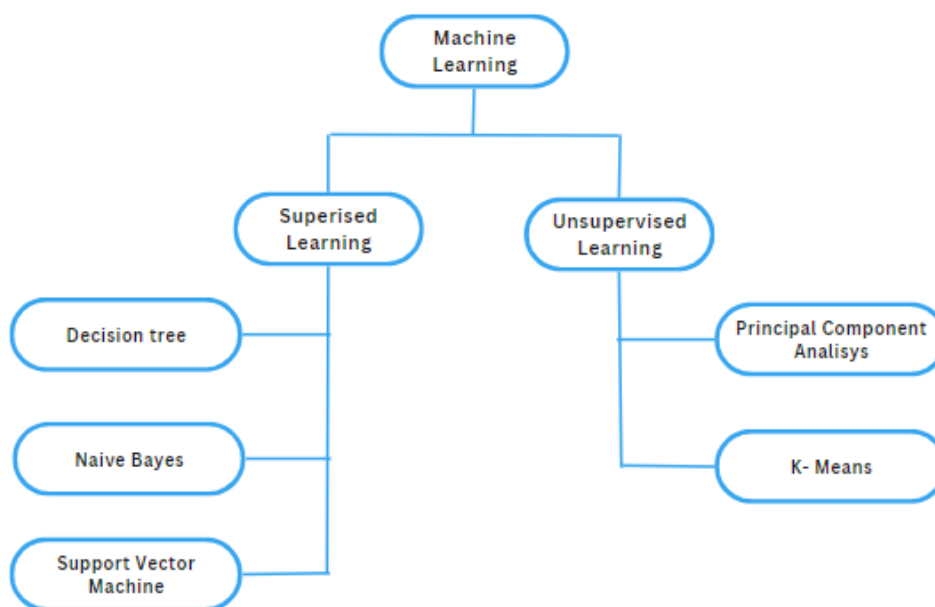
Tipos de aprendizaje automático.

El aprendizaje automático se puede dividir en aprendizaje supervisado, aprendizaje no supervisado, aprendizaje semisupervisado y aprendizaje por refuerzo.

El aprendizaje supervisado también se conoce como "aprendizaje del profesor", es decir, se anotan los resultados relevantes de los datos de entrenamiento. Por el contrario, la salida de datos de entrenamiento correspondiente en el aprendizaje no supervisado no está etiquetada. Para el aprendizaje semisupervisado, parte de los datos de entrenamiento se etiquetan y el resto no se etiqueta; la cantidad de datos sin etiquetar suele exceder la cantidad de datos etiquetados. En el aprendizaje por refuerzo, en lugar de decirle al modelo cómo producir la acción correcta, se utilizan señales de refuerzo del entorno para evaluar la calidad de la acción realizada y mejorar las estrategias de adaptación al entorno (Cruz, 2020).

Figura 4

Algoritmos de Machine Learning



Nota. Figura 4: Clasificación de algoritmos de Machine Learning.

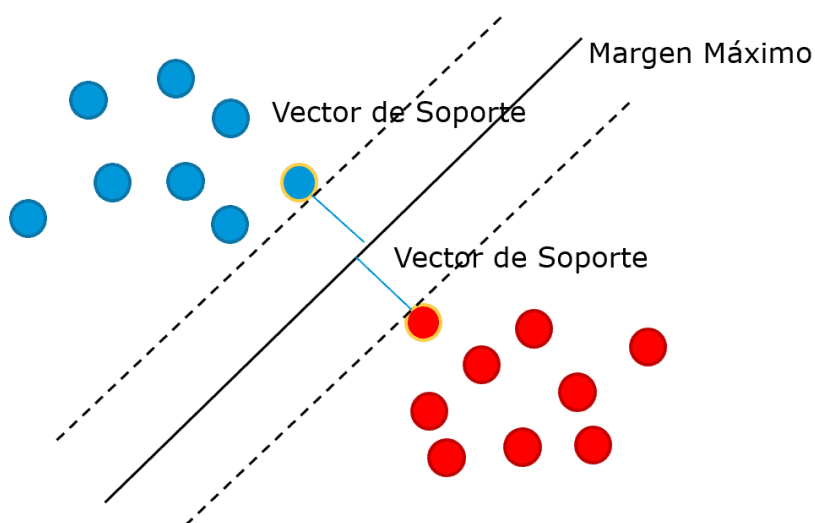
Los modelos y/o algoritmos más conocidos de Machine Learning en el procesamiento de imágenes se clasifican en: aprendizaje supervisado (árbol de decisiones, Naive Bayes, SVM), aprendizaje no supervisado (K-means, análisis de componentes principales).

SVM (Support Vector Machine)

En este trabajo se va a aplicar el clasificador SVM que es un clasificador lineal binario que se ha extendido a los datos no lineales utilizando Kernels (Chauhan et al., 2019).

Figura 5

SVM (Support Vector Machine)



Nota. Figura 5: Vectores de soporte son aquellos puntos que limitan la separación más grande del hiperplano de separación de clases. Se llaman vectores, no puntos, porque estos "puntos" tienen tantos elementos como las dimensiones de nuestro espacio de entrada. Tomada de Máquinas de Vectores de Soporte (SVM) - IArtificial.net, (2019).

La línea que mejor separa la zona azul de la roja es la que maximiza el margen entre ellas. Support Vector Machine es una técnica de aprendizaje automático que encuentra la mejor separación entre clases. Por lo general, los problemas de aprendizaje automático tienen varias dimensiones, para

un mejor entendimiento es sencillo explicar en dos dimensiones. Por tanto, en lugar de encontrar la mejor línea, SVM busca el hiperplano que maximiza el margen de separación entre las clases. Las máquinas de vectores de soporte realizan el reconocimiento de patrones entre dos clases de puntos utilizando superficies de decisión denominadas vectores de soporte (SV) definidas por puntos específicos en el conjunto de entrenamiento (Yue et al., 2003).

En este trabajo se utiliza como descriptor LBPH y como clasificador SVM para identificar a una persona, través de la detección de color de la vestimenta. El proceso de detección de color se lo realiza mediante LBPH algoritmo visto en la sección Visión por Computador que extrae las características de color y por otro lado el clasificador SVM que se encarga de identificar si la imagen es de una determinada persona. Además, según (Hassan & Karim, 2014) el porcentaje de predicción que tiene SVM al detectar el color de la vestimenta de una persona, en un entorno controlado, está en el rango del 62% al 82%.

Capítulo III

Implementación del Sistema

Este capítulo se enfoca en el procedimiento realizado al desarrollar el sistema propuesto, un sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas el color de la vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning, el cual será programado con Python (versión 3.10.7), el cual tendrá como objetivo ser implementado en un circuito cerrado de cámaras en la Universidad de las Fuerzas Armadas “ESPE” sede Latacunga.

La metodología ágil que se utilizó para desarrollar el proyecto es SCRUM, debido a su adaptabilidad, entrega temprana y ciclo de vida flexible, Agile es el más adecuado para el desarrollo de software rápido y eficiente (Srivastava et al., 2017).

Scrum proporciona una forma consistente de trabajar en proyectos con diferentes requisitos y tiene la ventaja de ser flexible en la elección de requisitos para los sprints y sin procesos específicos. Esta metodología lleva un flujo de trabajo entre los involucrados.

El flujo de trabajo Scrum implica una estrecha colaboración entre el equipo Scrum, el maestro y el propietario del producto en iteraciones continuas del software en desarrollo. El Proceso Scrum está formado por el Scrum Master, el Product Owner (PO) y el Scrum Team. El rol principal del Scrum Master es eliminar obstáculos. El equipo Scrum es un equipo interfuncional formado por programadores, evaluadores y otros profesionales de diferentes campos necesarios para el proceso de desarrollo (Srivastava et al., 2017).

Sprint: El desarrollo de estructuras en un ciclo de trabajo se denomina sprint. Estas son repeticiones de 1 a 4 semanas y continúan una tras otra. Los Sprints tienen una duración fija, finalizan en una fecha determinada incluso si el trabajo aún no está completo y nunca continúan, el tiempo es limitado. (Deemer et al., 2009).

Planificación de Sprints: Al inicio de cada Sprint se realizan dos reuniones de planificación, la primera que involucra al Product Owner y al Scrum Master, donde revisan los objetivos de la pila de productos, que es una serie de elementos con funcionalidades que se desea para el sistema. La segunda reunión se centra en la planificación de tareas específicas para el cumplimiento de la pila de productos. Toda la planificación del sprint solo debe durar un par de horas.

Reuniones diarias: Uno de los artefactos de la planificación de Sprints que a menudo se pasa por alto es "Establecer tiempo y lugar para los Sprints diarios". Sin esta reunión, "el Sprint seguramente tendrá un mal comienzo. (Kniberg, 2007).

Para determinar el rendimiento de los modelos de Machine Learning se aplican métricas de evaluación, se debe tomar en cuenta que algunas métricas de rendimiento son adecuadas en algunos clasificadores, pero no pueden funcionar bien en otros. Para el presente proyecto se ha decidido en base a (Ahmad & Alsmadi, 2021) utilizar las siguientes métricas de evaluación:

Accuracy (ACC): mide la eficacia con la que un clasificador detecta los positivos y negativos.

$$accuracy = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

Precision (PR): representa la fracción de casos que se espera que sean positivos y que en realidad son positivos.

$$precision = \frac{VP}{VP + FP}$$

Recall (R): da un cierto porcentaje de positivos correctamente clasificados.

$$recall = \frac{VP}{VP + FN}$$

Un resumen visual que evalúa modelos de clasificación es la matriz de confusión, que muestra cuántos elementos de un conjunto de datos fueron asignados correctamente y cuántos incorrectamente. La matriz asigna cada clase real a una fila y cada clase predicha por el modelo a una columna. Con ella se puede ver fácilmente la precisión del modelo y encontrar posibles problemas de ajuste excesivo o debilidades en la clasificación.

Tabla 1

Matriz de confusión

		Predicción		
		Negativos	Positivos	
Valores reales	Negativos	Verdaderos Negativos (VN)	Falsos Positivos (FP)	
	Positivos	Falosos Negativos (FN)	Verdaderos Positivos (VP)	

Nota. Tabla 1: Se detalla una matriz que tiene relación con el sistema de Re-identificación de personas.

Se detalla brevemente los valores que ocupan cada una de las variables en las ecuaciones y en la matriz de confusión:

VP: número de imágenes positivas correctamente clasificadas como correctas por el sistema.

VN: número de notas negativas clasificadas correctamente como falsas por el sistema.

FP: es el número de imágenes negativas incorrectamente clasificadas como positivas.

FN: número de imágenes frontales clasificadas incorrectamente como falsas.

Cuando se ejecuta la predicción nos da como resultados dos valores lógicos: 1 (La persona es la correcta), 0 (No es la persona correcta). Algunos de los ejemplos que se conseguirán en el sistema son:

VP: La predicción y valores reales tienen como valor 1, (1,1)

VN: La predicción y valores reales tienen como valor 0, (0,0)

FP: La predicción es 1 y valores reales es 0, (0,1)

FN: La predicción es 0 y valores reales es 1, (1,0)

Figura 6

Matriz de confusión

		ACTUAL	
		Verdadero Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
P R E D I C I Ó N	Verdadero Positivo (VP)	Verdadero Positivo (VP)	Falso Positivo (FP)
	Falso Negativo (FN)	Falso Negativo (FN)	Verdadero Negativo (VP)

Nota. Figura 6: Matriz de confusión. Imagen de autoría propia.

Análisis y diseño del sistema

Análisis del sistema

Para especificar los requerimientos del sistema se deben aplicar las Historias de Usuario (H.U.) que se establecen en las normas de Scrum, para realizar esta actividad se reúnen los miembros del equipo tomando como roles Product Owner (Propietario del proyecto), Scrum Master (Líder del proyecto de Scrum) y Development Team (Equipo desarrollador) (Gonçalves, 2018).

Tabla 2*Roles designados*

N°	Rol	Integrante	Descripción
01	Scrum Master	Msc. Nancy del Pilar Jacho Guanoluisa	Líder del equipo de Scrum
02	Product Owner	Dr. José Luis Carrillo Medina	Representa a las partes interesadas
03	Team Development	Ángel Sebastián Echeverría Perugachi, Flor Mariela Segovia Espinosa	Desarrollo y diseño de la aplicación

Nota. Tabla 2: Se puede observar la distribución de los miembros del equipo, además el nombre del rol de cada uno de los integrantes y una breve descripción de su función.

- **Sprint Global**

Las pruebas del sistema de Re-Identificación de personas se realiza en dos instancias: a través de 2 cámaras, la primera encargada de la identificación de rostros de personas, y la segunda encargada de la Re-identificación de personas mediante las características soft-biométricas del color de ropa.

El sistema se ejecuta con videos previamente grabados en ambientes controlados y en tres escenarios distintos de la siguiente manera. Como primer punto, se identifica el rostro de las personas en el primer procesador, continúa clasificando el cuerpo para crear el dataset y proceder a entrenar el modelo de Color, todo este proceso lo realiza en el segundo procesador y con el tercer procesador realiza tanto la detección como la Re-identificación, a través del modelo de color de vestimenta previamente creado.

Tabla 3*Historias de Usuario*

ID	Nombre	Rol	Característica / Funcionalidad	Razón / Resultado
1	H.U. 01	Como usuario	Quiero obtener un conjunto de videos (dataset) que me permita entrenar el sistema para reconocer rostros en la cámara 1.	Para entrenar a futuro el sistema de identificación de rostros.
2	H.U. 02	Como usuario	Quiero un sistema que realice la identificación de rostros mediante técnicas de Visión por Computadora en la cámara 1.	Para que pueda ser utilizado en video vigilancia.
3	H.U. 03	Como usuario	Quiero obtener un conjunto de videos (dataset) que me permita entrenar el sistema para reconocer características soft-biométricas (color de la vestimenta) en la cámara 1.	Entrenar el sistema para el reconocimiento de características soft-biométricas.
4	H.U. 04	Como usuario	Quiero un sistema que identifique a las personas mediante el clasificador SVM como técnica y/o modelo de Machine Learning en la cámara 1.	Para clasificar a las personas del resto de elementos en el dataset.
5	H.U. 05	Como usuario	Quiero un sistema que entrene el modelo con el dataset generado en la cámara 1.	Para utilizar en el sistema en la Re-identificación del color de la vestimenta.

ID	Nombre	Rol	Característica / Funcionalidad	Razón / Resultado
6	H.U. 06	Como usuario	Quiero un sistema que realice la detección y Re-identificación de personas a través de características soft-biométricas como el color de la vestimenta en la cámara 2.	Para detectar y Re-identificar personas a través del color de la vestimenta.

Nota. Tabla 3: Se especifica las Historias de Usuario, la cual contiene el nombre correspondiente, el rol, la característica y/o funcionalidad, la razón y/o resultado para la historia al ser implementada.

En la planificación del sistema al realizar las H.U. se debe listar las funcionalidades, es decir el Product Backlog (PB) esta acción la realiza el Product Owner (PO).

El Product Backlog es una lista de todos los requisitos que debe cumplir el producto final. También incluye las modificaciones que puedan ser necesarias. Todos los elementos del Product Backlog tienen una descripción, un orden, una estimación y un valor de prioridad (Gonçalves, 2018).

Tabla 4

Product Backlog (PB)

Historia de usuario	Nombre	Estimación (días)	Fecha de inicio	Fecha de fin	N° de Sprint
1	H.U. 01	5	24/10/2022	28/10/2022	01
2	H.U. 02	20	31/10/2022	25/11/2022	02
3	H.U. 03	5	28/11/2022	02/12/2022	03
4	H.U. 04	20	05/12/2022	30/12/2022	04
5	H.U. 05	5	02/01/2023	06/01/2023	05

Historia de usuario	Nombre	Estimación (días)	Fecha de inicio	Fecha de fin	N° de Sprint
6	H.U. 06	10	09/01/2023	20/01/2023	05

Nota. Tabla 4: Se detalla las H.U. que se implementarán en el desarrollo del sistema, con el tiempo requerido en días que se demorarán en realizar, fecha de inicio, fecha final y el número de Sprint.

Diseño del sistema

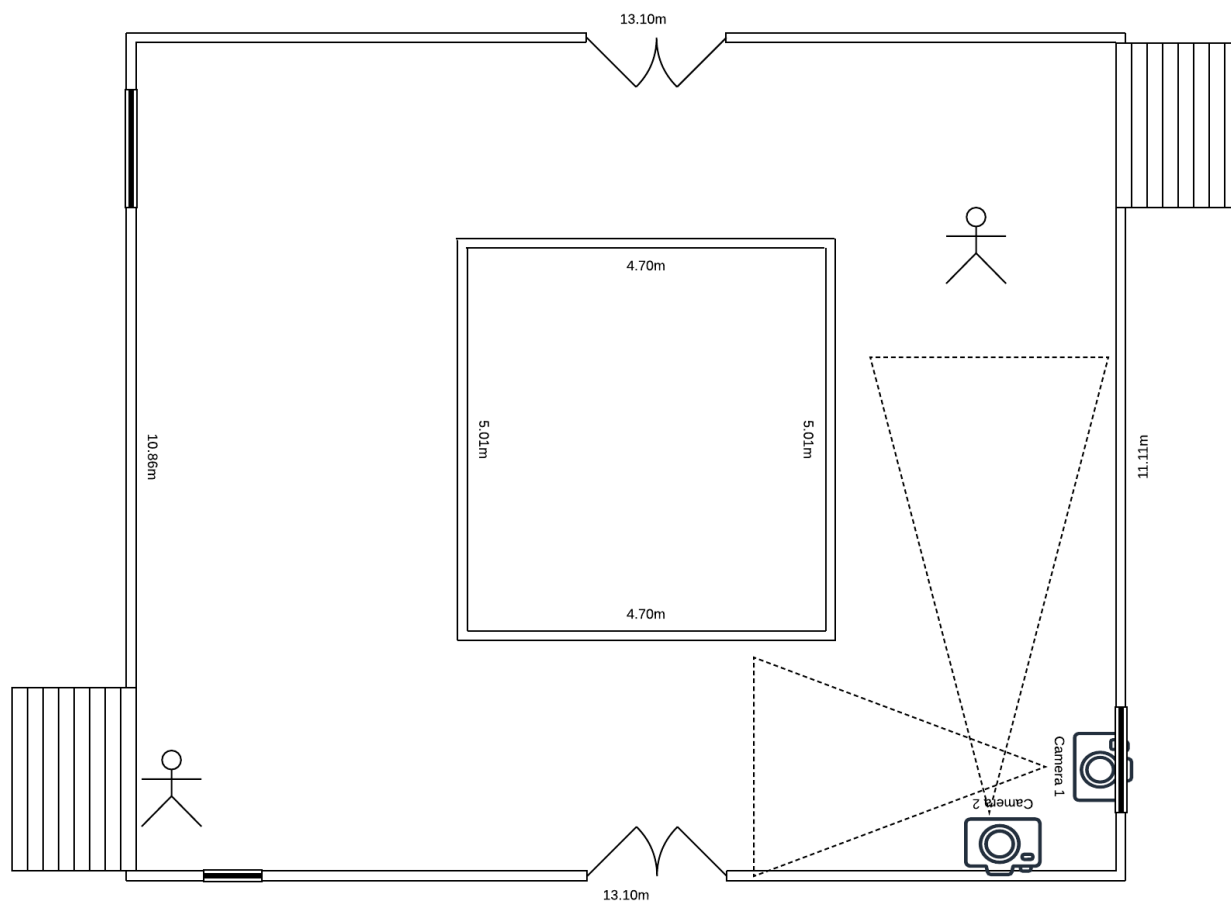
En esta sección se describe todo el diseño implementado en el sistema con el fin de cumplir con la construcción y desarrollo del sistema de Re-identificación, para esto se desarrollaron varios esquemas.

Figura 7

Ambiente controlado real



Nota. Figura 7: El ambiente controlado se ubica en el segundo piso de la Universidad de las Fuerzas Armadas “ESPE” sede Latacunga, campus Belisario Quevedo para la generación de los dataset.

Figura 8*Distribución de cámaras*

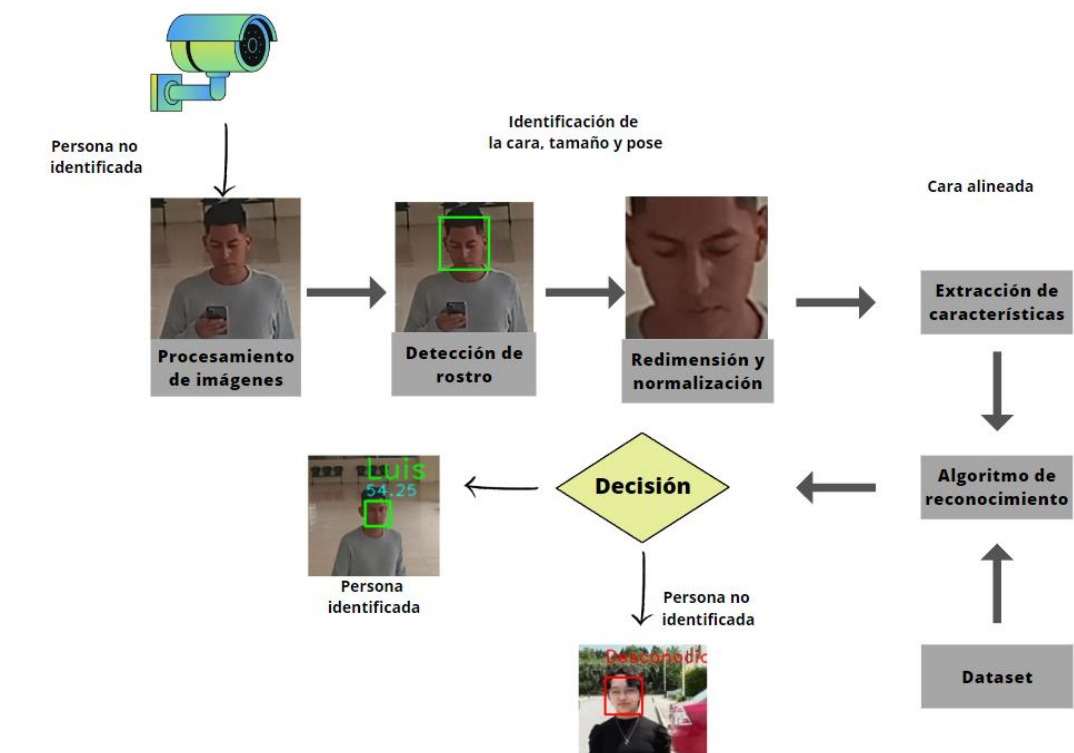
Nota. Figura 8: Distribución de cámaras en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE sede Latacunga extensión Belisario Quevedo.

Esquema del sistema de Re-Identificación

A continuación, se detalla el esquema usado para el proyecto, en donde se muestra los pasos que sigue el sistema para reconocer y/o identificar una persona mediante características biométricas (rostro), características soft- biométricas (color de la vestimenta).

Figura 9

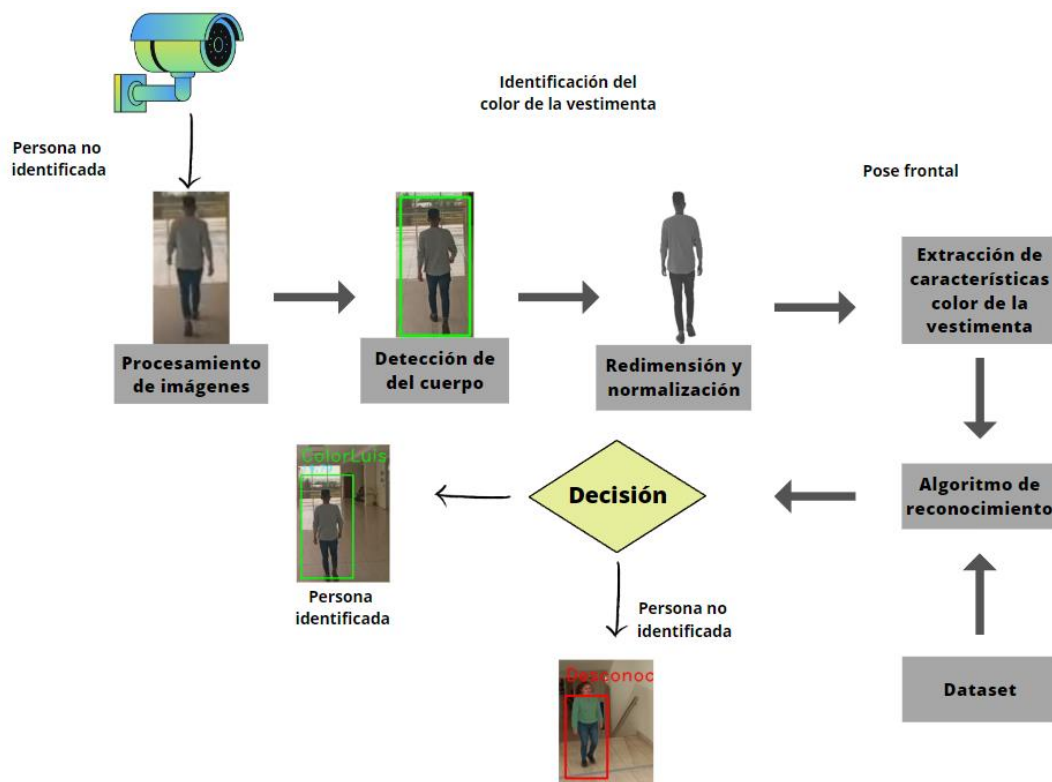
Esquema para la detección de rostros



Nota. Figura 9: El proceso de re-identificación de personas mediante la característica biométrica del rostro se desarrolla utilizando diferentes pasos en secuencia, cuyo diagrama esquemático se muestra en la Figura 6 donde se puede observar el procesamiento de imágenes de videos, detección de rostro, redimensión y normalización, extracción de características, implementación del algoritmo de reconocimiento con ayuda del dataset, identificación del rostro (conocido o desconocido).

Figura 10

Esquema para la detección del color de la vestimenta



Nota. Figura 10: El proceso de re-identificación de personas mediante características soft- biométricas como el color de la vestimenta se desarrolla utilizando diferentes pasos en secuencia, cuyo diagrama esquemático se muestra en la Figura 7 en donde se puede observar el procesamiento de imágenes de videos, detección del cuerpo, redimensión y normalización, extracción de características del color de la vestimenta, implementación del algoritmo de reconocimiento con ayuda del dataset, identificación mediante el color (persona conocida o desconocida).

Herramientas de software para el desarrollo

Tabla 5

Herramientas aplicadas en el sistema

Herramienta	Descripción
Lenguaje de programación a utilizar e IDE de desarrollo.	Para la implementación lógica se utilizó Python versión 3.10.7 y como IDE se usó Visual Studio Code versión 1.74.3.
Detección de rostros, detección de color de la vestimenta y procesamiento de imágenes.	La biblioteca OpenCv 4.6.0 se utilizó para el procesamiento de imágenes, reconocimiento facial y detección del color de la ropa. Además, numpy para el procesamiento de datos matemáticos se usó la versión 1.23.4.

Nota. Tabla 5: Se especifica las herramientas y sus versiones que se usaron para el desarrollo de los diferentes procesos del sistema.

Tabla 6

Hardware requerido

Elementos	Descripción
Sistema operativo	Windows 11
Disco Duro	Disco SSD de 1000 GB Kingston
Memoria RAM	DDR4 de 32 GB
Tarjeta de Video	MSI GEFORCE RTX 3060 12GB
Procesador	Intel Core i7-13700K, 3.4GHZ de 16 CORE

Nota. Tabla 6: Especifica los elementos requeridos para la ejecución del sistema de Re-Identificación de personas utilizando características biométricas y soft-biométricas.

Definición e implementación de modelos: facial y color de la ropa.

Cada Sprint se inicia con una reunión de Planificación, en la que el Propietario del Producto y el Equipo se reúnen para colaborar sobre lo que se hará en el siguiente Sprint. La reunión de Planificación tiene dos partes. La primera parte se dedica el Propietario del Producto a presentar al Equipo el Backlog del Producto de mayor prioridad. Durante la segunda parte de la reunión el Equipo planifica el Sprint. Se crea un diseño dentro del cual el trabajo se puede hacer. Scrum requiere que los Equipos construyan un incremento de la funcionalidad del producto en cada desarrollo (Deemer et al., 2012).

Cabe recalcar que para realizar las reuniones que indica Scrum se las efectuó mediante la plataforma Google Meet para reuniones virtuales y cuando se creía pertinente las reuniones presenciales se las realizaba en la universidad. Para este proyecto el hardware que se utilizó para el desarrollo e implementación del sistema propuesto, fue un procesador Inter Core i7 con 32 GB de memoria RAM y con un sistema operativo Windows 11.

Sprint 01: Implementación y entrenamiento del modelo y/o algoritmo para la detección de rostros mediante el dataset.

Para desarrollar el Sprint 01, se tomó en cuenta la Historia de Usuario 01 que se detalla en la Tabla 2, especifica que se debe crear un dataset para la identificación de rostros en la cámara 1.

Historia de Usuario Detallada

Historia de Usuario	
Número: HU.01	Usuario: Cliente
Nombre historia: Creación de dataset	

Prioridad: Alta

Riesgo en desarrollo: Baja

Puntos estimados (días): 5

Interacción asignada: 1

Programadores responsables: Ángel Echeverría, Flor Segovia

Descripción: Como usuario quiero obtener un conjunto de videos (dataset) que me permita entrenar el sistema para reconocer rostros.

Validación (Criterios de aceptación):

- Crear los videos en ambientes controlados en distintos escenarios sin variación de luz.
- Clasificar los videos por persona es decir crear una carpeta diferente con el respectivo nombre.

Sprint Backlog

Tabla 7

Sprint Backlog 01

Sprint 01

Fecha Inicio:		Fecha Fin:		Jornada:		
24/10/2022		28/10/2022		8 horas diarias		
H.U	Tareas	Horas	Fecha Inicio	Fecha Fin	Encargados	Estado
01	Grabaciones de vídeo de varias personas en diferentes entornos para crear el dataset.	12	24/10/2022	25/10/2022	Ángel Echeverría, Flor Segovia	Finalizado
01	Desarrollo del algoritmo para la captura de rostros.	24	25/10/2022	28/10/2022	Ángel Echeverría, Flor Segovia	Finalizado

H.U	Tareas	Horas	Fecha Inicio	Fecha Fin	Encargados	Estado
	Añadir carpetas				Ángel	
01	independientes para cada persona con su nombre.	4	28/10/2022	28/10/2022	Echeverria, Flor Segovia	Finalizado

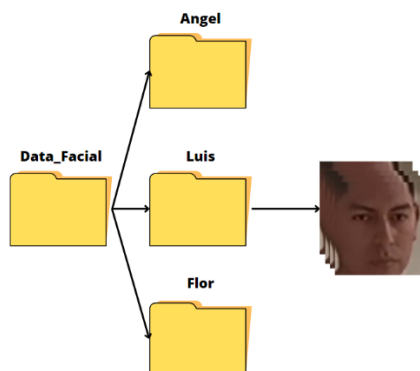
Nota. Tabla 7: Se detalla minuciosamente las tareas que se desarrollaron en el Sprint, los encargados en cumplirlas, las horas empleadas, fecha de inicio, fecha final, jornada diaria y el estado de la tarea. Especifica el avance en los días de desarrollo del Sprint, empezando el 24/10/2022 y terminando el 28/10/2022, en este Sprint se deben cumplir un total de 5 días y 8 horas diarias, dando como total 40 horas.

Resultados del Sprint

A continuación, se detalla las actividades, los resultados obtenidos en todo el proceso de ejecución del sprint. Se adquirió un conjunto de 24 videos que cumplen con criterios de aceptación planteados anteriormente como son: creación de videos en ambientes controlados sin variación de luz, además, creación de una carpeta diferente con el respectivo nombre.

Figura 11

Carpetas generadas con recortes de rostros



Nota. Figura 11: Representación gráfica del resultado del algoritmo de reconocimiento de rostros, se capturaron 200 imágenes por persona las cuales son: i) Angel, ii) Jhon, iii) Luis, iv) Diego, iv) Flor, v) Alex.

Nota. Sprint 01: Se obtuvo buenos resultados utilizando las métricas de evaluación, no se obtuvo ningún problema al desarrollarlo.

Sprint 02: Implementación y entrenamiento del modelo y/o algoritmo para la detección de rostros mediante el dataset.

Se trabajó sobre la Historia de Usuario 02 como parte importante del desarrollo del Sprint que se detalla en la Tabla 2, la misma que describe que se debe implementar técnicas de Visión por Computadora para la identificación de rostros en la cámara 1.

Historia de Usuario Detallada

Historia de Usuario	
Número: HU.02	Usuario: Cliente
Nombre historia: Desarrollo del algoritmo y/o modelo para la Re-identificación de una persona utilizando reconocimiento facial.	
Prioridad: Alta	Riesgo en desarrollo: Baja
Puntos estimados (días): 20	Interacción asignada: 1
Programadores responsables: Ángel Echeverría, Flor Segovia	
Descripción: Como usuario quiero un sistema que realice la detección de rostros mediante técnicas de Visión por Computadora.	
Validación (Criterios de aceptación):	

- Implementar las técnicas de Visión por Computadora como descriptores LBPH, Viola Jones juntamente con el clasificador Haar Cascade para la Re-identificación de personas mediante la detección de rostros, aplicando métricas de evaluación para parametrizar los resultados.
- Probar varios modelos utilizando datasets de autoría propia de diferentes personas donde se obtuvo los resultados de cada modelo.
- Se optó por el modelo que obtenga mejor desempeño.

Sprint Backlog

Tabla 8

Sprint Backlog 02

Sprint 02						
Fecha Inicio:		Fecha Fin:		Jornada:		
31/10/2022		25/11/2022		8 horas diarias		
H.U	Tareas	Horas	Fecha Inicio	Fecha Fin	Encargados	Estado
	Desarrollar el algoritmo				Ángel	
02	para entrenar el modelo con el dataset.	32	31/10/2022	3/11/2022	Echeverria, Flor Segovia	Finalizado
	Desarrollo del algoritmo				Ángel	
02	utilizando el modelo pre-entrenado para la identificación del rostro.	72	04/11/2022	16/11/2022	Echeverria, Flor Segovia	Finalizado

H.U	Tareas	Horas	Fecha Inicio	Fecha Fin	Encargados	Estado
	Aplicar pruebas al sistema de detección de rostro				Ángel	
02	para determinar el valor de confianza con los videos del dataset.	32	17/11/2022	22/11/2022	Echeverria, Flor Segovia	Finalizado
	Aplicar la matriz de confusión y métricas para identificar el rendimiento del clasificador.				Ángel	
02		24	23/11/2022	25/11/2022	Echeverria, Flor Segovia	Finalizado

Nota. Tabla 8: Se detalla minuciosamente las tareas que se desarrollaron en el Sprint, los encargados en cumplirlas, las horas empleadas, fecha de inicio, fecha final, jornada diaria y el estado de la tarea. Para el desarrollo del Sprint 2 se contempló en las fechas (31/10/2022) como el inicio y (25/11/2023) el fin.

Resultados del Sprint

A continuación, se explica el progreso y los resultados obtenidos al inicio, durante y al final de la ejecución del Sprint. Después de construir un modelo y/o algoritmo de reconocimiento facial usando técnicas de Visión por Computadora como es el descriptor Viola Jones junto a su clasificador Haar Cascade, continúa con la implementación y comprobación del uso de una serie de videos y conjuntos de datos preconstruídos (200 imágenes de cada persona en diferentes entornos).

Figura 12

Algoritmo Viola Jones para la identificación de rostros Parte 1

```
1 def facial():
2     vPos = 0
3     fPos = 0
4     vNeg = 0
5     fNeg = 0
6     count = 0
7
8     dataPath = 'Data' # Route of data
9     body_classifier = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.harcascades + 'haarcascade_fullbody.xml')
10    imagePaths = os.listdir(dataPath)
11
12    print('imagePaths=', imagePaths)
13    face_recognizer.read('modeloLBPHFace.xml')
14
15    with mp_selfie_segmentation.SelfieSegmentation(
16        model_selection=1) as selfie_segmentation:
17
18        while True:
19
20            ret, frame = cap.read()
21            if ret == False : break
22            frame = imutils.resize(frame, width=600)
23            gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
24
25            auxFrame = gray.copy()
26
27            faces = faceClassif.detectMultiScale(gray, scaleFactor=1.22, minNeighbors=6, minSize=(10, 10),
28                flags=cv2.CASCADE_SCALE_IMAGE)
29
30            bodies = body_classifier.detectMultiScale(gray, scaleFactor=1.22, minNeighbors=6, minSize=(10, 10),
31                flags=cv2.CASCADE_SCALE_IMAGE)
32
33            dataPathS = 'Data_Color' # Data
34
35            personPathS = dataPathS
36            if not os.path.exists(personPathS):
37                print('Carpeta creada: ', personPathS)
38                os.makedirs(personPathS)
```

Figura 13

Algoritmo Viola Jones para la identificación de rostros Parte 2

```

1  frame_rgb = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)
2
3      if cv2.waitKey(1) & 0xFF == 27:
4          break
5      for (x, y, w, h) in faces:
6          rostro = auxFrame[y:y+h, x:x+w]
7          rostro = cv2.resize(rostro, (150, 150), interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
8          # Transformar los fotogramas de BGR a RGB y
9          # aplicación de MediaPipe Selfie Segmentation
10
11         result = face_recognizer.predict(rostro)
12         salida = '{:.2f}'.format(result[1])
13
14         #Falsos positivo
15         if imagePaths[result[0]] != imagePaths[result[0]]:
16             fPos += 1
17
18         if imagePaths[result[0]] != "Jhon":
19             #Falsos positivos
20             fNeg = fNeg +1
21
22         # LBPHFace
23         if result[1] < 65:
24             vPos = vPos + 1 #cuente los positivos
25             for (x2, y2, w2, h2) in bodies:
26                 body = frame_rgb[y2:y2+h2, x2:x2+w2]
27                 body = cv2.cvtColor(body, cv2.COLOR_BGR2RGB)
28                 cv2.imshow("Body",body)
29                 #cv2.moveWindow('Body', 500, 0)
30                 results = selfie_segmentation.process(body)
31
32                 # Color de fondo de escena
33                 BG_COLOR = (0, 0, 0)
34
35                 # Obtener imagen binaria
36                 _, th = cv2.threshold(results.segmentation_mask, 0.75, 255, cv2.THRESH_BINARY)
37
38                 # Cambio de tipo de dato para poder usarlo con OpenCV
39                 # e invertir la máscara
40                 th = th.astype(np.uint8)
41                 th = cv2.medianBlur(th, 13)
42                 th_inv = cv2.bitwise_not(th)
43
44                 # Background
45                 bg_image = np.ones(body.shape, dtype=np.uint8)
46                 bg_image[:] = BG_COLOR
47                 bg = cv2.bitwise_and(bg_image, bg_image, mask=th_inv)
48
49                 # Foreground
50                 fg = cv2.bitwise_and(body, body, mask=th)
51
52                 # Background + Foreground
53                 output_image = cv2.add(bg, fg)
54                 gray = cv2.cvtColor(output_image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
55
56                 personPathS = 'Data_Color/Color' + 'de' + '{}'.format(imagePaths[result[0]])
57                 if not os.path.exists(personPathS):
58                     print('Carpeta creada: ', personPathS)
59                     os.makedirs(personPathS)
60
61                 redim = cv2.resize(gray, (250, 750), interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
62

```


Figura 14

Algoritmo Viola Jones para la identificación de rostros Parte 3

```

1 # Obtener imagen binaria
2
3         cv2.imwrite(personPathS+ '/Color_{}.jpg'.format(count), redim)
4         count = count + 1
5
6         if count == 30 :
7             print('Modelo de Color generado')
8             activar(True)
9             print('Modelo de Color entrenado')
10
11         if cv2.waitKey(1) & 0xFF == 27:
12             break
13
14         cv2.putText(frame, '{}'.format(imagePaths[result[0]]), (x, y - 25), 2, 1.1, (0, 255, 0), 1,
15                     cv2.LINE_AA)
16         cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 255, 0), 2)
17
18         cv2.putText(frame, '{}'.format(salida), (x, y - 5), 1, 1.3, (255, 255, 0), 1, cv2.LINE_AA)
19
20     else:
21         vNeg = vNeg + 1
22         cv2.putText(frame, 'Desconocido', (x, y - 20), 2, 0.8, (0, 0, 255), 1, cv2.LINE_AA)
23         cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 0, 255), 2)
24
25         cv2.imshow('Facial', frame)
26         k = cv2.waitKey(1)
27         if k == 27:
28             break
29
30     print("Verdaderos Positivos:", vPos)
31     print("Falsos Negativos:", fNeg)
32     print("Falsos Positivos:", fPos)
33     print("Verdaderos Negativo:", vNeg)
34
35     cap.release()
36     cv2.destroyAllWindows()

```

Nota. Figura 12, Figura 13, Figura 14: Se implementó el modelo y/o algoritmo de detección de rostro utilizando la técnica de Visión por Computadora, se especifica el código implementado para la identificación de rostros agregando también la métrica de evaluación: accuracy.

Figura 15*Procesamiento de la captura del rostro*

Nota. Figura 15: Se demuestra el procesamiento de las imágenes del rostro para capturar la imagen 1) la original del dataset, después transformarla en escalas de grises como la imagen 2), luego se codifica con ayuda de LBP como se muestra en la figura 3) para obtener el descriptor de características usando el descriptor de Visión por computadora, estos dataset entrenados se los almacena en un archivo XML el cual nos ayudara a la re-identificación del rostro.

Figura 16*Re-identificación del rostro de Luis*

Nota. Figura 16: Para identificar el rostro se cuenta con 200 imágenes capturas (en el primer video 64 imágenes, en el segundo video 78 imágenes y en el tercer video con 58 imágenes, como observación para obtener este número de dataset se dio por la iluminación baja, mucho ruido, la duración de la grabación) se ejecuta el código de reconocimiento en la cámara 1, implementado el algoritmo descrito en la anterior Figura, se observa el nombre de la persona conjunto con la predicción del modelo.

Tabla 9*Matriz de confusión de Luis en el video 1*

Primer recorrido		
	Positivos	Negativos
Positivos	112 (VP)	6 (FP)
Negativos	2 (FN)	7 (VN)

Tabla 10*Matriz de confusión de Luis en el video 2*

Segundo recorrido		
	Positivos	Negativos
Positivos	69 (VP)	3 (FP)
Negativos	5(FN)	4 (VN)

Tabla 11*Matriz de confusión de Luis en el video 3*

Tercer recorrido		
	Positivos	Negativos
Positivos	47 (VP)	4 (FP)
Negativos	4 (FN)	9(VN)

Nota. Tabla 9, Tabla 10, Tabla 11: Se muestra la matriz de confusión para obtener las métricas de evaluación. Con esta matriz se puede orientar cuantas veces se predijo que la persona al caminar era una persona conocida, cuántas veces era Desconocida.

Tabla 12

Pruebas del reconocimiento facial de Luis

Clasificador	Métricas	Primer	Segundo	Tercer	Desviación estándar
		recorrido	recorrido	recorrido	
Haar	Accuracy	0.9370	0.9012	0.8750	0.9044 ± 0.2541
	Recall	0.9824	0.9324	0.9215	0.9454 ± 0.0265
Cascade	Precision	0.9491	0.9583	0.9215	0.9429 ± 0.1563

Nota. Tabla 12: Resultados al aplicar las métricas de rendimiento al sistema de identificación de rostros.

En la identificación de personas mediante características biométricas el rostro se obtuvo como resultados diferentes por los distintos recorridos caminados por Luis: existen estas variaciones por el cambio de iluminación, el escenario, el ruido, el lugar y orientación de la cámara. No se obtuvieron complicaciones al cumplir el Sprint, para el dataset y algoritmo los datos adquiridos tienen buena precisión.

Nota. Sprint 02: Se obtuvo buenos resultados utilizando las métricas de evaluación, no se obtuvo ningún problema al desarrollarlo.

Sprint 03: Creación de un conjunto de videos (dataset) que permita entrenar el sistema para reconocer a través de las características soft-biométricas como el color de la vestimenta.

Se tomó en cuenta la Historia de Usuario 03 que está detallada en la Tabla 2 para desarrollar el Sprint 03, la cual describe que se debe crear un dataset para la identificación de personas a través de características soft-biométricas como el color de la vestimenta en la cámara 1.

Historia de Usuario Detallada

Historia de Usuario	
Número: HU.03	Usuario: Cliente
Nombre historia: Creación del dataset	
Prioridad: Alta	Riesgo en desarrollo: Baja
Puntos estimados (días): 5	Interacción asignada: 1
Programadores responsables: Ángel Echeverría, Flor Segovia	
Descripción: Como usuario quiero poseer un conjunto de videos o dataset para entrenar el sistema y reconocer por medio del color de la vestimenta a las personas.	
Validación (Criterios de aceptación):	
<ul style="list-style-type: none"> • Crear los videos en ambientes controlados en distintos escenarios sin variación de luz, además que la persona aparezca tanto de frente como de espalda. • Clasificar los videos por persona creando carpetas diferentes con su respectivo nombre. 	

Sprint Backlog

Tabla 13

Sprint Backlog 03

Sprint 03						
Fecha Inicio:			Fecha Fin:		Jornada:	
28/11/2022			2/12/2022		8 horas diarias	
H.U	Tareas	Horas	Fecha Inicio	Fecha Fin	Encargados	Estado
03	Crear el dataset mediante videos de diferentes personas en entornos variados.	12	28/11/2022	29/11/2022	Ángel Echeverria, Flor Segovia	Finalizado
03	Desarrollo del algoritmo para la detección del color de la vestimenta.	24	29/11/2022	2/12/2022	Ángel Echeverria, Flor Segovia	Finalizado
03	Añadir carpetas para cada persona con su nombre correspondiente.	4	02/11/2022	2/12/2022	Ángel Echeverria, Flor Segovia	Finalizado

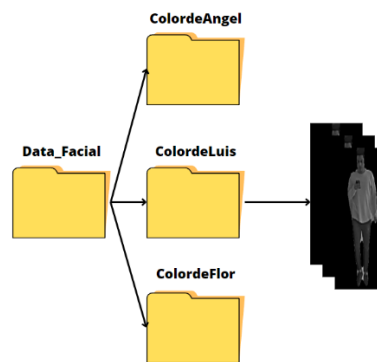
Nota. Tabla 13: Se detalla minuciosamente las tareas que se desarrollaron en el Sprint 02, los encargados, jornada diaria, el estado de la tarea, las horas empleadas, fecha de inicio y fecha final. Explica el desarrollo del Sprint 03, teniendo las fechas en las cuales se ejecutó el Sprint, como fecha inicial se tiene el 28/11/2022 y como fecha final el 02/12/2022, se obtuvo 5 días laborables y 8 horas diarias, obteniendo 40 horas.

Resultados del Sprint

A continuación, se detalla las actividades, los resultados obtenidos en todo el proceso de ejecución del sprint. Se adquirió un conjunto de 32 videos que cumplen con criterios de aceptación planteados anteriormente como son: creación de videos en ambientes controlados sin variación de luz, además, la creación de una carpeta diferente con el respectivo nombre.

Figura 17

Carpeta generada con el recorte de cuerpo completo para color de vestimenta



Nota. Figura 17: Representación gráfica del resultado del algoritmo de reconocimiento de color de vestimenta.

Nota. Sprint 03: Se obtuvo buenos resultados utilizando las métricas de evaluación, no se obtuvo ningún problema al desarrollarlo.

Sprint 04: Implementación y entrenamiento del modelo y/o algoritmo para la detección de personas a través de características soft-biométricas.

Se trabajó sobre la Historia de Usuario 04 como parte importante del desarrollo del Sprint además se realizó la Tabla 2 para desarrollar el Sprint 04, en la cual detalla que se debe implementar técnicas de Visión por Computadora, modelos y/o algoritmos de Machine Learning, para la detección de personas por medio de características soft-biométricas como el color de la vestimenta.

Historias de Usuario Detallada

Historias de Usuario

Número: HU.04

Usuario: Cliente

Nombre historia: Desarrollo del algoritmo y/o modelo para la detección de personas mediante la característica soft-biométrica color de la vestimenta utilizando el clasificador SVM como modelo y/o algoritmo de Machine Learning y el descriptor LBPH como técnica de Visión por Computadora.

Prioridad: Alta

Riesgo en desarrollo: Baja

Puntos estimados (días): 8

Interacción asignada: 1

Programadores responsables: Ángel Echeverría, Flor Segovia

Descripción: Como usuario quiero un sistema para la detección de personas mediante SVM como modelo y/o algoritmo de Machine Learning.

Validación (Criterios de aceptación):

- Implementar los modelos y/o algoritmos de Machine Learning y técnicas de Visión por Computadora para la detección de personas.
 - Probar varios modelos utilizando datasets de autoría propia de diferentes personas.
-

Sprint Backlog

Tabla 14

Sprint Backlog 04

Sprint 04

Fecha Inicio:

Fecha Fin:

Jornada:

5/12/2022

30/12/2022

8 horas diarias

H.U	Tareas	Horas	Fecha Inicio	Fecha Fin	Encargados	Estado
	Desarrollar el algoritmo para				Ángel	
04	entrenar el modelo con el dataset.	48	5/12/2022	12/12/2022	Echeverria, Flor Segovia	Finalizado
	Desarrollo del algoritmo utilizando el modelo pre entrenado para la detección				Ángel	
04	de personas mediante el color de la vestimenta con el descriptor LBPH y el clasificador SVM.	112	13/12/2022	30/12/2022	Echeverria, Flor Segovia	Finalizado

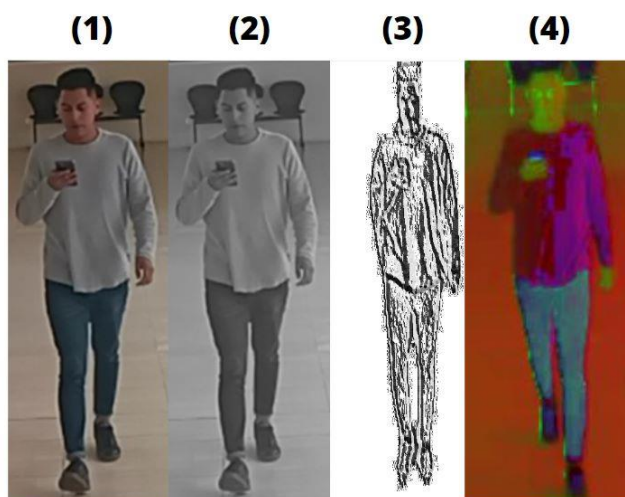
Nota. Tabla 14: Se detalla minuciosamente las tareas que se desarrollaron en el Sprint 04, los encargados, jornada diaria, el estado de la tarea, las horas empleadas, fecha de inicio y fecha final. Se estableció dentro del desarrollo del Sprint 04 las fechas de inicio (05/12/2022) y fin (30/12/2022), teniendo el total de 224 horas.

Resultados del Sprint

El progreso y los resultados durante y al final del sprint se explicarán a continuación. Una vez construido el modelo y/o algoritmo de reconocimiento de color de ropa usando técnicas de Visión por Computadora como el descriptor LBPH, modelos y/o algoritmos de aprendizaje automático como el clasificador SVM, se continuó implementando y probando el conjunto de datos usando una serie de videos y prediseñados (300 imágenes de cada persona en diferentes escenarios).

Figura 18

Procesamiento de la captura del color de la vestimenta



Nota. Figura 18: Se detalla el procesamiento de las imágenes del cuerpo completo para capturar la imagen con el color de la vestimenta 1) imagen normal del dataset, 2) imagen transformada en escalas de grises, 3) se codifica con ayuda de LBPH, 4) se usa la máscara como descriptor del color de la vestimenta de la persona a través de los modelos y/o técnica de Visión por Computadora y Machine Learning, los dataset entrenados se almacenan en un archivo XML el cual ayuda a la re-identificación del rostro.

Nota. Sprint 04: Se obtuvo buenos resultados utilizando las métricas de evaluación, no se obtuvo ningún problema al desarrollarlo.

Sprint 05: Implementación y entrenamiento del modelo y/o algoritmo para la detección, Re-identificación de personas a través de características soft-biométricas.

Para desarrollar el Sprint se tomó como referencia las Historias de Usuario 05-06 que se describieron en la Tabla 2, en la cual menciona que se debe implementar y entrenar el modelo para la Re-identificación de personas a través de características soft-biométricas como el color de la vestimenta.

Historias de Usuario Detallada

Historias de Usuario

Número: HU.05

Usuario: Cliente

Nombre historia: Generación del modelo para la detección del color

Prioridad: Alta

Riesgo en desarrollo: Baja

Puntos estimados (días): 5

Interacción asignada: 1

Programadores responsables: Ángel Echeverría, Flor Segovia

Descripción: Como usuario quiero un sistema que entrene el modelo con el dataset generado en la cámara 1.

Validación (Criterios de aceptación):

- Obtener el modelo más óptimo probando varios modelos utilizando datasets de autoría propia.
-

Historias de Usuario

Número: HU.06

Usuario: Cliente

Nombre historia: Aplicación del clasificador SVM como modelo y/o algoritmo de Machine Learning y el descriptor LBPH como técnica de Visión por Computadora para la Re-identificación de personas mediante la característica soft-biométrica color de la vestimenta.

Prioridad: Alta

Riesgo en desarrollo: Baja

Puntos estimados (días): 8

Interacción asignada: 1

Programadores responsables: Ángel Echeverría, Flor Segovia

Descripción: Como usuario quiero un sistema para la Re-identificación de personas mediante SVM como modelo y/o algoritmo de Machine Learning y LBPH como técnica de Visión por Computadora.

Validación (Criterios de aceptación):

- Incluir los modelos y/o algoritmos de Machine Learning, para la Re-identificación de personas.
- Obtener el modelo más óptimo probando varios modelos utilizando datasets de autoría propia.

Sprint Backlog**Tabla 15***Sprint Backlog 05*

Sprint 05								
Fecha Inicio:			Fecha Fin:			Jornada:		
2/1/2023			20/1/2023			8 horas diarias		
H.U	Tareas			Horas	Fecha Inicio	Fecha Fin	Encargados	Estado
05	Entrenamiento de un modelo datasets mediante un algoritmo a desarrollar.			24	2/1/2023	4/1/2023	Ángel Echeverria, Flor Segovia	Finalizado
05	Probar varios modelos para escoger el más óptimo.			16	5/1/2023	6/1/2023	Ángel Echeverria, Flor Segovia	Finalizado

H.U	Tareas	Horas	Fecha Inicio	Fecha Fin	Encargados	Estado
06	Mediante el descriptor LBPH y el clasificador SVM desarrollar un algoritmo utilizando el modelo pre entrenado para la Re-identificación de personas por el color de la vestimenta.	48	9/1/2023	16/1/2023	Ángel Echeverria, Flor Segovia	Finalizado
06	Determinar el valor de confianza con videos del dataset mediante pruebas al sistema.	16	17/1/2023	18/1/2023	Ángel Echeverria, Flor Segovia	Finalizado
06	Identificar el rendimiento del clasificador por medio de la matriz de confusión y métricas.	16	19/1/2023	20/1/2023	Ángel Echeverria, Flor Segovia	Finalizado

Nota. Tabla 15: Se detalla minuciosamente las tareas que se desarrollaron en el Sprint 05, los encargados, jornada diaria, el estado de la tarea, las horas empleadas, fecha de inicio y fecha final. Se muestra el desarrollo del Sprint 5 que inicio el 02/01/2023 y finalizo el 20/01/2023 tomando un total de 120 horas.

Resultados del Sprint

Al construir el modelo para la Re-identificación de personas mediante el descriptor LBPH técnica de Visión por Computadora, el clasificador SVM modelos y/o de Machine Learning se pueden identificar a las personas mediante el color de la vestimenta al probar un dataset propio (300 imágenes de cada persona en diferentes escenarios).

Figura 19

Re-identificación de personas a través del color de la vestimenta con el descriptor LBPH & el clasificador SVM parte 1

```

1 def color():
2     # Ruta de los videos entrenados de Color
3     dataPath = 'Data_Color'
4     # Ayuda a la detección de rostros es una tecnología informática
5     # que determina la ubicación y el tamaño de rostros humanos
6     body_classifier = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.harcascades + 'haarcascade_fullbody.xml')
7     # Devuelve una lista que contiene los nombres de las entradas en el directorio proporcionado por la ruta.
8     imagePath = os.listdir(dataPath)
9     print('imagePaths=', imagePath)
10
11     #print(imagePaths[0])
12
13     face_recognizer.read('modeloLBPHColor.xml')
14
15     with mp_selfie_segmentation.SelfieSegmentation(
16         model_selection=1) as selfie_segmentation: # Segmentar el objeto y ver el fondo con negro
17
18         while True:
19             ret, frame = cap.read() # Leer el video
20             if ret == False : break
21             frame = imutils.resize(frame, width=600) # Pantalla de 600
22             gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY) # Convertir a escalas grises
23             # Técnica de suavizado de imágenes ayudan a reducir el ruido.
24             gray = cv2.GaussianBlur(gray, (21, 21), 1)
25             auxFrame = gray.copy()

```

Figura 20

Re-identificación de personas a través del color de la vestimenta con el descriptor LBPH & el clasificador SVM parte 2

```
1 # ayudará a detectar los objetos de acuerdo al clasificador que se utilice.
2     # Este nos permitirá obtener un rectángulo delimitador en donde se encuentre
3     # el objeto que se desea encontrar dentro de una imagen
4     bodies = body_classifier.detectMultiScale(gray, scaleFactor=1.22, minNeighbors=22, minSize=(10, 10),
5         flags=cv2.CASCADE_SCALE_IMAGE)
6
7     #frame_rgb = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB) # Convertir a escalas RGB
8     if cv2.waitKey(1) & 0xFF == 27: # Cuando se acabe el video se cierre o pulsando ESC
9         break
10    for (x, y, w, h) in bodies:
11        body = auxFrame[y:y + h, x:x + w]
12        # aumentar o disminuir el tamaño de una imagen en términos de ancho y alto.
13        #rostro = cv2.resize(rostro, (150, 150), interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
14        body = cv2.cvtColor(body, cv2.COLOR_BGR2RGB)
15        # Transformar los fotogramas de BGR a RGB y
16        # aplicación de MediaPipe Selfie Segmentation
17        results = selfie_segmentation.process(body)
18
19        # Obtener imagen binaria
20        _, th = cv2.threshold(results.segmentation_mask, 0.75, 255, cv2.THRESH_BINARY)
21
22        # Cambio de tipo de dato para poder usarlo con OpenCV
23        # e invertir la máscara
24        th = th.astype(np.uint8)
25        th = cv2.medianBlur(th, 13)
26        th_inv = cv2.bitwise_not(th)
27        # Color de fondo de escena
28        BG_COLOR = (0, 0, 0)
29        # Background
30        bg_image = np.ones(body.shape, dtype=np.uint8)
31        bg_image[:] = BG_COLOR
32        bg = cv2.bitwise_and(bg_image, bg_image, mask=th_inv)
33
```

Figura 21

Re-identificación de personas a través del color de la vestimenta con el descriptor LBPH & el clasificador SVM parte 3

```

1  # Foreground
2      fg = cv2.bitwise_and(body, body, mask=th)
3
4      # Background + Foreground
5      output_image = cv2.add(bg, fg)
6      gray = cv2.cvtColor(output_image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
7      cv2.imshow("GRAY SALIDA", gray)
8      redim = cv2.resize(gray, (250, 750), interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
9      result = face_recognizer.predict(redim)
10     salida = '{:.2f}'.format(result[1])
11
12     # LBPHFace
13     if result[1] < 65:
14
15         if cv2.waitKey(1) & 0xFF == 27: # Cuando se acabe el video se cierre o pulsando ESC
16             break
17
18         cv2.putText(frame, '{}'.format(imagePaths[result[0]]), (x, y - 25), 2, 1.1, (0, 255, 0), 1,
19                     cv2.LINE_AA)
20         cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 255, 0), 2)
21         cv2.putText(frame, '{}'.format(salida), (x, y - 5), 1, 1.3, (255, 255, 0), 1, cv2.LINE_AA)
22     else:
23         vNeg = vNeg + 1
24         cv2.putText(frame, 'Desconocido', (x, y - 20), 2, 0.8, (0, 0, 255), 1, cv2.LINE_AA)
25         cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 0, 255), 2)
26         cv2.imshow('RECONOCIMIENTO COLOR', frame)
27         k = cv2.waitKey(1)
28         if k == 27:
29             break
30
31
32     cap.release()
33     cv2.destroyAllWindows()

```

Nota. Figura 19, Figura 20, Figura 21: Se implemento la técnica de Visión por Computadora (LBPH), modelos y/o algoritmos de Machine Learning (SVM, Haar Cascade) para la Re-identificación de personas como se describe en el código mostrado como adicional la métrica de evaluación: accuracy.

Figura 22

Re-identificación de la característica soft-biométrica el color de la vestimenta de Luis



Nota. Figura 22: Para identificar del color de la vestimenta se ejecuta el código de reconocimiento en la cámara 2, implementado el algoritmo descrito en la anterior Figura, se observa el nombre de la persona conjunto con la predicción del modelo.

Tabla 16

Matriz de confusión de Luis en el video 1

Primer recorrido		
	Positivos	Negativos
Positivos	142 (VP)	6 (FP)
Negativos	2 (FN)	7 (VN)

Tabla 17

Matriz de confusión de Luis en el video 2

Segundo recorrido		
	Positivos	Negativos
Positivos	95 (VP)	4 (FP)

	Positivos	Negativos
Negativos	2 (FN)	8 (VN)

Tabla 18

Matriz de confusión de Luis en el video 3

	Tercer recorrido	
	Positivos	Negativos
Positivos	87 (VP)	6 (FP)
Negativos	1 (FN)	2 (VN)

Nota. Tabla 16, Tabla 17, Tabla 18: Se muestra la matriz de confusión para obtener las métricas de evaluación. Con esta matriz se puede orientar cuantas veces se predijo que la persona al caminar era una persona conocida, cuántas veces era Desconocida.

Tabla 19

Pruebas del reconocimiento facial de Luis

Clasificador	Métricas	Primer recorrido	Segundo recorrido	Tercer recorrido	Desviación estándar
	Accuracy	0.9490	0.9450	0.9271	0.9403 ± 0.0052
SVM	Recall	0.9595	0.9596	0.9355	0.9515 ± 0.0113
	Precision	0.9861	0.9794	0.9886	0.9847 ± 0.0038

Nota. Tabla 19: Resultados al aplicar las métricas de rendimiento al sistema de identificación de rostros.

En la identificación de personas mediante características soft-biométricas el rostro se obtuvo como resultados diferentes por los distintos recorridos caminados por Luis: existen estas variaciones por el cambio de iluminación, el escenario, el ruido, el lugar y orientación de la cámara. No se obtuvieron complicaciones al cumplir el Sprint, para el dataset y algoritmo los datos adquiridos tienen buena precisión.

Nota. Sprint 05: Se obtuvieron buenos resultados utilizando las métricas de evaluación, no se obtuvo ningún problema al desarrollarlo.

Desarrollo del sistema.

Sprint 01: Se realizó la creación del dataset necesario para la detección del rostro tomando en cuenta la buena iluminación, la hora del día y que sea en un ambiente controlado.

Sprint 02: Se seleccionó Viola-Jones como algoritmo de Visión por Computadora, Haar Cascade como clasificador para realizar el reconocimiento y re-identificación de rostros, después se realizó la matriz de confusión con las métricas obtenidas en el proceso.

Sprint 03: Se creó el dataset para la detección del color de la vestimenta teniendo en cuenta que las personas deben encontrarse tanto de frente como de espalda, la buena iluminación, la hora del día, que sea un ambiente controlado.

Sprint 04: Se seleccionó LBPH y Haar Cascade algoritmos de Visión por Computadora para realizar la detección de personas utilizando la característica soft-biométrica el color de la vestimenta.

Sprint 05: Con el modelo previamente entrenado, se desarrolló la parte del sistema encargado de la Re identificación de personas a través del color de vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora (LBPH, Haar Cascade) y el clasificador SVM de Machine Learning, se obtuvieron las métricas para luego realizar la matriz de confusión y ver rendimiento.

Capítulo IV

Validación del Sistema

Definición y aplicación de métricas de evaluación

En este capítulo se detalla los experimentos, describe el sistema de evaluación, detalla las métricas de evaluación utilizadas, muestran y examinan los resultados.

Marco de Evaluación

El sistema de Re-identificación se probó en dos casos: i) reconocimiento de las personas por el rostro (en la cámara 1), ii) detección y Re-identificación de una persona por el color de la ropa (en la cámara 2).

El sistema utiliza tres procesadores que trabajan en paralelo. En el primer procesador, se reconoce el rostro, en el segundo procesador se toma como método de experimentación el cuerpo, crea un conjunto de datos, se obtiene el descriptor del color de la vestimenta, entrena el modelo del color, y en el tercer procesador con el modelo de color creados, detecta y Re-identifica a la persona. Para llevar a cabo este proceso se utilizaron videos generados por diferentes personas en varias escenas consecutivas.

Definición de métricas de evaluación

Para identificar el rendimiento del sistema de modelos de Machine Learning se va a utilizar las métricas de evaluación más usuales anteriormente mencionadas con sus respectivas formulas en el capítulo 3 en la sección 1 con el tema “Implementación del Sistema” como son: accuracy, precision, recall (o sensibilidad) F1 Score, matriz de confusión.

Aplicación de métricas de evaluación

La manera de aplicar las métricas en el sistema propuesto para comprobar su validez es poner a prueba a cada algoritmo independiente, de detección como de Re-identificación de rostro y de color de vestimenta. Para Luego integrar los todos los algoritmos a la vez y medir el tiempo en ejecución del sistema completo.

En cuanto a la Re-identificación del rostro se grabó videos de distintas personas en un ambiente controlado, con buena iluminación, y caminando hacia el frente con la cara visible, sin oclusiones para la cámara. Las imágenes generadas en el dataset de los rostros de las personas se capturaron y redimensionaron a 150 x 150 pixeles, un tamaño apropiado para el entrenamiento del modelo.

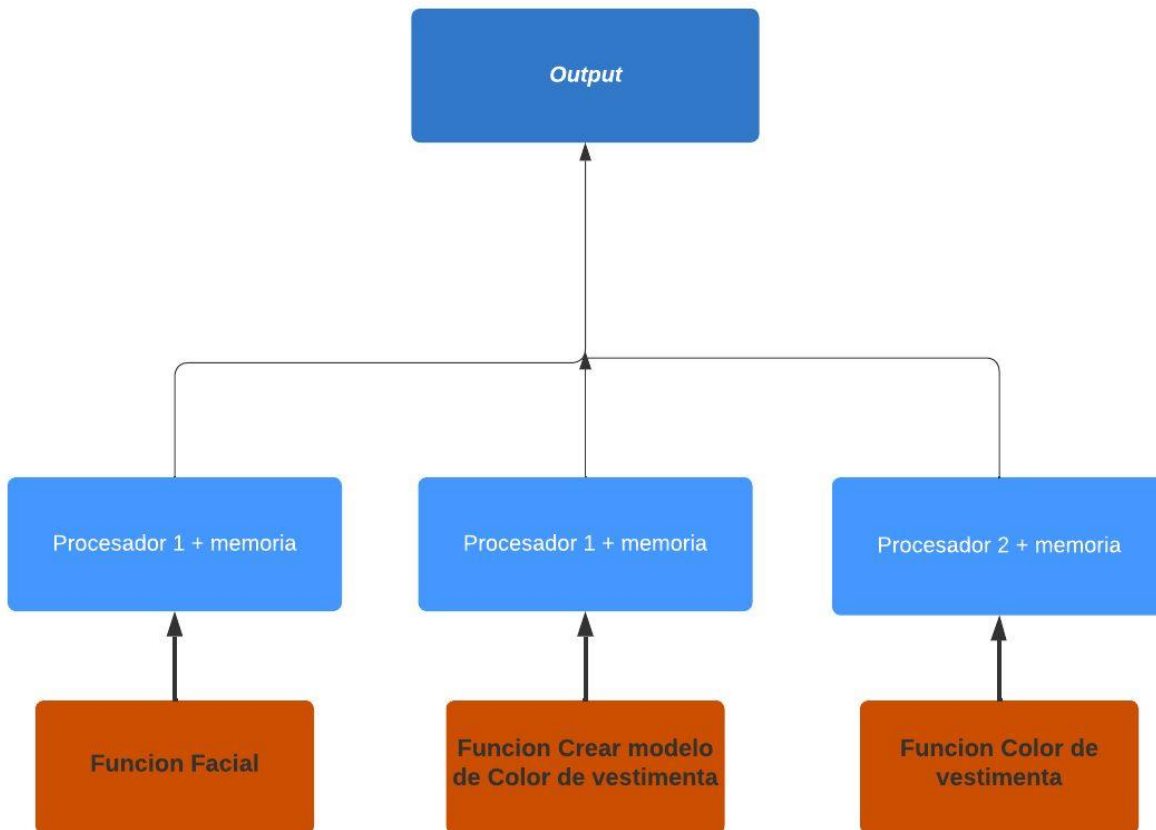
Por otro lado, para la Re-identificación del color de la vestimenta igualmente se grabó videos de distintas personas en un ambiente controlado, con buena iluminación, caminando tanto de frente como de espalda. Las imágenes generadas para el dataset del cuerpo de las personas se capturaron en escala de grises para la aplicación de LBPH y se redimensionaron a 250 x 750 pixeles.

Las pruebas se implementaron en un ambiente controlado con dos cámaras, la primera se utiliza para la identificación del rostro, captura del cuerpo de la persona para la generación del dataset del color de la vestimenta, mientras que la segunda se utiliza para Re-identificar el color de la vestimenta de la persona.

A continuación, se describen las pruebas del algoritmo de identificación del rostro, que se llevaron a cabo con tres personas para evaluar la eficacia del modelo de identificación facial previamente entrenado, y para obtener los resultados de Verdaderos Positivos, Verdaderos Negativos, Falsos Positivos y Falsos Negativos discutidos en el capítulo anterior.

Figura 23

Diagrama de multiprocesamiento



Nota. Figura 23: Para aplicar las pruebas se realizarán mediante 3 procesadores que cumplen con diferentes actividades en distintos espacios de memoria, ejecutan estas actividades de forma paralela, en el primero se ejecutaría la Re-identificación de personas mediante la característica biométrica el rostro, en el segundo crea el modelo de color de la vestimenta y en el tercero la Re-identificación de personas a través de las características soft biométricas como el color de la vestimenta.

Figura 24

Re- identificación de la característica biométrica el rostro con los modelos



Figura 25

Re- identificación de la característica soft-biométrica el color de la vestimenta con los modelos



Nota. Figura 24, Figura25: Se presentan los modelos para obtener los resultados en este capítulo como son: Angel, Diego, Jhon, Flor y Alex, para cada uno se obtendrán el dataset y se Re-identifica por el rostro y el color de la vestimenta.

Pruebas al algoritmo de identificación de rostro

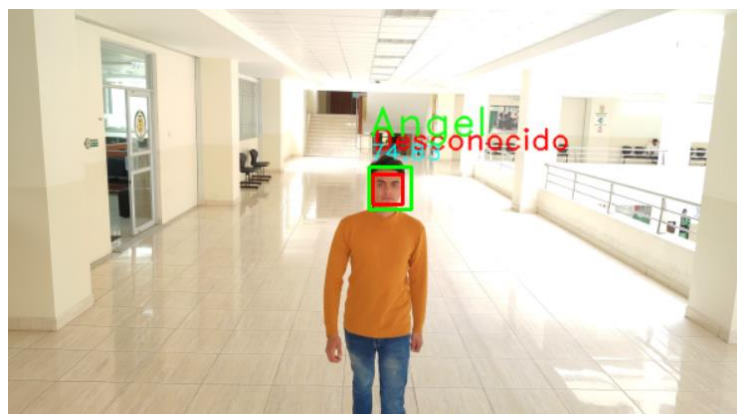
Para realizar las pruebas se utilizaron los dataset de cinco personas con ayuda del modelo pre-entrenando con 200 imágenes por persona, por lo tanto, se genera una tabla de valores de los resultados para cada persona de manera independiente. Para realizar las pruebas se utilizaron los dataset de cinco personas con ayuda del modelo pre-entrenando con 200 imágenes por persona, por lo tanto, se genera una tabla de valores de los resultados encontrados para cada persona de manera independiente.

Con la primera persona en este caso será Angel se grabó videos en diferentes pasillos. La cámara 1 detecta a Angel caminar de frente en el primer pasillo para la detección, reconocimiento e identificación del rostro.

- **Identificación de errores**

Figura 26

Errores en la Re-identificación facial



Nota. Figura 26: Al ejecutar el sistema se encontraron varios errores ya que detecto varios Desconocidos, es decir existieron muchas inconsistencias (Falsos Negativos), además se sobrescribían Falsos positivos en varios lugares en los cuales no existía ninguna persona.

Figura 27

Errores y corrección de errores en la Re-identificación facial

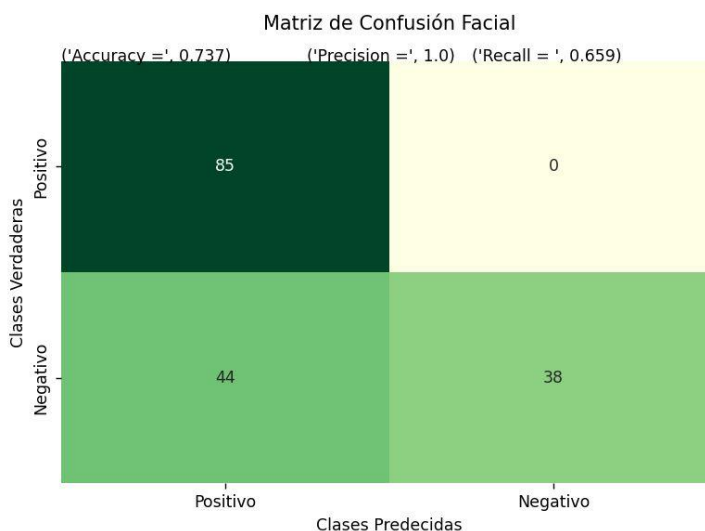


Nota. Figura 27: Se muestra 2 literales en los cuales se identifica en: 1) es el sistema con errores mientras que la imagen 2) representa el algoritmo ajustado para la Re-identificación del rostro.

Se corrigen los errores ajustando los valores del algoritmo Viola Jones que se encuentran por defecto para comprobar que el algoritmo fue corregido se envía a correr para posteriormente volver a comprobar mediante la matriz de confusión y compararla con la anterior matriz con los errores producidos.

Figura 28

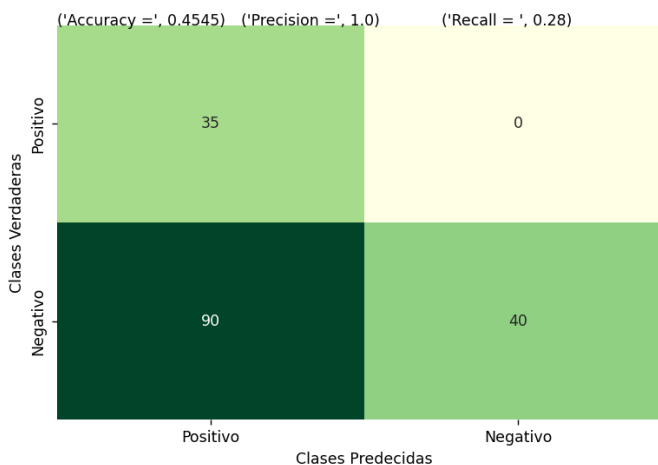
Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 1



Nota. Figura 28: Se muestra la matriz de confusión del primer recorrido de Angel del algoritmo con errores en los cuales salieron: VP= 85, VN= 38, FP = 0, FN= 44.

Figura 29

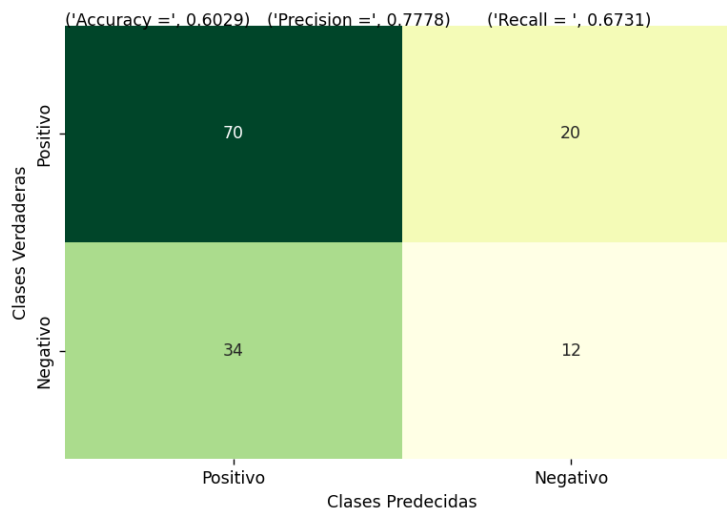
Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 2



Nota. Figura 29: Se muestra la matriz de confusión del segundo recorrido de Angel del algoritmo con errores en los cuales salieron: VP= 35, VN= 40, FP = 0, FN= 90.

Figura 30

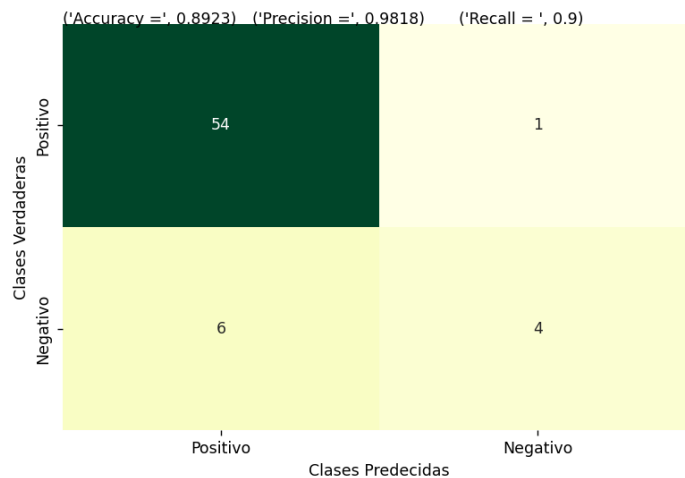
Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 3



Nota. Figura 30: Se muestra la matriz de confusión del tercer recorrido del algoritmo con errores en los cuales salieron: VP= 70, VN= 12, FP = 20, FN= 34.

Figura 31

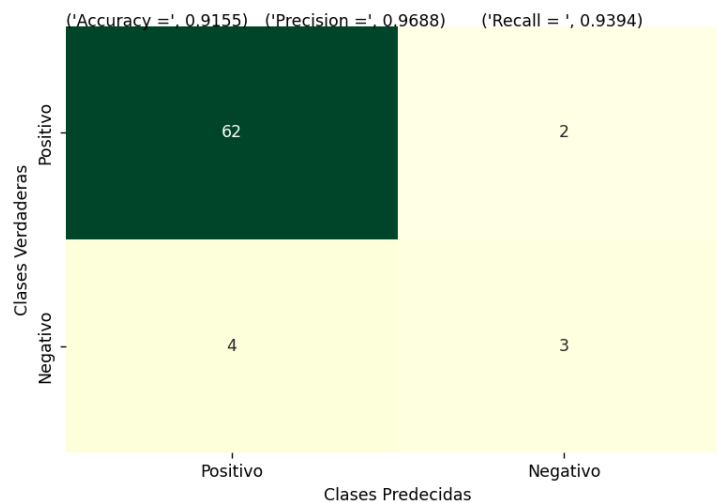
Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado del recorrido 1



Nota. Figura 31: Se muestra la matriz de confusión del primer recorrido del algoritmo ajustado dieron como resultado: VP= 54, VN= 4, FP = 1, FN= 6.

Figura 32

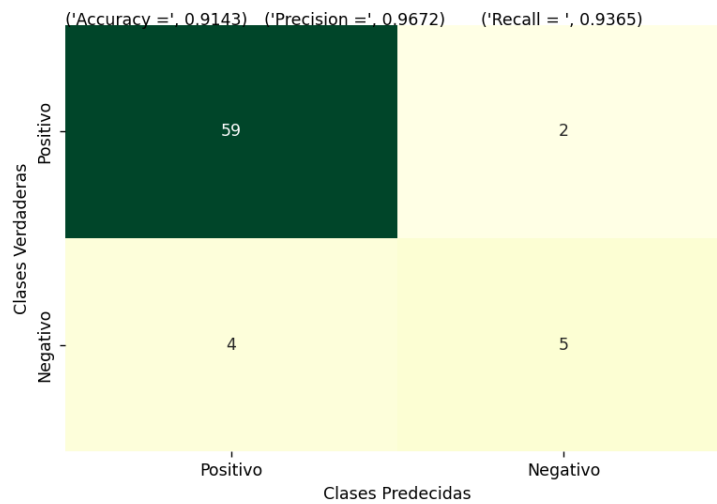
Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado del recorrido 2



Nota. Figura 32: Se muestra la matriz de confusión del segundo recorrido del algoritmo ajustado dieron como resultado: VP= 62, VN= 3, FP = 2, FN= 4.

Figura 33

Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado del recorrido 3



Nota. Figura 33: Se muestra la matriz de confusión del tercer recorrido del algoritmo ajustado dieron como resultado: VP= 59, VN= 5, FP = 2, FN= 4.

Tabla 20

Métrica de evaluación Accuracy

Recorrido	Clasificador	Métricas	Valor
#1	Haar Cascade	Accuracy	0.8923
#2	Haar Cascade	Accuracy	0.9155
#3	Haar Cascade	Accuracy	0.9143

Nota. Tabla 20: Se observa la métrica de evaluación Accuracy en el algoritmo ajustado Viola Jones porque es la métrica que calcula el valor de la exactitud es decir que mide que tan cerca se está del valor real de la medición.

Los errores que pueden influenciar para que los valores tanto positivos como negativos salgan al momento de Re-identificar a las personas por el rostro pueden ser: si la persona cuenta con un tipo de oclusión en el rostro (jafas, sombreros, mascarillas), la iluminación, la distancia, el ruido, enfoque y mala posición de la cámara o por utilizar un clasificador que no se esté acorde a las necesidades.

Tabla 21

Resultados de las métricas de evaluación de Re-identificación de rostros

Persona	Recorrido	Clasificador	Accuracy	Precisión	Recall
Angel	#1	Haar-Cascade	0.8923	0.9818	0.9000
	#2		0.9155	0.9688	0.9394
	#3		0.9143	0.9672	0.9365

Persona	Recorrido	Clasificador	Accuracy	Precisión	Recall
Diego	#1	Haar-	0.8721	0.9610	0.9024
	#2		0.8791	0.9524	0.9195
	#3	Cascade	0.8462	0.9559	0.8784
Jhon	#1	Haar-	0.9028	0.9692	0.9265
	#2		0.9024	0.9857	0.9079
	#3	Cascade	0.8904	0.9231	0.9524
Flor	#1	Haar-	0.8556	0.9506	0.8953
	#2		0.9457	0.9762	0.9647
	#3	Cascade	0.9024	0.9722	0.9211
Alex	#1	Haar-	0.8542	0.9375	0.8929
	#2		0.9149	0.9773	0.9348
	#3	Cascade	0.8621	0.9359	0.9125

Nota. Tabla 21: Se muestra los resultados de las métricas en la Re-identificación facial de 5 personas, medidas en la precisión, accuracy y recall, además muestra el clasificador usado.

Tabla 22

Resultados del modelo entrenado de Re-identificación facial

Persona	Recorrido	Escenario	Característica biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido	% de predicción (rango literatura)
Angel	#1	Cámara uno,	Rostro	Identificado	Angel	Angel	88,36 %
	#2	entrada principal,			Angel	Angel	87,19 %
	#3	hora: 09:30 am			Angel	Angel	87,05 %

Persona	Recorrido	Escenario	Característica biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido	% de predicción (rango literatura)
Diego	#1	Cámara uno,			Diego	Diego	86,49 %
	#2	entrada principal,	Rostro	Identificado	Diego	Diego	85,72 %
	#3	hora: 09:30 am			Diego	Diego	86,03 %
Jhon	#1	Cámara uno,			Jhon	Jhon	87,23 %
	#2	entrada principal,	Rostro	Identificado	Jhon	Jhon	88,71 %
	#3	hora: 09:30 am			Jhon	Jhon	83,08 %
Flor	#1	Cámara uno,			Flor	Flor	85,55 %
	#2	entrada principal,	Rostro	Identificado	Flor	Flor	87,86 %
	#3	hora: 09:30 am			Flor	Flor	87,50 %
Alex	#1	Cámara uno,			Alex	Alex	84,38 %
	#2	entrada principal,	Rostro	Identificado	Alex	Alex	87,96 %
	#3	hora: 09:30 am			Alex	Alex	84,23 %
Promedio							86,48%
Desviación estándar							±1.5809

Nota. Tabla 22: Se muestra los resultados del modelo entrenado con las 3 personas, donde se detalla el escenario es decir la cámara que se utiliza y la hora de grabación, la característica biométrica que se va a detectar, la predicción, el resultado esperado y el obtenido.

Pruebas al algoritmo de Re-identificación de color de la vestimenta

Para realizar las pruebas se utilizaron los dataset del color de vestimenta de tres personas con ayuda del modelo pre-entrenado con 200 imágenes por persona, por lo tanto, se genera una tabla confusión de valores de desviación previstos para cada persona de manera independiente.

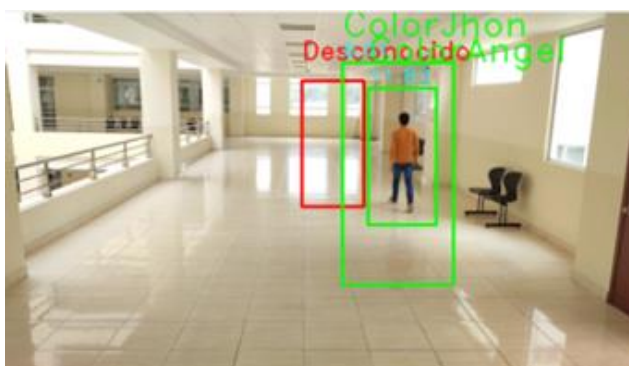
Con Angel se grabó videos en diferentes pasillos. La cámara 2 detecta a Angel caminar de espaldas en el segundo pasillo para la detección, para la detección, reconocimiento e identificación de características soft-biométricas como el color de la vestimenta.

Con el señor Angel se procede a realizar la tercera prueba, como ya se mencionó anteriormente se cuenta con 200 imágenes las cuales nos dan como con las que corresponden 135 a VP, 0 a VN, 0 a FP, y por último 65 a FN, siendo todos los verdaderos, las predicciones correctas por el modelo, y los falsos, los errores del modelo.

- **Identificación de errores**

Figura 34

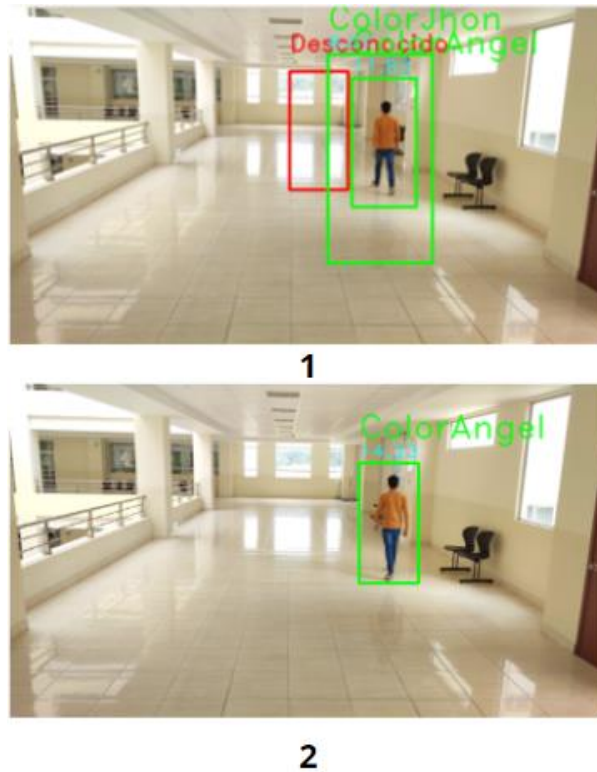
Errores en la Re-identificación del color de la vestimenta



Nota. Figura 34: Al ejecutar el sistema se encontraron varios errores ya que detecto varios Desconocidos, es decir existieron muchas inconsistencias (Falsos Negativos), además se sobrescribían Falsos positivos en varios lugares en los cuales no existía ninguna persona.

Figura 35

Errores y corrección de errores en la Re-identificación del color de la vestimenta

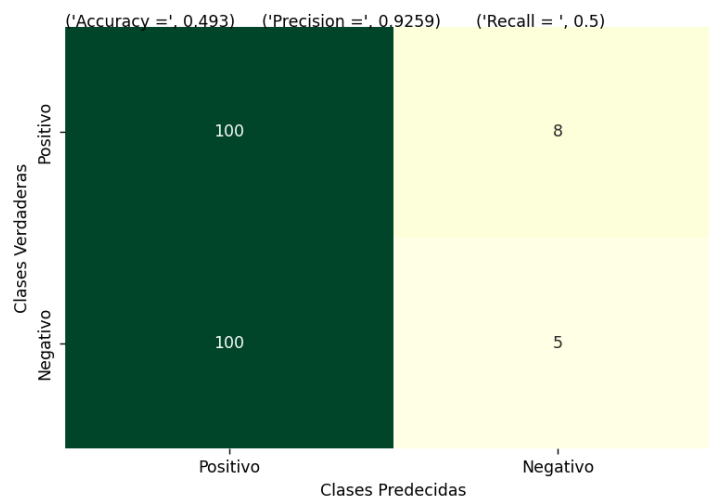


Nota. Figura 35: Se muestra 2 literales en los cuales se identifica en: 1) es el sistema con errores mientras que la imagen 2) representa el algoritmo ajustado para la Re-identificación del color de la vestimenta.

Se corrigen los errores ajustando los valores del algoritmo LBPH que se encuentran por defecto para comprobar que el algoritmo fue corregido se envía a correr para posteriormente volver a comprobar mediante la matriz de confusión y compararla con la anterior matriz con los errores producidos.

Figura 36

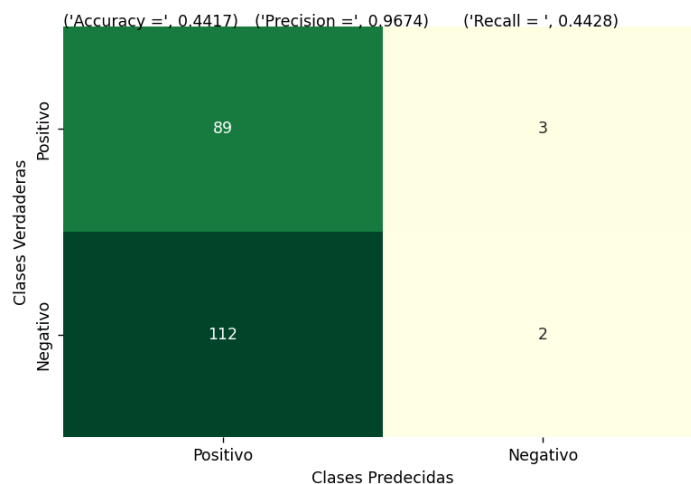
Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 1



Nota. Figura 36: Se muestra la matriz de confusión del recorrido 1 de Angel del algoritmo con errores en los cuales salieron: VP= 100, VN= 8, FP = 5, FN= 100.

Figura 37

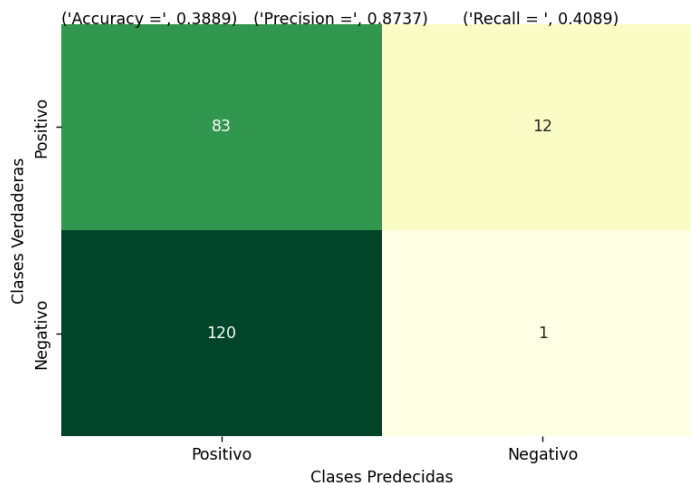
Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 2



Nota. Figura 37: Se muestra la matriz de confusión del recorrido 2 de Angel del algoritmo con errores en los cuales salieron: VP= 89, VN= 2, FP = 3, FN= 112.

Figura 38

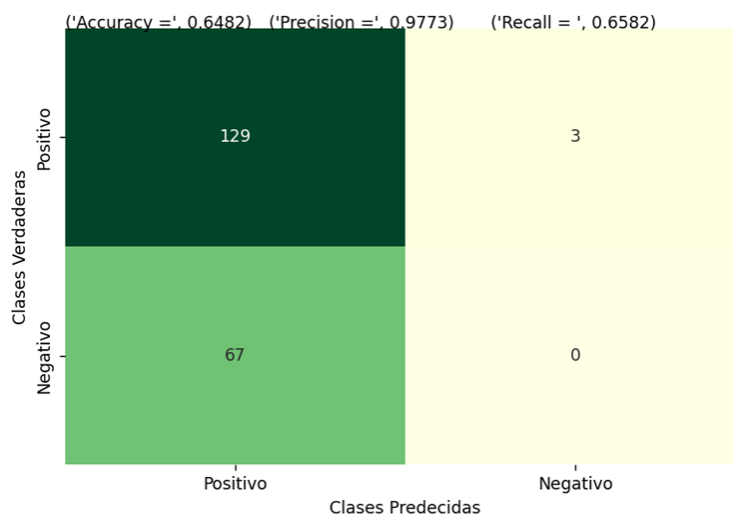
Matriz de confusión al aplicar el modelo con errores en el recorrido 3



Nota. Figura 38: Se muestra la matriz de confusión del recorrido 3 de Angel del algoritmo con errores en los cuales salieron: VP= 83, VN= 1, FP = 12, FN= 120.

Figura 39

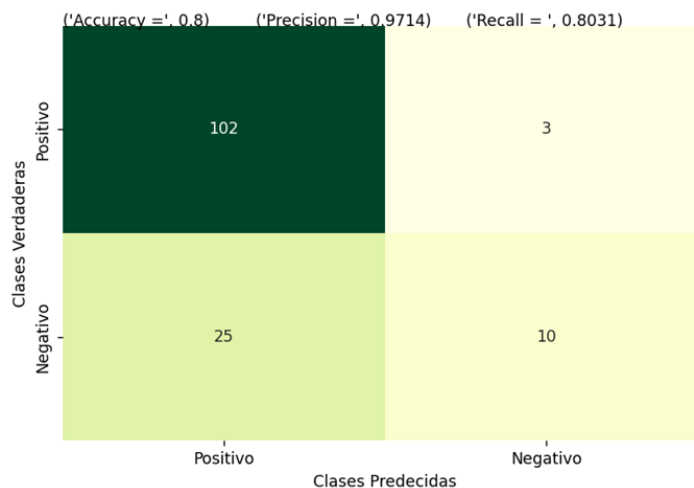
Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado en el recorrido 1



Nota. Figura 39: Se muestra la matriz de confusión del recorrido 1 de Angel del algoritmo ajustado dieron como resultado: VP= 129, VN= 0, FP = 3, FN= 67.

Figura 40

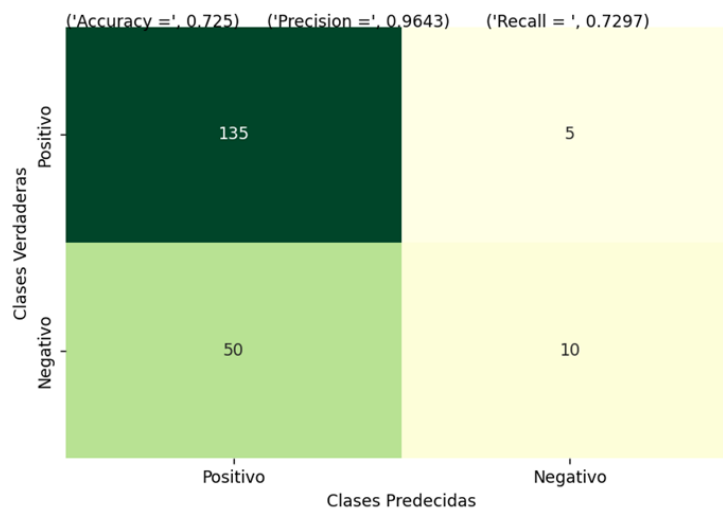
Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado en el recorrido 2



Nota. Figura 40: Se muestra la matriz de confusión del recorrido 2 de Angel del algoritmo ajustado dieron como resultado: VP= 102, VN= 10, FP = 3, FN= 25.

Figura 41

Matriz de confusión al aplicar el modelo ajustado en el recorrido 3



Nota. Figura 41: Se muestra la matriz de confusión del recorrido 3 de Angel del algoritmo ajustado dieron como resultado: VP= 135, VN= 10, FP = 5, FN= 50.

Tabla 23*Métrica de evaluación Accuracy*

Recorrido	Clasificador	Métricas	Valor
1	SVM	Accuracy	0.6482
2	SVM	Accuracy	0.8000
3	SVM	Accuracy	0.7250

Nota. Tabla 23: Se observa la métrica de evaluación Accuracy en el algoritmo ajustado porque es la métrica que calcula el valor de la exactitud es decir que mide que tan cerca se está del valor real de la medición.

Los errores que pueden influenciar para que los valores tanto positivos como negativos salgan al momento de Re-identificar a las personas por el color de la vestimenta pueden ser: la iluminación, la distancia, el ruido, enfoque y mala posición de la cámara o por utilizar un clasificador que no se esté acorde a las necesidades.

Tabla 24*Resultados de las métricas de evaluación de Re-identificación del color de la vestimenta*

Persona	Recorrido	Clasificador	Accuracy	Precisión	Recall
	#1		0.6482	0.9763	0.6582
Angel	#2	SVM	0.8000	0.9714	0.8031
	#3		0.7250	0.9643	0.7297
	#1		0.8676	0.9572	0.8960
Diego	#2	SVM	0.8846	0.9724	0.8983
	#3		0.8076	0.9345	0.8474

Persona	Recorrido	Clasificador	Accuracy	Precisión	Recall
Jhon	#1		0.8413	0.9370	0.8880
	#2	SVM	0.8958	0.9760	0.9104
	#3		0.8428	0.9565	0.8661
Flor	#1		0.8758	0.9615	0.9057
	#2	SVM	0.8667	0.9696	0.8888
	#3		0.8897	0.9826	0.9040
Alex	#1		0.8620	0.9747	0.8721
	#2	SVM	0.7848	0.9167	0.8402
	#3		0.8931	0.9579	0.9268

Nota. Tabla 24: Se muestra los resultados de las métricas en la Re-identificación facial de cada persona, medidos en la precisión, accuracy y recall, además de mostrar el clasificador usado.

Tabla 25

Resultados del modelo entrenado de Re-identificación del color de la vestimenta

Persona	Recorrido	Escenario	Característica soft-biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido	% de predicción (rango literatura)
Angel	#1	Cámara uno,	Color de la vestimenta	Identificado	Angel	Angel	80,06 %
	#2	entrada principal,			Angel	Angel	79,65 %
	#3	hora: 09:30 am			Angel	Angel	79,07 %

Persona	Recorrido	Escenario	Característica soft-biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido	% de predicción (rango literatura)
Diego	#1	Cámara uno,	Color de la		Diego	Diego	78,49 %
	#2	entrada principal,	vestimenta	Identificado	Diego	Diego	79,74 %
	#3	hora: 09:30 am			Diego	Diego	76,63 %
Jhon	#1	Cámara uno,	Color de la		Jhon	Jhon	76,83 %
	#2	entrada principal,	vestimenta	Identificado	Jhon	Jhon	80,03 %
	#3	hora: 09:30 am			Jhon	Jhon	78,43 %
Flor	#1	Cámara uno,	Color de la		Flor	Flor	78,84 %
	#2	entrada principal,	vestimenta	Identificado	Flor	Flor	79,51 %
	#3	hora: 09:30 am			Flor	Flor	80,57 %
Alex	#1	Cámara uno,	Color de la		Alex	Alex	79,93 %
	#2	entrada principal,	vestimenta	Identificado	Alex	Alex	75,17 %
	#3	hora: 09:30 am			Alex	Alex	78,55 %
Promedio							78.77%
Desviación estándar							± 1.4546

Nota. Tabla 25: Se muestra los resultados del modelo entrenado del Color de vestimenta con las 3 personas, donde se detalla el escenario es decir la cámara que se utiliza y la hora de grabación, la característica Soft-biométrica que se va a detectar, la predicción, el resultado esperado y el obtenido.

En conclusión, la Re-identificación de las personas mediante la característica biométrica facial efectuada en el sistema da un porcentaje del 86,48% de predicción es decir que este resultado justifica que el algoritmo expuesto esta correctamente construido ya que se ubica entre el rango del 67% al 90% encontrado en la literatura científica nombrada en el capítulo 3 en la sección de Haar Cascade y Viola Jones. Mientras que en la Re-identificación de las personas mediante la característica soft- biométrica el color de la vestimenta implementada en el sistema arroja un porcentaje del 78,77% de predicción el mismo que está ubicado entre el rango del 62% al 82% encontrado en la literatura científica mencionada en el capítulo 3 en la sección SVM.

Conclusiones

- Al revisar el estado del arte se puede concluir que existe poca documentación referente al reconocimiento de color de la vestimenta mientras que para el reconocimiento facial existe una base documental bastante amplia y adecuada, por lo tanto, se considera que este documento de investigación tenga una importancia a futuro como apoyo de próximos estudios.
- Se desarrollo un sistema de Re-Identificación de personas empleando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning, en un entorno controlado, en la ESPE Sede Latacunga a través de características faciales y características soft-biométricas como el color de la vestimenta. Tomando como referencia el objetivo planteado de validar los resultados, analizar errores, se pudo determinar que en el modelo de detección de color de vestimenta tiene un promedio de predicción de 78.77% dando como desviación estándar ± 1.4546 , valor que está dentro del rango de predicción de la literatura (62% - 82%) (Hassan & Karim, 2014). Se pudo determinar que en el modelo de reconocimiento facial tiene un promedio del 86.48% dando como desviación estándar ± 1.5809 , el cual está en el rango de la literatura (del 67%) (Jauhari et al., 2021) (al 90%) (Basbrain et al., 2017).
- Se utilizó el lenguaje de programación Python debido a su versatilidad y adaptabilidad al campo de Machine Learning y Visión por Computador, con ayuda de los algoritmos desarrollados en Python se entrenó el sistema para identificar a las personas por el rostro y el color de la vestimenta con la creación de videos de distintos individuos.
- Se obtuvo mejores resultados en la validación de datos en horas de la tarde ya que la iluminación en esas horas no afecta al modelo de Re-ID. Además, para la detección tanto del rostro como la detección a través del color de la vestimenta se tomó en cuenta

la distancia ya que superado los 10 metros entre la cámara y la persona generan errores al detectar.

- Se utilizó como descriptor LBPH algoritmo de Visión por Computador para determinar el color de la vestimenta de la persona y como clasificador SVM como modelo de Machine Learning para Re-Identificar a un individuo. Se utilizaron los algoritmos Haar Cascade, Viola Jones debido a su eficiencia en términos de procesamiento y eficacia para reconocer rostros y LBPH debido a que detecta el ángulo de la cabeza.
- Se realizó las matrices de confusión para determinar los verdaderos positivos, verdaderos negativos, falsos positivos, falsos negativos con los cuales se obtuvo valores para la validación de datos mediante el reconocimiento del color de la vestimenta y el rostro dándonos errores mínimos en los estudios realizados.
- Para que el sistema de Re-identificación de personas por el color de la vestimenta y el rostro se ejecute en tiempo real y de manera fluida se optó por usar multiprocesadores, el primero para la detección y Re-identificación mediante el rostro, el segundo para crear el modelo de color de la vestimenta y el tercero para para detección y Re-identificación mediante el color de la vestimenta.

Bibliografía

- Abuzneid, M. A., & Mahmood, A. (2018). Enhanced Human Face Recognition Using LBPH Descriptor, Multi-KNN, and Back-Propagation Neural Network. *IEEE Access*, *6*, 20641-20651.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2825310>
- Ahmad, R., & Alsmadi, I. (2021). Machine learning approaches to IoT security: A systematic literature review. *Internet of Things*, *14*, 100365. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2021.100365>
- Arboleda, C. T., & Guerrero, M. I. (2015). Detección de poses de las manos usando descriptores LBP. *Revista de Investigaciones Universidad del Quindío*, *27*(2), Art. 2.
<https://doi.org/10.33975/riuuq.vol27n2.50>
- Basbrain, A. M., Gan, J. Q., & Clark, A. (2017). Accuracy Enhancement of the Viola-Jones Algorithm for Thermal Face Detection. En D.-S. Huang, A. Hussain, K. Han, & M. M. Gromiha (Eds.), *Intelligent Computing Methodologies* (Vol. 10363, pp. 71-82). Springer International Publishing.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-63315-2_7
- Bishop, C. M. (2013). Model-based machine learning. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, *371*(1984), 20120222.
<https://doi.org/10.1098/rsta.2012.0222>
- Cotanilla, S. S. (2020). *MÁSTER UNIVERSITARIO EN INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN TRABAJO FIN DE MÁSTER*. 71.
- Cruz, C. A. B. (2020). *ANÁLISIS COMPARATIVO ENTRE APRENDIZAJE SUPERVISADO Y APRENDIZAJE SEMI-SUPERVISADO PARA LA CLASIFICACIÓN DE SEÑALES SÍSMICAS VULCANOLÓGICAS DEL VOLCÁN COTOPAXI*.
- Deemer, P., Benefield, G., Larman, C., & Vodde, B. (2009). *INFORMACIÓN BÁSICA DE SCRUM (THE SCRUM PRIMER)*. Certified Scrum Training Worldwide.
http://libroslibres.uls.edu.sv/informatica/informacion_basica_scrum.pdf

Deemer, P., Benefield, G., Larman, C., & Vodde, B. (2012). *Una introducción básica a la teoría y práctica de Scrum*.

Dietterich, T. G. (1997). *Machine-Learning Research*. 40. <https://doi.org/10.1609/aimag.v18i4.1324>

El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). What Is Machine Learning? En I. El Naqa, R. Li, & M. J. Murphy (Eds.), *Machine Learning in Radiation Oncology* (pp. 3-11). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18305-3_1

Gómez, J. J. S. (2020). *BIOMETRÍA Y LA SEGURIDAD INFORMÁTICA EN LOS MÉTODOS DE AUTENTICACIÓN*. 108.

Gonçalves, L. (2018). Scrum: The methodology to become more agile. *Controlling & Management Review*, 62(4), 40-42. <https://doi.org/10.1007/s12176-018-0020-3>

Hassan, M. T., & Karim, A. (2014). *Impact of Behavior Clustering on Web Surfer Behavior Prediction*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-63315-2_7

Hernández, E. del T., Cabrera Sarmiento, A., & Sánchez Solano, S. (2012). *IMPLEMENTACIÓN HÍBRIDA HARDWARE SOFTWARE DEL ALGORITMO DE DETECCIÓN DE ROSTROS DE VIOLA-JONES SOBRE FPGA*. 16(63). https://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1316-48212012000200005

Huang, J., & Tsai, K. S. (2021). Upgrading Big Brother: Local Strategic Adaptation in China's Security Industry. *Studies in Comparative International Development*, 56(4), 560-587. <https://doi.org/10.1007/s12116-021-09342-9>

Jagtap, A. M., Kangale, V., Unune, K., & Gosavi, P. (2019). A Study of LBPH, Eigenface, Fisherface and Haar-like features for Face recognition using OpenCV. *2019 International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)*, 219-224. <https://doi.org/10.1109/ISS1.2019.8907965>

Jain, A. K., Dass, S. C., & Nandakumar, K. (2004). *Can soft biometric traits assist user recognition?* (A. K. Jain & N. K. Ratha, Eds.; pp. 561-572). <https://doi.org/10.1117/12.542890>

- Jauhari, A., Anamisa, D. R., & Negara, Y. D. P. (2021). Detection system of facial patterns with masks in new normal based on the Viola Jones method. *Journal of Physics: Conference Series*, 1836(1), 012035. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1836/1/012035>
- Kniberg, H. (2007). *Scrum and XP from the trenches: How we do Scrum; [an agile war story]*. C4Media.
- L, S. S., & Raga, S. (2018). Real Time Face Recognition of Human Faces by using LBPH and Viola Jones Algorithm. *International Journal of Scientific Research in Computer Science and Engineering*, 6(5), 6-10.
- Larrañaga, P., Calvo, B., Santana, R., Bielza, C., Galdiano, J., Inza, I., Lozano, J. A., Armañanzas, R., Santafé, G., Pérez, A., & Robles, V. (2006). Machine learning in bioinformatics. *Briefings in Bioinformatics*, 7(1), 86-112. <https://doi.org/10.1093/bib/bbk007>
- Máquinas de Vectores de Soporte (SVM)—*IArtificial.net*. (2019, abril 12). <https://www.iartificial.net/maquinas-de-vectores-de-soporte-svm/>
- Molleda Meré, J. (2009). *Técnicas de visión por computador para la reconstrucción en tiempo real de la forma 3D de productos laminados*. Biblioteca de la Universidad de Oviedo.
- Muriel Escobar, J. A. M., Cortes Osorio, J. A., & Medina Aguirre, F. A. (2010). *SISTEMAS DE SEGURIDAD BASADOS EN BIOMETRÍA*. 46, 6.
- Ochoa, D. A. M. (2016). Re-identificación de personas a través de sus características soft-biométricas en un entorno multi-cámara de video-vigilancia. *Ingeniería, investigación y tecnología*, 17(2), 10.
- Ojala, T., & Pietikainen, M. (1995). *A COMPARATIVE STUDY OF TEXTURE MEASURES WITH CLASSIFICATION BASED ON FEATURE DISTRIBUTIONS*. 9.
- Pajares Martinsanz, G., & De La Cruz Garcia, J. M. (2010). *APRENDIZAJE AUTOMATICO. UN ENFOQUE PRACTICO* (1.ª ed., Vol. 1).

- Pietikäinen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T. (2011). Local Binary Patterns for Still Images. En M. Pietikäinen, A. Hadid, G. Zhao, & T. Ahonen, *Computer Vision Using Local Binary Patterns* (Vol. 40, pp. 13-47). Springer London. https://doi.org/10.1007/978-0-85729-748-8_2
- Ruiz, C. G. (2022). *TRABAJO FIN DE GRADO*. 56.
- Salehi, L., & Azmi, R. (2014). A Novel Method Based on Learning Automata for Automatic Lesion Detection in Breast Magnetic Resonance Imaging. *Journal of Medical Signals & Sensors*, 4(3), 202. <https://doi.org/10.4103/2228-7477.137788>
- Sarwar, Md. G., Dey, A., & Das, A. (2021). Developing a LBPH-based Face Recognition System for Visually Impaired People. *2021 1st International Conference on Artificial Intelligence and Data Analytics (CAIDA)*, 286-289. <https://doi.org/10.1109/CAIDA51941.2021.9425275>
- Schapire, R. E. (2013). Explaining AdaBoost. En B. Schölkopf, Z. Luo, & V. Vovk (Eds.), *Empirical Inference* (pp. 37-52). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-41136-6_5
- Serratos, F. (2021). *La biometría para la identificación de las personas*. 50.
- Shetty, A. B., Bhoomika, Deeksha, Rebeiro, J., & Ramyashree. (2021). Facial recognition using Haar cascade and LBP classifiers. *Global Transitions Proceedings*, 2(2), 330-335. <https://doi.org/10.1016/j.gltip.2021.08.044>
- Singh, P. K., Kar, A. K., Singh, Y., Kolekar, M. H., & Tanwar, S. (Eds.). (2020). *Proceedings of ICRIC 2019: Recent Innovations in Computing* (Vol. 597). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-29407-6>
- Sivic, J., Zitnick, C. L., & Szeliski, R. (2006). Finding people in repeated shots of the same scene. *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2006*, 93.1-93.10. <https://doi.org/10.5244/C.20.93>

- Srivastava, A., Bhardwaj, S., & Saraswat, S. (2017). SCRUM model for agile methodology. 2017 *International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, 864-869. <https://doi.org/10.1109/CCAA.2017.8229928>
- Varona, J., González, J., Rius, I., & Villanueva, J. (2008). Importance of detection for video surveillance applications. *Optical Engineering*, 21. <https://doi.org/10.1117/1.2965548>
- Viola, P., & Jones, M. (2001). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001*, 1, 1-511-1-518. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2001.990517>
- Viola, P., & Jones, M. J. (2004). Robust Real-Time Face Detection. *International Journal of Computer Vision*, 57(2), 137-154. <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb>
- Wang, T., Gong, S., Zhu, X., & Wang, S. (2014). Person Re-identification by Video Ranking. En D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, & T. Tuytelaars (Eds.), *Computer Vision – ECCV 2014* (Vol. 8692, pp. 688-703). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10593-2_45
- Wei, J., Chu, X., Sun, X., Xu, K., Deng, H., Chen, J., Wei, Z., & Lei, M. (2019). Machine learning in materials science. *InfoMat*, 1(3), 338-358. <https://doi.org/10.1002/inf2.12028>
- Ye, J., & Wang, H. (2018). An automatic face recognition method using AdaBoost detection and SOM. 39. <https://doi.org/10.11990/jheu.201608036>
- Yue, S., Li, P., & Hao, P. (2003). SVM classification:Its contents and challenges. *Applied Mathematics-A Journal of Chinese Universities*, 18(3), 332-342. <https://doi.org/10.1007/s11766-003-0059-5>

Anexos