



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 la silueta corporal, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning

Vásquez Cadena, Alex Paul y Vega Sigcho, Alex Mauricio

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería en Software

Trabajo de integración curricular, previo a la obtención del título de Ingeniero en Software

Dr. Carillo Medina, José Luis

13 de febrero del 2023

Tesina-Re-ID-Vasquez-Vega

2% Similitudes
 < 1% Texto entre comillas
 0% similitudes entre comillas
 < 1% Idioma no reconocido

Nombre del documento: Tesina-Re-ID-Vasquez-Vega.docx
 ID del documento: 402f5fa943f94d2f6dce3069dfba200a52a2fea9
 Tamaño del documento original: 15,19 Mo

Depositante: JOSÉ LUIS CARRILLO
 Fecha de depósito: 23/2/2023
 Tipo de carga: Interface
 fecha de fin de análisis: 23/2/2023

Número de palabras: 18.696
 Número de caracteres: 122.063

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-AntiPlagio.docx Tesina_Re-ID_U... #9cb815 El documento proviene de mi biblioteca de referencias 8 Fuentes similares	5%		Palabras idénticas: 5% (904 palabras)
2	Tesina Chugchilan_Guanochanga_20-02-2023-AntiPlagio.docx Tesina Chug... #995124 El documento proviene de mi biblioteca de referencias 7 Fuentes similares	3%		Palabras idénticas: 3% (406 palabras)
3	Tesina_Re-ID_Facial_Siluetas Alison David 22 Feb.docx Tesina_Re-ID_Facial... #1f668b El documento proviene de mi biblioteca de referencias 10 Fuentes similares	2%		Palabras idénticas: 2% (374 palabras)
4	Tesina_Re-ID_Facial_Textura Diego Jose_22 Feb.docx Tesina_Re-ID_Facial... #53ec33 El documento proviene de mi biblioteca de referencias 8 Fuentes similares	2%		Palabras idénticas: 2% (320 palabras)
5	Tesina_Re-ID_Segovia-Echeverría-16-02-2023-AntiPlagio.docx Tesina_Re-ID... #0a3152 El documento proviene de mi biblioteca de referencias	1%		Palabras idénticas: 1% (225 palabras)

Fuentes con similitudes fortuitas

N°	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	repositorio.ucl.ac.uk https://repositorio.ucl.ac.uk/jspui/bitstream/123456789/7111/1/ID_07871_15.pdf	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (39 palabras)
2	hdl.handle.net Aceleración y optimización del consumo energético de clasificadore... http://hdl.handle.net/10481/56822	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (34 palabras)
3	repository.udistrital.edu.co Planteamiento de un algoritmo para la identificación d... https://repository.udistrital.edu.co/handle/11349/28210	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (34 palabras)
4	Documento de otro usuario #9116x1 El documento proviene de otro grupo	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (22 palabras)
5	dSPACE.ups.edu.ec Diseño y desarrollo de un sistema de video vigilancia basado en... http://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/19956/1/UPS-CT008985.pdf	< 1%		Palabras idénticas: < 1% (26 palabras)

Fuentes mencionadas (sin similitudes detectadas)

- Estas fuentes han sido citadas en el documento sin encontrar similitudes.
- <https://doi.org/10.1109/IEC49899.2020.9122927>
 - <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2015.2416561>
 - <https://doi.org/10.1109/ICBDACI.2017.8070809>
 - <https://doi.org/10.1109/DPGC.2016.7913155>
 - <https://doi.org/10.1109/ISESD.2019.8909430>


 Ing. Carrillo 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 integración curricular: **"Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la silueta corporal, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning"** fue realizado por los señores **Vásquez Cadena Alex Paul y Vega Sigcho Alex Mauricio**; 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 y analizado 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:

Ing. Carrillo Medina, José Luis, Ph.D

C. C.:0501553788



Departamento de Ciencias de la Computación
Carrera de Ingeniería de Software

Responsabilidad de Autoría

Nosotros, **Vásquez Cadena Alex Paul**, con cédula de ciudadanía N° 1723797997 y **Vega Sigcho Alex Mauricio**, con cédula de ciudadanía N° 1726917519 declaramos que el contenido, ideas y criterios de integración curricular: "**Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la silueta corporal, y modelos holísticos y no holísticos, 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

Firmas;

Vásquez Cadena Alex Paul

C.C.: 1723797997

Vega Sigcho Alex Mauricio

C.C.: 1726917519



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Autorización de Publicación

Nosotros **Vásquez Cadena Alex Paul**, con cédula de ciudadanía N° 1723797997 y **Vega Sigcho Alex Mauricio**, con cédula de ciudadanía N° 1726917519, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de integración curricular: "**Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la silueta corporal, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning**" en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi/nuestra responsabilidad.

Latacunga, 23 de febrero del 2023

Firmas;

Vásquez Cadena Alex Paul

C.C.: 1723797997

Vega Sigcho Alex Mauricio

C.C.: 1726917519

Dedicatoria

Dedicada a mi madre, María Cadena que siempre me han apoyado y animado en cada paso de mi trayectoria académica. Sin su inquebrantable amor y orientación, este logro no habría sido posible.

Dedico también esta tesis a mis amigos y compañeros de carrera, que me han proporcionado valiosas ideas y ayuda a lo largo de mi investigación. Por último, dedico este trabajo a las futuras generaciones de estudiosos, para que contribuya al avance del conocimiento en este campo

Vásquez Cadena Alex Paul

Ecuador, febrero 2023

Dedicatoria

Quiero dedicar este proyecto a todas las personas que me han apoyado en este camino. En primer lugar, a mis padres María Delia Sigcho Llumiquinga y Jorge Adrián Vega quienes fueron mi mayor apoyo y motivación en todo este transcurso de mi carrera, ellos siempre confiaron en mí, luego a mi familia, que ayudaron a no rendirme en cada etapa de mi vida académica. A mis compañeros, por su ayuda en los momentos de difíciles y cansancio cuando se complicaba terminar los trabajos a tiempo.

También quiero expresar mi gratitud al director de departamento Ing. Lucas Garcés, por creer en mí y darme la oportunidad de volver a la Universidad con más ánimos. Sus consejos y sugerencias han sido fundamentales para lograr que termine la carrera académica.

Finalmente, dedico esta tesina a todas aquellas personas que, de alguna manera, han contribuido al campo de estudio al que pertenece mi investigación. Espero que este trabajo aporte nuevos conocimientos a la comunidad académica y ser de utilidad para futuras investigaciones.

Vega Sigcho Alex Mauricio

Ecuador, febrero 2023

Agradecimiento

Agradezco a mi madre María Matilde Cadena Tituaña quienes fueron mi mayor apoyo y motivación en todo este transcurso de mi carrera, ellos siempre confiaron en mí.

Me gustaría expresar mi más profunda gratitud a mi director de tesis, Dr. José Luis Carrillo, por su inquebrantable orientación y apoyo a lo largo de todo este proceso. Su tutoría y experiencia han sido inestimables para mí y estoy verdaderamente agradecida por su dedicación y compromiso.

También estoy agradecida al personal y al profesorado del Departamento de Computación, que me han proporcionado recursos y apoyo a lo largo de mis estudios de pregrado. Su aliento y asistencia han sido fundamentales para ayudarme a alcanzar mis objetivos académicos.

Vásquez Cadena Alex Paul

Ecuador, febrero 2023

Agradecimiento

Agradezco a mis padres María Delia Sigcho Llumiquinga y Jorge Adrián Vega quienes fueron mi mayor apoyo y motivación en todo este transcurso de mi carrera, ellos siempre confiaron en mí.

Agradezco a mis profesores que compartieron su conocimiento, su paciencia, perseverancia y tolerancia, sin ellos no hubiera logrado culminar mi carrera.

Y por último a Dios por la salud, inteligencia y fuerza para no rendirme en esta etapa de mi vida.

Vega Sigcho Alex Mauricio

Ecuador, febrero 2023

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 figuras.....	15
Índice de tablas.....	17
Resumen	17
Abstract.....	20
Capítulo I: Introducción.....	21
Propósito y contextualización del tema.....	21
Justificación del interés de la investigación	21
Objetivos Generales y Específicos	23
<i>Objetivo General</i>	23
<i>Objetivos específicos</i>	23
Metodología	23

	11
Capítulo II: Marco teórico.....	25
Características Biométricas y Soft-Biométricas	25
<i>Características Biométricas</i>	25
<i>Características Soft-Biométricas</i>	26
Modelos holísticos y no holísticos	27
<i>Modelos Holísticos</i>	27
<i>Modelos No holísticos</i>	27
Modelos Basados en Partes (DPM)	28
Técnicas de Visión por Computador	30
Haar Cascade	31
Algoritmo de Viola-Jones.....	33
LBP (Patrones Binarios Locales)	35
LBPH (Histogramas de Patrones Binarios Locales).....	37
Red Neuronal Profunda (DNN).....	38
Modelos y/o algoritmos Machine Learning	39
Máquina de Vectores de Soporte (SVM).....	40
Capítulo III: Implementación del sistema	43
Funcionamiento del sistema	43
Metodología SCRUM	45
Análisis y diseño del sistema.....	49
<i>Análisis del sistema</i>	49

	12
<i>Historias de Usuario</i>	50
<i>Product Backlog del Proyecto</i>	51
<i>Esquemas del Sistema de Re-Identificación</i>	52
<i>Herramientas de Software para el desarrollo</i>	54
<i>Herramientas de Hardware para el desarrollo</i>	55
<i>Implementación de las técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de</i> <i>Machine Learning para el Reconocimiento Facial y Silueta corporal.</i>	55
<i>Sprint 01: Dataset y algoritmo para identificación del rostro</i>	56
Historia de usuario 01: Creación del Dataset para Rostros	56
<i>Historias de Usuario Detalladas</i>	56
Sprint Backlog	57
Burndown Chart.....	58
Historia de Usuario 02: Desarrollo del modelo y/o algoritmo para Identificación de Rostros ...	58
Historias de usuario detalladas	59
Sprint Backlog	60
Burndown Chart.....	62
Resultados del Sprint	62
Código y Pseudocódigo para Identificación del Rostro del Sprint 1	63
Resultados de las tareas de la historia 01	65
<i>Sprint 02: Dataset y algoritmo para identificación de torsos</i>	68

Historia de usuario 03: Creación del Dataset para torsos a través de modelos no holísticos (DPM).....	68
Historias de Usuario Detalladas	68
Sprint Backlog	69
Burndown Chart.....	71
Historia de Usuario 04: Desarrollo del modelo y/o algoritmo para la extracción de características del torso de las personas usando el descriptor de silueta corporal.	72
Historias de Usuario Detalladas	72
Sprint Backlog	73
Burndown Chart.....	75
Resultados del Sprint	76
Código para Identificación del Torso del Sprint 2	76
Resultados de las tareas de la historia 03	77
Resultados de las tareas de la historia 04	78
<i>Sprint 03: Re-Identificación de personas a través de características Soft-Biométricas (silueta corporal), mientras la cámara 2 está grabando.</i>	<i>81</i>
Historias de Usuario Detalladas	81
Sprint Backlog.....	82
Burndown Chart	84
Resultados de Sprint	85
Capítulo IV: Validación del sistema	89

Marco de evaluación	89
Aplicación de las métricas de evaluación.....	90
Pruebas del algoritmo de identificación facial y Re-Identificación de textura del torso.	90
Resultados de las Pruebas	91
Capítulo V: Conclusiones	97
Bibliografía	99
Anexos	110

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 <i>Persona dividida por DPM.</i>	29
Figura 2 <i>Características Haar</i>	32
Figura 3 <i>Cálculo de la suma en una imagen integral</i>	34
Figura 4 <i>LBP original</i>	36
Figura 5 <i>LBP circular</i>	36
Figura 6 <i>Descripción de la cara con LBPH</i>	37
Figura 7 <i>Hiperplano SVM</i>	41
Figura 8 <i>Entorno controlado pasillos de la ESPE</i>	44
Figura 9 <i>Ubicación de las cámaras</i>	45
Figura 10 <i>Matriz de confusión</i>	47
Figura 11 <i>Esquema general para implementar el Sistema de identificación facial</i>	52
Figura 12 <i>Esquema general para implementar el Sistema de Identificación de Silueta</i>	53
Figura 13 <i>Esquema general para implementar el Sistema de Re-Identificación mediante el torso por división (DPM)</i>	54
Figura 14 <i>Burndown chart – Sprint 01 H.U.01</i>	58
Figura 15 <i>Burndown chart – Sprint 01 H.U.02</i>	62
Figura 16 <i>Algoritmo para entrenamiento del rostro</i>	63
Figura 17 <i>Código XML para identificación del rostro</i>	64
Figura 18 <i>Pseudocódigo para la identificación del rostro</i>	64
Figura 19 <i>La persona capturada mediante el rostro</i>	65
Figura 20 <i>Las imágenes generadas de la clase 1: David para el modelo</i>	65
Figura 21 <i>David persona identificada por el rostro</i>	66

Figura 22 <i>Matriz de confusión de resultados por el algoritmo de identificación de rostros en la clase 1: David, usando 3 recorridos distintos</i>	67
Figura 23 <i>Burndown chart – Sprint 02 H.U.03</i>	71
Figura 24 <i>Burndown chart – Sprint 02 H.U.04</i>	75
Figura 25 <i>Código de entrenamiento para torso</i>	76
Figura 26 <i>Código XML de Re-ID del torso</i>	77
Figura 27 <i>La persona capturada mediante el torso</i>	77
Figura 28 <i>Silueta de la persona identificada a través del torso</i>	78
Figura 29 <i>David persona identificada por el torso</i>	79
Figura 30 <i>Matriz de confusión de resultados del algoritmo de identificación del torso en la clase 1: David, usando 3 recorridos distintos</i>	80
Figura 31 <i>Burndown chart – Sprint 03 H.U.05</i>	84
Figura 32 <i>Silueta para la Re-ID</i>	85
Figura 33 <i>Código de entrenamiento de silueta</i>	86
Figura 34 <i>Código XML para la Re-ID</i>	87
Figura 35 <i>Silueta de David para la Re-ID</i>	87
Figura 36 <i>Matriz de confusión de resultados del algoritmo de identificación de la silueta en la clase 1: David, usando 3 recorridos distintos</i>	88
Figura 37 <i>RE-ID de personas facialmente y por DPM</i>	90
Figura 38 <i>Esquema de ejecución en paralelo</i>	91
Figura 39 <i>Diferentes clases utilizados para la RE-ID de personas a través del rostro</i>	91
Figura 40 <i>Detalles de las pruebas de RE-ID a través del rostro en diferentes clases</i>	93
Figura 41 <i>Diferentes clases utilizados para la RE-ID de personas a través de la silueta del torso</i>	94

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Métricas de evaluación con sus formulas</i>	48
Tabla 2 <i>Team Scrum Designados</i>	49
Tabla 3 <i>Historias de Usuario</i>	50
Tabla 4 <i>Product Backlog del Proyecto</i>	51
Tabla 5 <i>Herramientas de desarrollo software</i>	54
Tabla 6 <i>Herramientas de desarrollo hardware</i>	55
Tabla 7 <i>Historia de Usuario para la creación y entrenamiento del dataset de rostros</i>	56
Tabla 8 <i>Sprint Backlog 01</i>	57
Tabla 9 <i>Historia de Usuario para el desarrollo del algoritmo de identificación de rostros</i>	59
Tabla 10 <i>Sprint Backlog 02</i>	60
Tabla 11 <i>Datos de la matriz de confusión de la clase 1 en 3 recorridos diferentes de la misma persona.</i> ..	66
Tabla 12 <i>Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-ID de personas mediante la identificación del rostro</i>	67
Tabla 13 <i>Historia de Usuario para la creación del dataset de torsos</i>	68
Tabla 14 <i>Sprint Backlog 03</i>	69
Tabla 15 <i>Historia de Usuario para el desarrollo del modelo y/o algoritmo para extracción de características del torso a través del descriptor de silueta corporal</i>	72
Tabla 16 <i>Sprint Backlog 04</i>	73
Tabla 17 <i>Datos de la matriz de confusión de la clase 1 con 3 recorridos diferentes</i>	79

Tabla 18 Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-ID de personas mediante la identificación del torso	80
Tabla 19 Historia de usuario para Re-ID de personas a través de características soft-biométricas (silueta corporal)	81
Tabla 20 Sprint Backlog 05	82
Tabla 21 Datos de la matriz de confusión de la clase 1 con 3 recorridos diferentes	88
Tabla 22 Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-ID de personas mediante la identificación de la silueta	88
Tabla 23 Resultados de las pruebas sobre Identificación Facial con diferentes clases	92
Tabla 24 Valores de las matrices de confusión sobre RE-ID Facial con diferentes clases	93
Tabla 25 Diferentes modelos utilizados para la RE-ID de personas a través de la silueta corporal del torso	94

Resumen

El presente proyecto, desarrolla e implementa un sistema de Re-Identificación de personas a través de características biométricas (rostro) y soft-biométricas (silueta corporal) usando técnicas, modelos y/o algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning para procesamiento de imágenes o vídeos, mejorando la velocidad y eficacia en la detección y Re-Identificación. Se optó por usar la metodología ágil SCRUM para el desarrollo con el fin de tener un orden claro en cada etapa planificada. Para la implementación del sistema se lo realiza en un entorno controlado (pasillos del segundo piso de la Universidad de las Fuerzas Armadas - Espe, Sede Latacunga), donde se colocaron 2 cámaras en diferente lugar, la primera cámara tiene la capacidad de captar la parte frontal de las personas para la identificación facial, identificación de la silueta del torso y generación del conjunto de datos (dataset) tanto del rostro como la silueta del torso, la segunda cámara tiene la capacidad de captar la parte posterior de las personas para detectar y Re-Identificar. Se aplicaron métricas de evaluación a los algoritmos de identificación del rostro y silueta corporal con el fin de tener mejores resultados a los revisados en la literatura.

Palabras clave: Re-Identificación de personas, características biométricas, características soft-biométricas, Técnicas de Visión por Computadora, Machine Learning.

Abstract

This project develops and implements a system for the Re-Identification of people through biometric (face) and soft-biometric (body silhouette) characteristics using techniques, models and/or algorithms of Computer Vision and Machine Learning for image or video processing, improving the speed and efficiency in the detection and Re-Identification. We chose to use the agile SCRUM methodology for the development in order to have a clear order in each planned stage. For the implementation of the system it is done in a controlled environment (corridors of the second floor of the University of the Armed Forces - Espe, Latacunga Headquarters), where 2 cameras were placed in different places, the first camera has the ability to capture the front of the people for facial identification, identification of the silhouette of the torso and generation of the data set (dataset) both the face and torso silhouette, the second camera has the ability to capture the back of the people to detect and Re-Identification. Evaluation metrics were applied to the face and body silhouette identification algorithms in order to have better results than those reviewed in the literature.

Keywords: Person Re-Identification, biometric features, soft-biometric features, Computer Vision Techniques, Machine Learning.

Capítulo I

Introducción

Propósito y contextualización del tema

La seguridad de las personas es un factor de gran importancia en la sociedad actual. Por tal razón, la videovigilancia ha tenido un crecimiento exponencial, al estar presente en diversos lugares sean éstos abiertos o cerrados como, por ejemplo, centros educativos privados o públicos, centros comerciales, edificios, cárceles y aeropuertos. Los avances tecnológicos sobre la videovigilancia en CCTV aportaron para su crecimiento en medios públicos y privados, el uso de estos sistemas inteligentes permite encontrar el balance entre la protección de datos personales y el derecho a la seguridad, ya que para el tratamiento de la imagen de una persona se aplica la normativa sobre la protección de los datos personales, teniendo en cuenta que estos sistemas no incumplen ningún derecho de protección de datos. Las principales ventajas al usar los sistemas de videovigilancia se pueden indicar como prevención de delitos, aviso inmediato a la central de alarmas, datos visuales del delito y el delincuente, etc., haciendo de la vigilancia más proactiva.

Uno de los aspectos fundamentales que se presenta en dichos Sistemas de videovigilancia es la Re-ID de personas, que es la base para el seguimiento de personas. Por Re-ID “se define como el identificar a una persona en distintas cámaras, cuyas imágenes no se solapan en distintos lugares o momentos”.(Ye et al., 2022) En la actualidad, en este tipo de sistemas se está empleando técnicas de inteligencia artificial como un medio para el análisis y procesamiento de videos en tiempo real, con el fin de que éstos sean más rápidos y eficaces.

Justificación del interés de la investigación

En la actualidad, la inseguridad de las personas va en aumento, debido a los eventos que se presentan diariamente, como robos, asaltos, crímenes, etc. Los sistemas de videovigilancia están

llamando mucho la atención, puesto que brindan una mayor seguridad, en lugares públicos y privados, mediante un aviso a la central de alarmas y/o información visual sobre el delito o el delincuente. La Re-ID es la base de estos tipos de sistemas, en donde, la gran mayoría utilizan el reconocimiento facial, para identificar y verificar el acceso de diferentes personas a distintos lugares, mediante imágenes, videos, con el fin de mejorar el control y monitoreo de la seguridad de las personas.

El desarrollo de un sistema de Re-ID de personas a través del uso de características faciales presenta un problema que si el rostro no es visible no puede identificar a la persona. En la actualidad, se utilizan las características Soft-Biométricas, modelos holísticos y no holísticos, técnicas de Visión por Computadora y de modelos y/o algoritmos de Machine Learning, con el propósito de aumentar el porcentaje de personas identificadas, lo que servirá de base para el seguimiento de personas para avanzar en el control de actividades sospechosas. Esta forma de actuar permitirá mantener abierto este tipo de proyectos de investigación y evolucionar en el desarrollo de sistemas de videovigilancia más robustos y eficaces que permitan la detección y prevención de actividades sospechosas como el crimen y el terrorismo.

El propósito del proyecto es implementar un sistema de Re-ID que tiene como entrada dos tipos de descriptores, el facial y de la silueta de la vestimenta de una persona, con la aplicación de técnicas holísticas y no holísticas verificar el espectro de identificación de la persona, lo que redundará en el tiempo de entrenamiento y en administración de recursos computacionales. Este tipo de sistemas facilitará la Re-ID automática de personas cuando necesiten el acceso o salida de un lugar. Se espera que en el futuro este sistema sea una guía para desarrollar varios proyectos relacionados con la videovigilancia.

Objetivos Generales y Específicos

Los objetivos generales y específicos del presente trabajo de integración curricular, se describen a continuación:

Objetivo General

Desarrollar un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la silueta corporal, y modelos holísticos y no holísticos, 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 la silueta corporal, y modelos holísticos y no Holísticos.
- Implementar un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y Soft-biométricas la silueta corporal, y de modelos holísticos y no holísticos utilizando algoritmos de Visión por Computadora y/o Machine Learning.
- Validar los resultados, analizar errores y ajustar los modelos del sistema de videovigilancia.

Metodología

La metodología propuesta empieza con la sección teórica en la cual se muestra de manera lógica el método sistemático utilizado para la búsqueda de la literatura relacionada al tema de la investigación, el propósito es la identificación del estado del arte. Con la ayuda de un mapeo sistemático se identifican los estudios relacionados a la propuesta planteada. La información se adquiere de una fuente confiable, la base de datos científica Scopus. Como primera parte se tiene el estudio de la Re-ID de personas con el uso de características biométricas (el rostro) y soft- biométricas (la silueta corporal), como segunda

parte se estudia a la Re-ID de personas utilizando técnicas Holísticas y no Holísticas de Visión por Computadora, como tercera, y la última parte en la búsqueda de técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning.

En la implementación del sistema de Re-ID de personas se realizan las siguientes actividades: En primer lugar, se crea un dataset de rostros y mediante el algoritmo de Viola Jones de Visión por Computador identificar a una persona. En segundo lugar, por medio de la primera cámara, se adquiere un secuencia de imágenes, en donde, una vez detectada una persona dentro de la imagen se identifica el rostro por el algoritmo correspondiente, En tercer lugar, de la imagen de la persona se la divide en partes semánticas: cabeza, torso y piernas, con el fin de extraer de la parte del torso la característica soft-biométrica silueta corporal, de manera automática, utilizando Haar-Cascade (segmentación), LBP y LBPH (silueta corporal), que son técnicas de Visión por Computadora para luego construir el modelo de silueta mediante el modelo SVM de Machine Learning con el fin de identificar a una persona en una segunda cámara, lo que permite generar el sistema de Re-Identificación de personas, en distintos momentos y lugares, sin la necesidad de ver el rostro.

Para probar y validar el sistema se realiza la evaluación de las técnicas, modelos y algoritmos implementados al comparar y analizar las predicciones realizadas teniendo como elemento principal el rostro para ser localizada una persona o usando la silueta corporal cuando no se la puede distinguir. Para ello se entrena el modelo, se evalúa, se analiza el error acorde a los resultados, se ajustan los modelos y se lo valida con nuevos conjuntos de datos para medir el rendimiento.

Capítulo II

Marco teórico

En este capítulo se dará a conocer de manera clara y concisa los temas relacionados al desarrollo de este proyecto. La Re-identificación de personas consiste en identificar si las personas de diferentes videos de vigilancia son la misma. La apariencia de la misma persona en diferentes videos a menudo difiere significativamente, lo que dificulta volver a identificar a una persona.(Li et al., 2016) Un sistema de re-identificación de personas puede trabajar en un ambiente cerrado y/o abierto, cada una de estas situaciones es diferente (como los cambios de luz, movimiento de los objetos, sombras, fondo, etc.), teniendo claro esto, en el presente trabajo se va centrar toda la investigación en un ambiente cerrado y controlado, mediante el uso de varias cámaras, es decir una cámara capta a la persona en un punto y por medio de otra cámara se busca volver a identificarla, mientras se encuentre en el rango de visión de la zona vigilada. La Re-Identificación precisa de personas tiene la posibilidad de ubicar a un cierto sujeto en un ambiente monitoreado por cámaras de video. En otras palabras, la Re-Identificación de personas tiene como objetivo el reconocimiento que empareja personas que coincidan en cámaras que no se superponen en diferentes momentos y lugares.(An et al., 2016)

En la actualidad se utilizan técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning que con el uso de ciertas características que cada persona posee, como son las características biométricas y soft-biométricas, que permiten la identificación de un individuo de otro, lo que permite mejorar la precisión en la identificación.

Características Biométricas y Soft-Biométricas

Características Biométricas

La biométrica es la ciencia que analiza tanto las distancias y posiciones de las partes del cuerpo para identificar o clasificar a los individuos. El concepto de biometría proviene de la palabra biología

(vida) y métrico (medida), significa sistemas o dispositivos biométricos que miden e identifican ciertas características de una persona, tanto físicas como conductuales. Esto ha llevado al uso de estas medidas como un método de seguridad que permite capturar características físicas únicas de las personas en su identificación. La biometría se basa en la suposición de que cada persona es única y tiene características únicas; rasgos físicos característicos (rostro, huella dactilar, iris, etc.) que se pueden utilizar para identificar o verificar, por ejemplo, restricciones de acceso. (Ruiz Marín et al., 2009)

Hay dos tipos de biometría: estática y dinámica; a) la biometría estática es responsable sólo de las características físicas, b) la biometría dinámica es responsable de las características de comportamiento. La biometría estática incluye huellas dactilares, geometría de la mano, iris, escaneo de retina y reconocimiento facial. La biometría dinámica, por otro lado, se basa en el comportamiento del individuo, es decir, en el comportamiento y las características psicológicas del individuo. (Sánchez, 2019) Cualquier característica biológica o de comportamiento de una persona puede utilizarse para la identificación biométrica, siempre que esa característica en particular sea exclusiva de la persona que se identifica, actualmente se están estudiando las siguientes técnicas: Huella dactilar, Iris, Voz, Geometría del Contorno de la Mano y/o del Dedo, Escritura y/o firma y la principal de todas el rostro. (Ruiz Marín et al., 2009)

En este trabajo se utilizará el rostro como característica biométrica única para identificar a una persona. El rostro es la parte frontal del cráneo de una persona que sirve para definir la identidad con lo cual se puede reconocer y distinguir entre personas, el rostro constituye dentro de él a las cejas, ojos, nariz, boca, pómulos, por otra parte, a través del rostro se puede expresar las emociones.

Características Soft-Biométricas

Este tipo de características son aquellas que brindan cierta información sobre un individuo, como, por ejemplo, tenemos entre las características Soft-Biométricas: silueta corporal, color de piel,

cabello (color, textura, forma, etc.), altura y ancho, ropa (color y textura), cicatrices, tatuajes, textura, etc. Estas características tienen un bajo grado de discriminación, por si solas y son muy útiles para distinguir a una persona cuando se combinan. (Zhou et al., 2014) En este trabajo se toma en cuenta la característica Soft-Biométrica silueta corporal para la Re-Identificación. Según la RAE, la silueta, es una Figura o dibujo de un objeto o persona siguiendo el contorno de la sombra que éste refleje, la silueta de una persona no siempre tendrá el mismo tamaño ya que por ciertos factores como la edad, el peso, la altura, la ropa, o la actividad que esté desarrollando ésta podría cambiar. Cada silueta es diferente y parecería ser única capaz de ser usada para identificar a una persona de otra. (Koga et al., 2013)

Modelos holísticos y no holísticos

Modelos Holísticos

Los modelos holísticos en la actualidad son más utilizados por su menor complejidad en su implementación, estos modelos son los que se encargan de identificar a la persona en una sola región, es decir, al cuerpo es un todo, además estos métodos, por lo general, se utilizan en el tratamiento y/o procesamiento de imágenes. Algunos enfoques holísticos, se basan en el reconocimiento de todos los rasgos faciales o corporales que estén a la vista y se puedan usar para su análisis, es decir, se considera todo el objeto o la persona. (Zafaruddin & Fadewar, 2014)

Modelos No holísticos

Los modelos no holísticos son capaces de identificar las partes de un objeto, en el caso de una persona estos modelos la dividen en partes, es decir, se la puede dividir en 3 partes o regiones principales como la cabeza, el cuerpo y las piernas, en otros casos se los divide en 4 partes que son cabeza, pecho, cintura y piernas, teniendo en cuenta que aún existen problemas de oclusión para determinar a la persona. (López Guevara, 2020) Donde el propósito es comprobar la coincidencia de las partes de las regiones del cuerpo dividido con el fin de aumentar la precisión en la Re-Identificación,

siendo más confiables que los holísticos. Uno de los más conocidos y el cual se usa en el presente trabajo es el DPM (modelos de piezas deformables).

Modelos Basados en Partes (DPM). Los modelos basados en partes son algoritmos de detección de objetivos muy exitosos, éstos se pueden ver como una extensión de HOG (Histogramas de gradiente orientado) y su idea general es la misma que HOG, según (Weixing et al., 2015) se basa en la dirección que tiene el gradiente de áreas locales en la imagen con el fin de buscar y encontrar los objetos que puedan existir en la imagen, el proceso que presenta HOG es generar una división de la imagen en bloques, cada uno en sub-bloques, después se calcula el gradiente y el histograma, este histograma de gradientes orientados se procede a guardarse en un vector de características. (Ramos Alonso, 2016)

Los modelos de partes deformables son capaces de representar a una persona como un modelo estrella, basado en partes que se compone de un filtro de raíz F_0 es para capturar la forma general del objeto o persona y los n filtros de piezas (F_1, \dots, F_n) para las partes deformables y modelos deformables. (Liu & Stathaki, 2016) Un ejemplo de la estructura de una persona dividida en 8 partes se puede observar en la Figura 1, estas partes corresponden a 4 regiones del cuerpo que tienen significados semánticos, que son la cabeza, pecho, cintura, piernas. El propósito de usar DPM es poder agilizar la identificación de cada parte y facilitar la coincidencia de partes en cada región del cuerpo, para mejorar la precisión en la Re-Identificación. (Li et al., 2016)

Figura 1

Persona dividida por DPM.



Nota. La persona divide en 8 partes usando el modelo DPM con el fin de tener precisión al momento de identificar a la persona usando una parte del cuerpo. Recuperado de (Li et al., 2016)

Aunque el método de DPM se considera como uno de los métodos de detección de personas o peatones más efectivo. En la actualidad ha sido capaz de superar los desafíos que se presentan en la detección de personas donde el cuerpo completo no se puede detectar debido a objetos alrededor que se mezcla con el individuo (oclusiones), una mala ubicación hacia la cámara como el estar de espaldas, la detección podría tener problemas, la cual se puede considerar que no es confiable, porque puede generarse falsos positivos y falsos negativos al detectar a una persona. (Liu & Stathaki, 2016)

Los modelos basados en piezas deformables (DPM) son uno de los métodos de detección de rostros, estimación de poses y localización de puntos de referencia más populares en la actualidad. El DPM se usa para encontrar un objeto visual en una imagen real. (Marčetić & Ribarić, 2016) “Al analizar el método se observó que éste divide a la persona en regiones mediante un muestreo o una partición en tres partes (cabeza, torso y piernas) o a su vez las partes necesarias”. (Li et al., 2016)

El cuerpo humano tiene una estructura rígida y esta información geométrica puede ser útil para la Re-Identificación. Para usar dicha información estructural para volver a identificar a una persona, se sugiere primero usar un DPM (Modelo de partes deformables) de una persona previamente entrenado para extraer las partes del cuerpo. Debido a que el DPM de la persona incorpora información sobre la estructura del cuerpo, tales separaciones son semánticamente significativas y es fácil obtener una coincidencia entre dos partes de dos imágenes diferentes.(Zheng et al., 2015)

Teniendo claro todo lo especificado anteriormente, en el presente proyecto se va a usar el Modelo de Partes Deformables para dividir a la persona identificada en 3 partes las cuales son: cabeza, torso, piernas, con esta división se va a utilizar como base el torso para extraer las características de la silueta, para crear el modelo, el cual será utilizado en la Re-Identificación de personas por medio del torso.

Técnicas de Visión por Computador

El campo de visión por computadora está diseñado para describir el mundo que vemos en una imagen y reconstruir sus propiedades, como la forma, la luz y la distribución del color. Otro concepto describe, que es una rama de la ciencia que desarrolla una base teórica y algorítmica para extraer información sobre el mundo real de una o varias imágenes.(Miranda et al., 2018)

Los sistemas desarrollados en el campo de la visión por computadora tienden a operar sobre representaciones de la realidad que brindan información sobre el brillo, el color y la forma. El reconocer este tipo de atributos son tareas extremadamente simples para humanos y animales; pero la implementación y simulación en sistemas automatizados plantea grandes problemas para los investigadores en este campo.(Miranda et al., 2018)

El reconocimiento facial biométrico tiene como objetivo buscar una gran cantidad de datos similares del mismo rostro mientras se está entrenando a partir de una imagen inicial, para este proceso

se utilizan modelos matemáticos dinámicos y únicos del rostro, siendo así uno de los sistemas más seguros y eficientes. El reconocimiento facial sale a la luz en la década de los 60, es el proceso capaz de detectar personas usando como elemento principal una imagen o en sí los fotogramas de un video, en la actualidad los sistemas de reconocimiento facial utilizan algoritmos complejos, eficientes y probados. Estos sistemas se encuentran en 2 categorías como son los que utilizan características y los holísticos. La primera utiliza como base principal rasgos únicos de la cara como los ojos, nariz, boca, etc; utilizando medidas capaces de describir dichos rasgos, por otro lado, los holísticos que utilizan todos los elementos fundamentales de la imagen del rostro. Hace pocos años varios países han implementado esta tecnología como medida de seguridad en espacios cerrados o públicos que tienen gran afluencia de personas o necesitan ser vigilados. Hasta la fecha los sistemas de reconocimiento facial cuentan con muchas ventajas pero al mismo tiempo con limitaciones y retos los cuales están siendo investigados para su optimización.(Bravo et al., 2018)

En el proyecto se utilizan los modelos pre entrenados de Haar Cascade para la detección de rostros, que está inmerso en el algoritmo de Viola Jones que permite optimizar la detección de rostros y junto a una variante de LBP que es el LBPH como descriptor usado en el rostro como en la silueta corporal.

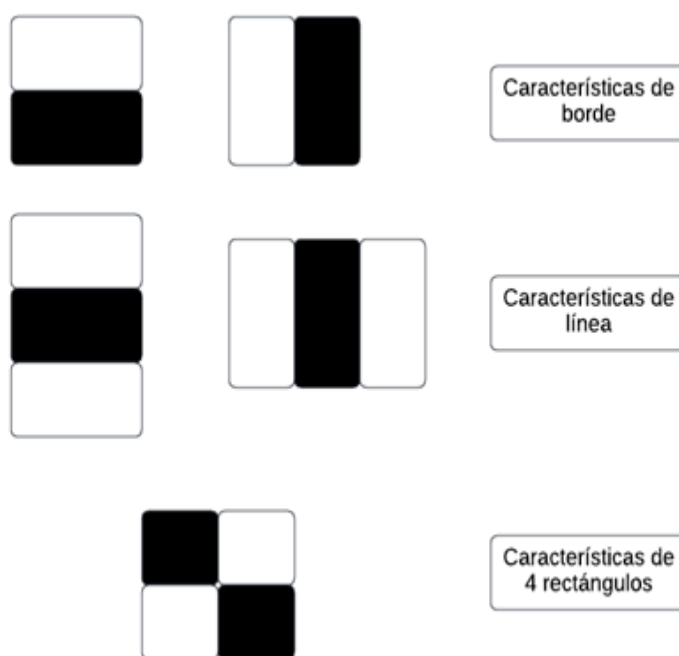
Haar Cascade

Este algoritmo de Visión por Computador es un clasificador basado en características Haar (“son funciones rectangulares 2D simples que cambian el tamaño y la posición de los bloques blancos y negros”)(Merchán et al., 2017), normalmente son utilizados para la detección de objetos. Básicamente se basan en el aprendizaje automático en la cual se usan un sinnúmero de imágenes tanto positivas como negativas para ser entrenadas por la función de cascada, la librería OpenCV. Estos clasificadores funcionan mediante una ventana deslizante en una imagen, en diferentes escalas. Para calcular las características de la imagen, la ventana se detiene en cada punto para luego clasificar la región de forma

positiva o negativa mientras haya detectado el objeto deseado. En cada posición se calcula 5 entidades rectangulares con un valor único en cada una. (Císcar Blasco, 2021) En donde, las características de los dos rectángulos son la diferencia entre el número total de píxeles en las dos áreas rectangulares, utilizadas para la detección de bordes, las características de los tres rectángulos, como la suma dentro de los dos rectángulos exteriores, se comparan con la suma del rectángulo central, que se utiliza para la detección de líneas, y la característica de los cuatro rectángulos es la diferencia de las diagonales de los pares de rectángulos, en la Figura 2 se observa las características Haar indicadas anteriormente.

Figura 2

Características Haar



Nota. Dichas características son capaces de usadas de diferente manera como se puede observar,

Recuperado de (Císcar Blasco, 2021)

Hay varios parámetros que se pueden tener en cuenta en el descriptor de Haar, lo que facilita la extracción de características, entre los cuales se tiene: tamaño, orientación y distribución de las regiones

positivas y negativas. Las características dependen del objeto detectado y la distribución de la intensidad de los píxeles analizados, porque al elegir las características del descriptor Haar estas deben ser similares a la estructura de los objetos detectados. Este descriptor se puede utilizar para detectar contornos, líneas, caras, etc.(Soto Espinoza, 2018)

En el proyecto el descriptor de Haar Cascade usamos los modelos preentrenados front-face que nos sirve para la detección de rostros. Además, el Haar Cascade junto con el descriptor LBPH podemos generar nuestros propios modelos personalizados para lograr identificar la silueta y rostro de varias personas.

Algoritmo de Viola-Jones

El procedimiento de detección de rostros de Viola-Jones es el primer marco con base en la detección de objetos y da una buena tasa de detección en tiempo real, propuesto por Paul Viola y Michael Jones en el año 2001.(Basthomi et al., 2019) El algoritmo de Viola-Jones se utiliza para identificar el rostro al interior del rectángulo que la detecta dentro de una imagen. Las características de la región del rectángulo son revisadas mediante un análisis discriminante, y las características faciales compuestas son entradas en el clasificador para el reconocimiento facial. Al construir características complejas de la cara en el marco rectangular, necesitamos usar las características globales y locales extraídas de la cara dentro del marco rectangular.(Al-Tuwaijari & Shaker, 2020)

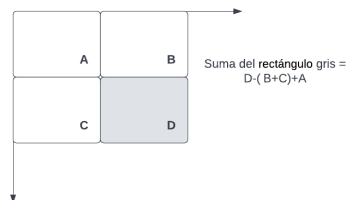
El método de detección propuesto por Viola y Jones utiliza una serie de clasificadores agrupados en pasos secuenciales que responden a un conjunto de características para detectar la presencia de un rostro en una imagen. El algoritmo está compuesto por tres características básicas:(Wai et al., 2015)

1. Crear una imagen integral: usada para calcular la suma de los valores de los píxeles del área detectada de arriba y la izquierda de la imagen original. De esa imagen integral se calcula los

puntos contenidos del rectángulo de la imagen procesada usando los 4 valores como se muestra en la Figura 3.(Basthomi et al., 2019)

Figura 3

Cálculo de la suma en una imagen integral



Nota. Recuperado de (Wai et al., 2015)

2. Construcción de los clasificadores: La construcción de clasificadores de detección de rostros se basa en la selección de un pequeño número de características mediante el algoritmo de aprendizaje AdaBoost, que corresponde a estructuras simples compuestas por dos, tres o cuatro rectángulos, ver la sección de Haar Cascade en la Figura 2. El proceso de aprendizaje elimina una gran cantidad de rasgos adicionales y se centra en un pequeño grupo de rasgos que son importantes para el reconocimiento facial. La evaluación de cada característica requiere calcular la diferencia entre las puntuaciones totales de las áreas blancas y grises, lo que se puede hacer de manera muy eficiente en el caso de una imagen integral.(Basthomi et al., 2019)
3. Creación de la estructura de los clasificadores: El clasificador en cascada se usa para combinar de manera eficiente múltiples características. Esta estrategia aumenta considerablemente la velocidad del algoritmo al detectar rápidamente áreas de la imagen que no contienen rostros y prestar más atención a aquellas áreas que tienen más probabilidades de tener rostros en las primeras etapas. Se evalúan los rasgos del clasificador en cada etapa y se comparan los resultados con los valores umbral obtenidos durante el entrenamiento. Si el valor de este clasificador es mayor que el valor del umbral, el resultado es el valor alfa especificado (valor

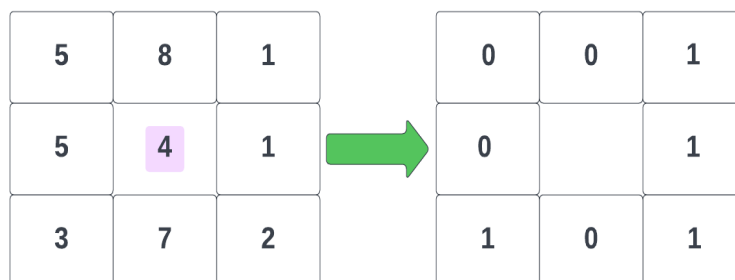
diferente de cero), de lo contrario, el resultado es cero. Los valores resultantes se recopilan en el paso apropiado y luego se comparan con el umbral del paso para decidir si una ventana dada es una cara o no. Si se supera un paso, la ventana pasará al siguiente paso más difícil, donde el proceso se repetirá hasta que se hayan evaluado todos los pasos.(Wai et al., 2015)

En el caso del proyecto para la Re-Identificación el algoritmo de Viola-Jones se encarga de identificar a la persona cuando se le ve el rostro.

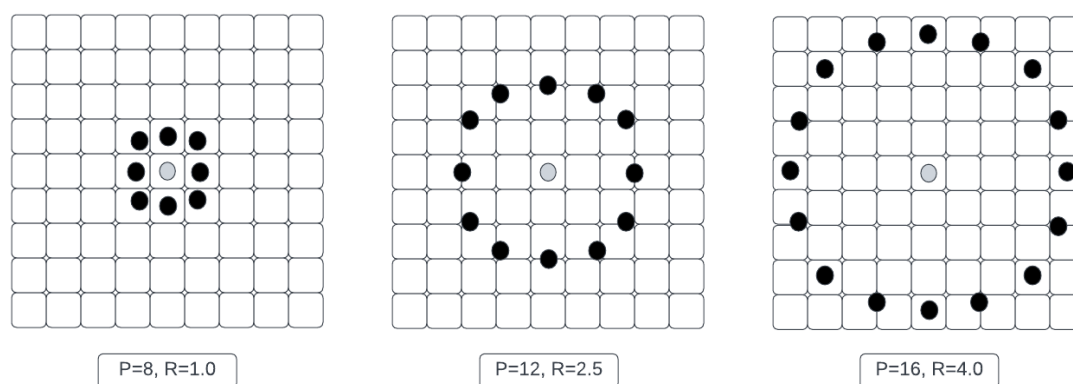
LBP (Patrones Binarios Locales)

El objetivo principal de LBP (patrón binario local) para lo que fue desarrollado es la clasificación de texturas. El éxito de LBP, es la resistencia a cambios en la luz, discriminabilidad y facilidad de cálculo, lo que hace que este tipo de codificación sea más útil en la detección de ciertas partes de objetos.(Karis et al., 2016) La forma actual del operador LBP es muy diferente de su versión básica: la definición original se extendía a un conjunto arbitrario de vecinos circulares, con esa definición se desarrollaron nuevas versiones, pero la idea básica es la misma.(Sánchez, 2019)

El operador LBP se utiliza para describir información de un píxel a sus píxeles vecinos. El operador LBP original, como se muestra en la Figura 4, es definido en la ventana de 3x3 en el cual el valor del píxel medio es utilizado como el umbral de la ventana, se procede a comparar con el valor gris de los 8 píxeles vecinos. Si el valor del píxel de la vecindad es mayor o igual que el valor medio del píxel, el valor de la posición del píxel se marca como 1, sino se marcaría como 0. Entonces, se comparan 8 puntos en el vecindario 3x3 para producir números binarios de 8 bits. Cambiar a decimal devuelve los valores LBP del punto medio de la ventana, que se utilizan para mostrar las características de textura de la región.(Saravanan & Kowsalya, 2022)

Figura 4*LBP original**Nota. Recuperado de (Khan et al., 2019)*

En la Figura 5 se presenta tres operadores LBP para usar vecindades circulares con tamaños diferentes, los valores que presenta cada pixel se interpolan bilinealmente. Al usar este algoritmo provoca que el operador LBP ya no esté limitado a un radio y a una vecindad, es capaz de satisfacer las necesidades de características de tamaños y texturas diferentes. Se calcula un valor propio para cada pixel de la imagen, estos valores forman el espectro de características LBP

Figura 5*LBP circular**Nota. Recuperado de (Khan et al., 2019)*

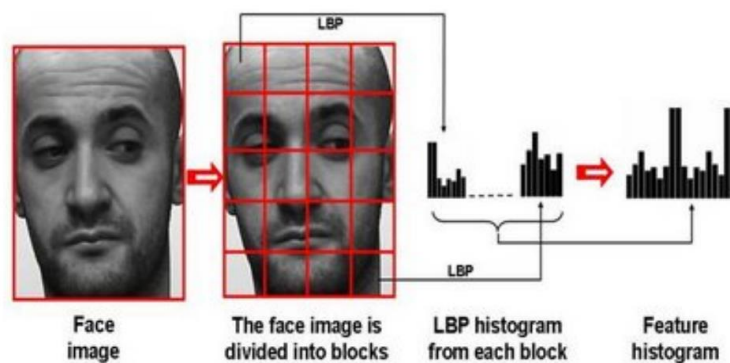
Existen algunas variaciones de LBP como es la combinación de LBP con histogramas para crear el LBPH con el cual se puede presentar imágenes del rostro, en este caso se utiliza para obtener un descriptor de silueta corporal.

LBPH (Histogramas de Patrones Binarios Locales)

El algoritmo LBPH usa el histograma del espectro de características LBP para la clasificación. La imagen de la cara se divide en diferentes subregiones, se extrae la función LBP de los píxeles de la subregión estableciendo un histograma para cada uno de modo que cada subregión pueda usar el histograma para describir la imagen completa, teniendo la ventaja de reducir el error a que la imagen no esté alineada en un cierto rango, (Saravanan & Kowsalya, 2022) “al final se genera un solo histograma de características extraídas que serán usadas para la identificación de la persona, en la Figura 6 se puede observar lo descrito”. (Franco et al., 2017)

Figura 6

Descripción de la cara con LBPH



Nota. Recuperado de (Sánchez, 2019)

LBPH (Histogramas de Patrones Binarios Locales) es una mejora de LBP, ya que es más resistente a los cambios de luz. La idea es no tratar la imagen completa como un vector de alta dimensión, sino como una ventana deslizante, la dividimos en varias regiones con una misma dimensión de 3x3, para

describir solo las características de la ventana, y poder realizar la extracción de características Biométricas (rostro) y Soft-Biométricas (silueta corporal) de una persona, para luego transformarlas en histogramas y unirlos en un histograma único (total) conocido como vector de la imagen, como se muestra en la Figura 6. Como salida, obtenemos la identificación de la imagen de la base de datos, si se reconoce la imagen de prueba. (*LBPH Algorithm for Face Recognition*, 2019)

Además, este descriptor se utiliza para crear y entrenar diferentes modelos (facial, silueta del torso) con varias imágenes mediante un dataset antes generado, el LBPH nos ayuda en ambos casos a crear un modelo entrenado con las diferentes características de rostro y silueta de las personas o clases que fueron seleccionadas, con el fin de poder diferenciarlas e Re-identificarlas.

Red Neuronal Profunda (DNN)

Según la documentación de (*OpenCV DNN Module and Deep Learning (A Definitive Guide)*, 2021) explica que el módulo DNN es capaz de obtener mejores frame por segundo con modelos previamente entrenados al momento de hacer la detección de objetos y segmentación de imágenes en videos captados en tiempo real. Este modelo es apto ser usado en diferentes tareas de aprendizaje profundo como: Clasificación de imágenes; Detección de objetos; Segmentación de imágenes; Detección y reconocimiento de texto; Estimación de la postura; Estimación de profundidad; Verificación y detección de personas y rostros; RE-ID. Una ventaja, a tomar en cuenta, del módulo de DNN es que tenemos modelos pre-entrenados listos para ser usados capaces de detectar personas, animales, autos, sillas, etc. Estos modelos se encuentran en el marco de aprendizaje profundo Caffe que toma en cuenta la expresión, la velocidad y el modularidad, que contiene. Como primera parte necesitamos los pesos previamente entrenados y la segunda parte un archivo de texto que contiene todas las definiciones de las capas de redes neuronales necesarias para identificar las diferentes clases.

Para el proyecto se está usando el módulo de DNN como detector de personas con el modelo ya pree-entrenado, con el fin de detectar a la persona para obtener solo la silueta del torso para la previa Re-Identificación, este modelo evita tener falsos positivos que estaba ocasionando el Haar Cascade.

Modelos y/o algoritmos Machine Learning

Machine Learning (Aprendizaje Automático) es el encargado de desarrollar modelos y/o algoritmos que a través de cierta información de los datos (patrones) pueden ser usados para interpretar, clasificar y predecir. Para el desarrollo de dichos modelos y/o algoritmos se combina una variedad de diferentes estrategias analíticas. El aprendizaje automático surgió en la década de 1950 como una fuente para la simulación computacional de factores cognitivos humanos a través de procesos de toma de decisiones y coincidencia de patrones. (Pedrero et al., 2021)

Muchos creen que Machine Learning es auto programación, pero en si es un autoaprendizaje basándose en datos y experiencias. Es el encargado de encontrar patrones y resolver nuevos problemas existentes o que se generan en su práctica. Combina variedad de datos, técnicas, análisis y algoritmos con el fin de generar modelos y patrones de predicción. Además, se puede indicar que mientras más datos existan mejores resultados se reflejan. (Angra & Ahuja, 2017)

Los algoritmos de Machine Learning se pueden clasificar en supervisados, no supervisados y semisupervisados. Entre estos 3 tipos de algoritmos existe una gran diferencia la cual es la presencia o ausencia del resultado o variable dependiente conocida como marca o etiqueta.

- Algoritmos supervisados: La finalidad de estos algoritmos es el pronóstico o predicción. Para hacer esto, el algoritmo está entrenado para asociar varias variables con un resultado útil. Después de completar el entrenamiento, el algoritmo se encarga de realizar predicciones utilizando los nuevos datos. Los resultados de este tipo de análisis pueden ser tanto calificaciones (algoritmos de clasificación) como probabilidades o resultados (algoritmos de

predicción), como por ejemplo se tiene a las máquinas de vectores (SVM), Redes Neuronales, Bosques Aleatorios, KNN, etc.(Pedrero et al., 2021)

- Algoritmos no supervisados: Estos algoritmos se caracterizan por su posibilidad de extraer, clasificar y reducir su tamaño. Este tipo de análisis es útil para generar nuevas hipótesis de trabajo. Por ejemplo, PCA es una técnica que tiene como objetivo reducir la dimensionalidad de los datos, su propósito es agrupar no unidades de muestra sino variables. Otros ejemplos que existen como el agrupamiento jerárquico, k-means, etc. Estos algoritmos no son mutuamente excluyentes y pueden usarse juntos.(Pedrero et al., 2021)
- Algoritmos semisupervisados: Estos algoritmos comparten características comunes entre los algoritmos supervisados y no supervisados. Una de sus ventajas es la posibilidad de trabajar con los datos donde no todas las unidades son válidas en la variable con los resultados. Por ejemplo, es capaz de entrenarse en un subconjunto de datos disponibles y luego usarse para predecir el valor de una variable de resultado en ausencia de ese valor. En estos algoritmos se tiene al de difusión de etiquetas (Label Spreading), Self training, Assemble, etc.(Pedrero et al., 2021)

Existe una variedad de clasificadores de Machine Learning para este trabajo se usa el clasificador de SVM (Support Vector Machine) para clasificar o identificar una persona de otra. Ya que ha demostrado que al integrar SVM con DPM mejora el rendimiento del método de aprendizaje en el caso de la Re-ID y combinarlo con LBPH ayuda en la detección con una tasa de 98.04% en promedio, según el artículo.(Kortli et al., 2018)

Máquina de Vectores de Soporte (SVM)

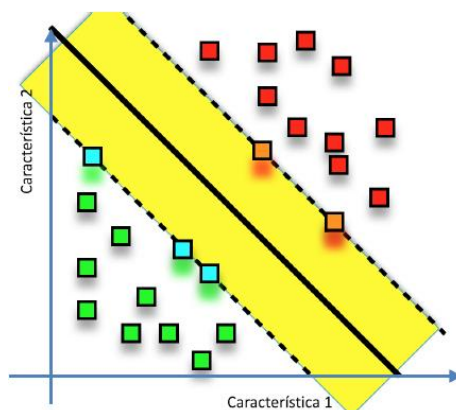
La Máquina de Vectores de Soporte (Support Vector Machine, en inglés) es un modelo de aprendizaje supervisado ampliamente utilizado para encontrar patrones y aprender de ellos, propuesto por Vapnik y su colaborador Cortés, estos modelos pueden ser utilizados en clasificaciones y regresiones. Las máquinas de vectores (SVM) se convirtieron en uno de los modelos de aprendizaje automático más

célebres gracias a su capacidad para tratar inconvenientes de categorización no lineal, donde existen diversos tipos de funcionalidades de kernel accesibles, como funcionalidades lineales, polinómicas, cuadráticas, de base radial, etc. (Selamat & Md Rais, 2015) Por otra parte, puede ser usado en el reconocimiento de objetos o personas, lo cual es perfecto implementarlo en sistemas donde sea necesario el reconocimiento ya que ha demostrado ser robusto y capaz de aumentar la capacidad de predicción, ayudándose de las características extraídas de índole Biométrico o Soft-Biométrico. (Bajwa et al., 2016)

En la Figura 7 se observa el hiperplano separado, donde se separaron en 2 clases, por medio del modelo SVM sobre el conjunto de entrenamiento. Los puntos rojos muestran las clases negativas y los puntos verdes las clases positivas. Para un conjunto de muestras de entrenamiento representado por clases, si el hiperplano puede dividir razonablemente las muestras en 2 categorías y la suma mínima de las distancias entre las dos clases de muestra es máxima, entonces el hiperplano es el hiperplano óptimo. (Selamat & Md Rais, 2015)

Figura 7

Hiperplano SVM



Nota. Recuperado de (Fei et al., 2014)

SVM busca la manera de que en el hiperplano exista un orden definido en los semiespacios donde las muestras positivas se localicen en el semiespacio positivo y las muestras negativas en el semiespacio negativo, entonces el hiperplano óptimo es donde la mayor parte de instancias positivas estén en el semiespacio positivo y por otra parte a los falsos positivos de la misma estén en la parte del semiespacio negativo.

Teniendo claro lo anterior, en nuestro proyecto el SVM se combina con el descriptor LBPH para diferenciar distintos rostros o siluetas corporales de varias personas, este proceso usa un umbral el cual se encarga de tomar la decisión en base a las características Biométricas o Soft-Biométricas que le pertenecen a un determinado individuo.

Capítulo III

Implementación del sistema

Para este capítulo se va a detallar cada paso usado en el desarrollo del sistema de Re-ID de personas a través de características faciales y soft-biométricas silueta corporal, y modelos holísticos y no holísticos, usando modelos y técnicas y/o algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning, para ser usado en ambientes controlados con el fin de aumentar la seguridad y controlar el acceso de las personas identificadas.

Funcionamiento del sistema

Se detalla brevemente el proceso del sistema, la primera parte se encarga de la extracción de características biométricas (facial) para la generación del primer modelo de visión por computadora y la segunda parte la RE-ID de personas: se inicia con la captura del rostro de la persona/s mediante videos o en tiempo real, se guarda las imágenes del rostro capturado en una carpeta específica, para continuar con el entrenamiento usando el descriptor LBPH y HAAR-CASCADE (front face) como clasificador, se finaliza creando el modelo entrenado.

Por otra parte, para la RE-ID de personas se usarán 2 cámaras de video, la primera cámara se encarga de la RE-ID facial mediante OPEN CV, de igual manera una vez identificada la persona se procede por medio de modelos pre-entrenados de DNN a detectar el cuerpo de la persona identificada. Ahora con la ayuda de MEDIA PIPE vamos a segmentar el cuerpo para la extracción de su silueta corporal, se realiza un filtrado a dicha imagen corporal para eliminar el ruido producido y se procede almacenar esta imagen en una carpeta específica con el nombre de la persona identificada.

En la segunda cámara el modelo de la silueta ya fue pre-entrenado y cargado, con la ayuda de modelos pre-entrenados de DNN procedemos a detectar el cuerpo de la persona o personas que se encuentren en el frame actual, luego recorreremos estos cuerpos detectados y los segmentamos con

MEDIA PIPE ahora esta imagen de cuerpo tratada la pasamos por un predictor que identificará por medio de la silueta a que persona pertenece.

Es pertinente mencionar que los videos de las personas usadas para las pruebas del sistema de Re-ID, fueron grabadas alrededor de las 7:30am a 11:30am en los pasillos del 2do piso de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE - Sede Latacunga, campus Guillermo Rodrigo Lara, ubicado en la Parroquia Belisario Quevedo. Gracias a la hora que se grabaron los videos se puede ver la luz del día lo que ayuda para tener una mejor calidad, facilitando al sistema en la identificación de personas, como se puede ver en la Figura 8.

Figura 8

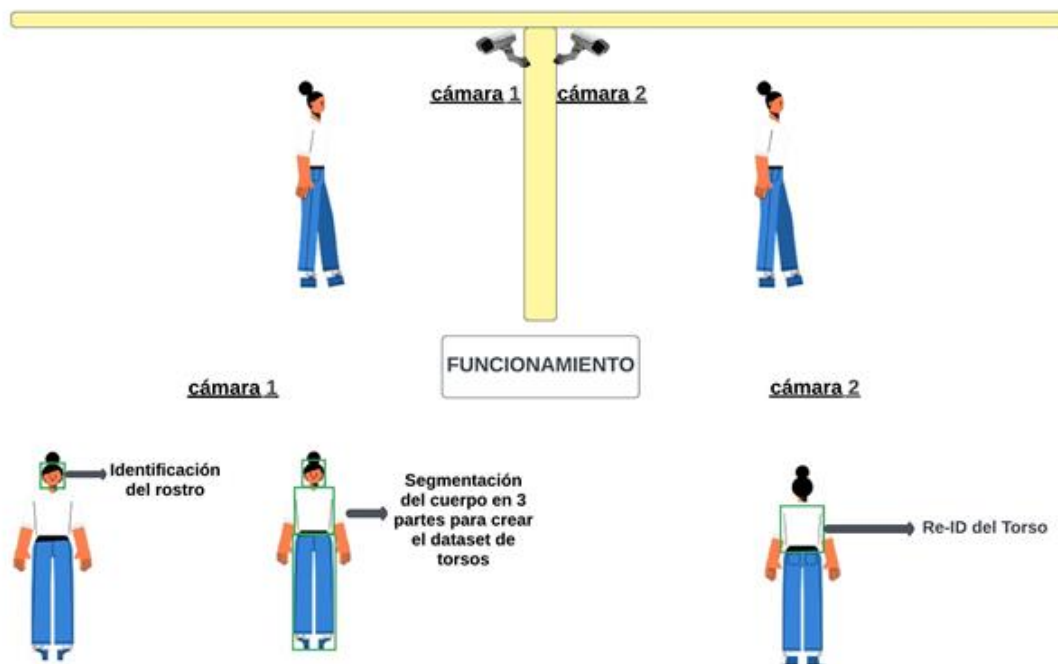
Entorno controlado pasillos de la ESPE



Nota. Pasillos de la ESPE utilizado para las pruebas.

Figura 9

Ubicación de las cámaras



Nota. La ubicación y el funcionamiento de las cámaras para grabar los videos de prueba en el entorno controlado.

Metodología SCRUM

En el desarrollo del sistema se utilizó la metodología de software ágil, ya que éstas son flexibles, son capaces de ser modificadas con el fin de que se ajusten al equipo y el proyecto. Los proyectos ágiles se subdividen pequeños proyectos usando una lista ordenada de características con un periodo de tiempo corto dado que ronda entre dos y seis semanas, otro punto fuerte es que los proyectos son totalmente colaborativos y capaces de adaptarse mejor a los cambios de requerimientos por el cliente, ya que el se encuentra en cada parte del proceso y tiene entregas constantes con el fin de mejorar el producto como el proceso frecuentemente. (Cadavid, 2013). Teniendo claro esto, la metodología ágil usada para el desarrollo de este proyecto es la SCRUM. Es un marco incremental e iterativo para el

desarrollo de proyectos, tiene una estructura por ciclos de trabajo conocidos como Sprint. Son iteraciones que duran entre 1 a 4 semanas, termina una y se realiza el siguiente. Al iniciar cada sprint el equipo selecciona los requisitos con prioridad previos guardados en una lista. Se comprometen a hacer todo al final del Sprint. Los requisitos seleccionados no se pueden cambiar durante el Sprint. Al final del Sprint, el equipo lo revisa con las partes interesadas del proyecto y les muestra lo que han creado.(Mariño & Alfonso, 2014)

Scrum consta de 3 Roles principales: el Scrum Master es el líder del equipo, pero no gestiona el desarrollo, se encarga de que el equipo está usando metodologías, valores, prácticas y normas. El Product Owner tiene la función de gestionar en una lista las funcionalidades del proyecto (product backlog) y el por último tenemos al equipo de trabajo que son los profesionales encargados de desarrollar el producto. Según (Cadavid, 2013) define algunos eventos principales los cuales se detallarán a continuación:

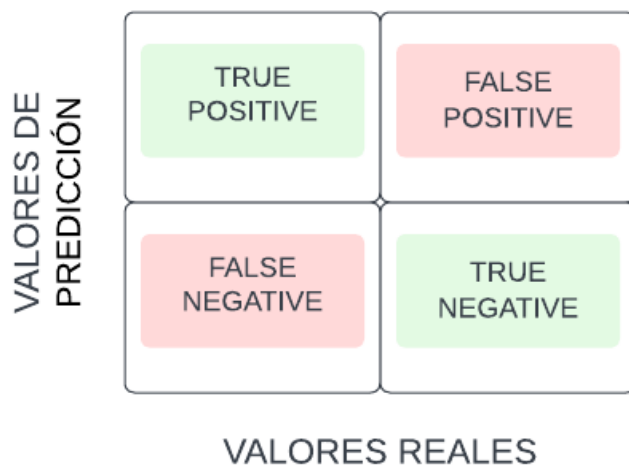
1. **Sprint:** es el evento principal con un tiempo en específico donde se crea una versión funcionando del producto.
2. **Planificación del Sprint (Sprint Planning):** tiene una duración de 8 horas para un sprint donde se crea un plan de trabajo que tiene el alcance y los entregables del proyecto.
3. **Reuniones diarias (Daily Scrum):** es una reunión de 15 minutos cada día para saber los avances del equipo desde la última reunión.
4. **Revisión del Sprint (Sprint Review):** tiene una duración de 4 horas donde el Product Owner revisa lo realizado, lo que no se realizó y se discute sobre el Product Backlog, en caso de necesitarse.
5. **Retrospectiva del Sprint (Sprint Retrospective):** es una reunión con 3 horas de duración del equipo donde se revisa la comunicación, proceso y herramientas, lo bueno y lo malo con el fin de crear un plan de mejoras para el siguiente Sprint.

Se crean los burndown chart que es un diagrama para saber el trabajo realizado o por hacer en el tiempo asignado esto se aplica a cada historia de usuario al final. Por otra parte, se utiliza métricas de evaluación las cuales se aplican en la fase de pruebas del sistema con el fin de cuantificar, medir las tareas que están siendo ejecutadas en un tiempo determinado, identificar fallos, proponer mejoras, medir la calidad de software, estimación de costos y recursos, etc. Las métricas usadas según el artículo (Zheng et al., 2015) sobre Re-ID de personas muestra que es pertinente usar las siguientes: **Precisión, Recall, Accuracy y la Matriz de Confusión** las cuales se detallan a continuación.

La Matriz de Confusión o “también conocida como matriz de error, en sí es una Tabla que ayuda a saber que tan confundido se encuentra un modelo de clasificación, mostrando las predicciones correctas e incorrectas”.(Shin, 2020)

Figura 10

Matriz de confusión



Estructura de la matriz

- **Positive (P):** La observación es positiva (1).
- **Negative (N):** La observación no es positiva (0).
- **True Positive (TP):** cuando el modelo predice correctamente una clase positiva (1,1).

- **True Negative (TN):** cuando el modelo predice correctamente una clase negativa (0,0).
- **False Positive (FP):** error de tipo 1, cuando el modelo predice incorrectamente una clase positiva que en realidad es negativa (0,1).
- **False Negative (FN):** error de tipo 2, cuando el modelo predice incorrectamente una clase negativa que en realidad es positiva (1,0).

Al dar una etiqueta para el sistema de Re-ID de personas, podemos decir que para los resultados se genera valores lógicos de 1 y 0: 1 cuando la persona corresponde a la imagen y 0 cuando no corresponde a la imagen.

Se debe tener en cuenta que para evaluar los modelos de identificación facial y silueta se aplica las métricas de evaluación, las cuales fueron probadas en el desarrollo del presente proyecto. A continuación, se detallan las 3 métricas utilizadas:(Shin, 2020)

- **Exactitud (Accuracy):** se encarga de medir el porcentaje de casos que fueron acertados por el modelo.
- **Exhaustividad (Recall):** se encarga de informar la cantidad que puede identificar el modelo de Machine Learning.
- **Precisión:** se encarga de medir la calidad en tareas de clasificación del modelo de Machine Learning.

Tabla 1

Métricas de evaluación con sus formulas

Métricas de evaluación	Fórmula
Accuracy	$Accuracy = \frac{\# \text{ de predicciones correctas}}{\text{total \# de predicciones}}$ $= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
Precisión	$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$
Recall	$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$

Análisis y diseño del sistema

Análisis del sistema

Teniendo claro la metodología Scrum y los pasos para la especificación de los requisitos en un sistema se puede plantear las Historias de Usuario (HU) con los roles explicados anteriormente a cada integrante encargado del proyecto, en la Tabla 2 se puede ver la organización planteada:

Tabla 2

Team Scrum Designados

N°.	Rol	Integrante	Descripción
01	Product Owner	Dr. José Luis Carrillo Medina Ing. Marco Antonio Singaña Amaguaña	Representa a las partes interesadas, que determina los requisitos, tiempo y evaluación.
02	Scrum Master	Alex Paul Vásquez Cadena	Es el líder del equipo de Scrum, se encarga de ver que se cumplan los Sprint en el tiempo asignado
03	Team Development	Alex Mauricio Vega Sigcho Alex Paul Vásquez Cadena	Encargados del Desarrollo y diseño de la aplicación.

El proyecto está conformado de 2 integrantes se creó la asignación de los roles como se menciona en la Tabla 2. Los 2 integrantes están encargados de las actividades del Team Development y 1 de ellos será el Scrum Master (que tiene como primera tarea la creación de una reunión inicial en la

cual los participantes son el o los usuarios del proyecto y el equipo de desarrollo). Con esto claro se procede a la captura de los requisitos y la creación de las historias de usuario necesarios para el desarrollo del proyecto.

Historias de Usuario

En la Tabla 3 se muestra la organización planteada para las historias de usuario (HU), dándole un ID, nombre a la historia, rol al usuario, siguiendo por una pequeña explicación de las características o funcionalidades que se requieren y por último una razón del porque es necesario su implementación.

Tabla 3

Historias de Usuario

ID	Nombre	Rol	Característica / Funcionalidad	Razón / Resultado
1	H.U. 01	Como Usuario	Necesito un conjunto de datos de imágenes (dataset) con características biométricas (rostro) para identificar a una persona cuando la cámara 1 está grabando.	Para entrenar un modelo de Machine Learning.
2	H.U. 02	Como Usuario	Necesito un sistema de Re-ID de personas capaz de identificar rostros usando algoritmos de Visión por Computadora cuando la cámara 1 está grabando.	Para reconocer la identidad de la persona a través de características biométricas (rostro).
3	H.U. 03	Como Usuario	Necesito un dataset de torsos de personas utilizando modelos no holísticos (DPM) los cuales se encargan de dividir a la persona en 3 partes (cabeza, tronco, piernas), cuando la cámara 1 está grabando.	Para entrenar un modelo de Machine Learning.
4	H.U. 04	Como Usuario	Necesito un Sistema de Re-ID de personas que extraiga las características del torso utilizando un algoritmo de Visión por Computadora y el descriptor de silueta de	Para reconocer la identidad del individuo en situaciones en las que no se puede identificar por medio del rostro.

ID	Nombre	Rol	Característica / Funcionalidad	Razón / Resultado
			corporal, cuando la cámara 1 está grabando.	
5	H.U. 05	Como Usuario	Necesito que el Sistema realice la Re-ID de personas a través de características soft-biométricas (silueta corporal), cuando la cámara 2 está grabando.	Para confirmar la identidad de la persona que fue grabada en la cámara 1.

Product Backlog del Proyecto

Con las historias de usuario (HU) claramente explicadas se procede con la creación del Product Backlog del proyecto (es una lista ordenada de los requisitos planteados del sistema), como se puede observar en la Tabla 4. En dicha Tabla se muestra los siguientes campos: historias de usuario especificando con tiempos destinados en días, siguiendo por tener una fecha de inicio y una de final y finalizando con el número de Sprint que se asignó a cada historia creada.

Tabla 4

Product Backlog del Proyecto

Historia de Usuario	Nombre	Estimación (días)	Fecha inicio	Fecha fin	N° de Sprint
1	H.U. 01	4	24/10/2022	27/10/2022	01
2	H.U. 02	15	28/10/2022	17/11/2022	01
3	H.U. 03	4	18/11/2022	23/11/2022	02
4	H.U. 04	17	24/11/2022	16/12/2022	02
5	H.U. 05	18	19/12/2022	11/01/2023	03

La organización del Product Backlog para el sistema de Re-ID de personas, se tiene un total de 3 Sprint con una duración total de 58 días, donde el Sprint 1 contiene a las historias de usuario 1 y 2 con una duración de 19 días, el Sprint 2 contiene a las historias de usuario 3 y 4 con una duración de 21 días

y para el Sprint 5 solo contiene a la historia de usuario 5 con una duración de 18 días, cabe aclarar que no se toman en cuenta los fines de semana y por día se trabaja máximo 8 horas.

Esquemas del Sistema de Re-Identificación

Se pretende definir y diseñar los esquemas de reconocimiento y/o identificación implementados en el sistema, estos siendo capaces de mostrar cada paso que debe realizar para el reconocimiento de una persona, usando la característica biométrica (rostro) o por una Soft-Biométrica (silueta).

En las siguientes Figuras 11, 12 y 13 se explica el proceso que va a realizar el sistema de Re-ID de personas teniendo en cuenta la cámara 1 y 2, para la identificación mediante el rostro y torso, por otra parte, la Re-ID mediante la silueta del torso de las personas, el proceso detallado se explicó con anterioridad en la sección de funcionamiento del sistema.

Figura 11

Esquema general para implementar el Sistema de identificación facial

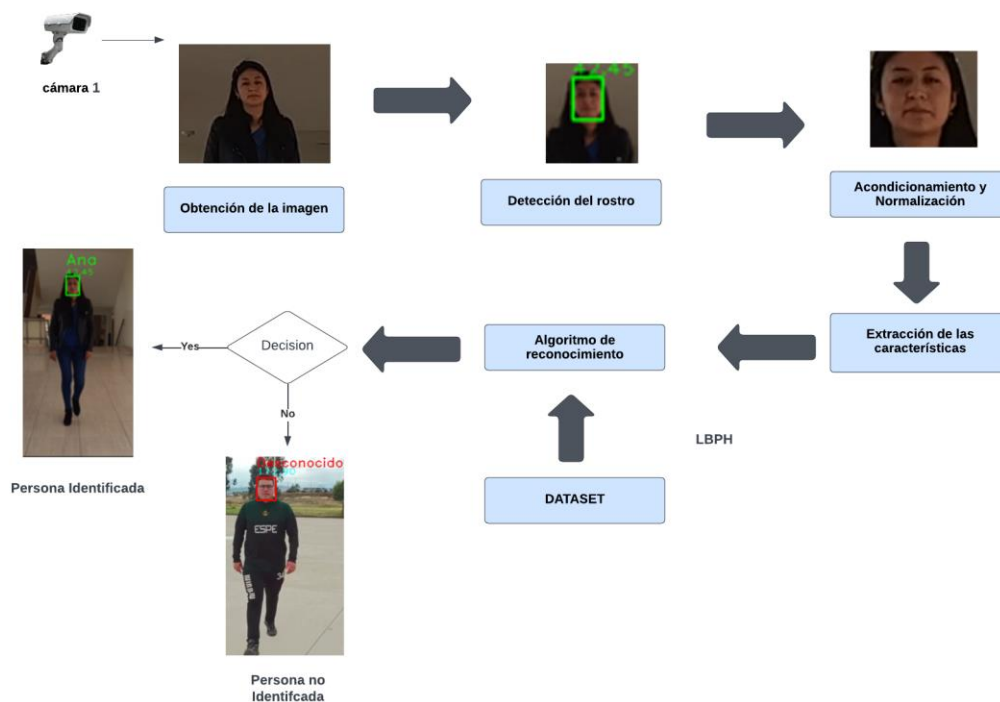


Figura 12

Esquema general para implementar el Sistema de Identificación de Silueta

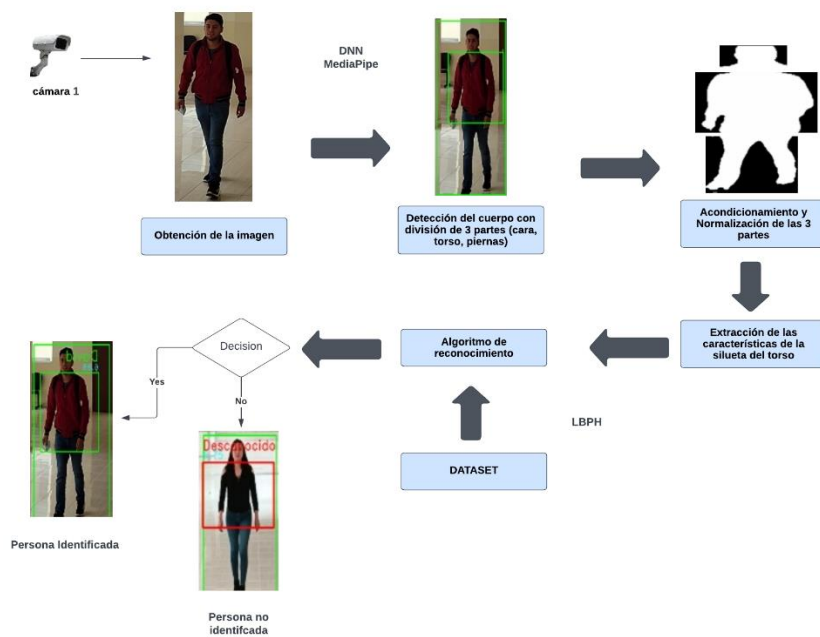
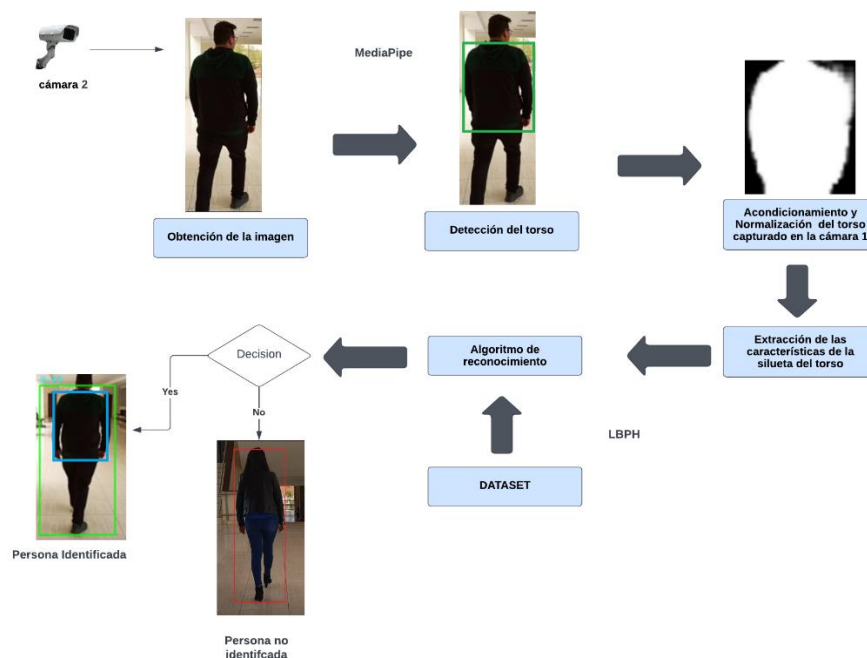


Figura 13

Esquema general para implementar el Sistema de Re-Identificación mediante el torso por división (DPM)



Herramientas de Software para el desarrollo

En la Tabla 5. Se presenta el tipo de herramientas utilizada en el desarrollo del sistema de Re-ID de personas, a un lado la herramienta con la versión de cada uno.

Tabla 5

Herramientas de desarrollo software

Herramienta	Descripción
Implementación del código del sistema y el editor para el desarrollo.	Python versión 3.10.7 Editor de código Visual Studio Code versión 1.74.3
Procesamiento de imágenes, identificación facial y silueta corporal	Librerías de OpenCv 4.6.0 Numpy versión 1.23.4 para calcular datos matemáticos.
Descriptores de identificación facial y silueta corporal	LBP, LBPH descriptores de Visión por Computadora

Herramienta	Descripción
Clasificadores de identificación facial y silueta corporal	Clasificador SVM (Maquina de Vectores de Soporte) y Haar Cascade los clasificadores de Machine Learning
Algoritmos de Re-ID	Algoritmo de Visión por Computadora de Viola Jones.
Módulos de detección DNN	Modelo pre-entrenado de caffe

Herramientas de Hardware para el desarrollo

En la Tabla 6. Se muestra el hardware necesario para el desarrollo del sistema de Re-Identificación de personas.

Tabla 6

Herramientas de desarrollo hardware

Componente	Descripción
Procesador	Intel Core i7-13700K, 3.4Ghz, 16 Core
Memoria RAM	Memoria RAM DDR4, 32 GB
Disco Duro	Disco sólido de 1000 GB Kingston
Tarjeta de Video	MSI GEFORCE RTX 3060 12GB

Implementación de las técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning para el Reconocimiento Facial y Silueta corporal.

Siguiendo con la metodología Scrum, ya tengo creado el Product Backlog donde se especificó las diferentes Historias de Usuario (HU) con los Sprint asignados, el siguiente paso es realizar una planificación para cada Sprint donde se tiene en cuenta la prioridad y el orden según el grado de importancia que muestra en el desarrollo con el fin de lograr los objetivos planteados en cada Sprint. Es importante señalar que se han concertado varias reuniones virtuales mediante la herramienta de Google Meet y reuniones presenciales en la institución, con el fin de cumplir así las reuniones definidas según Scrum.

Sprint 01: Dataset y algoritmo para identificación del rostro

Durante el desarrollo del Sprint 01 se tuvo en cuenta las historias de usuario H.U.01 y H.U.02 de la Tabla 3, cuyo objetivo trata sobre la identificación de rostros de personas cuando la cámara 1 está grabando. En la Figura 11. Se puede observar el esquema de funcionamiento para la identificación de rostros.

Historia de usuario 01: Creación del Dataset para Rostros

La historia de usuario H.U.01 de la Tabla 3, que señaló que es necesario generar un dataset de rostros de personas para entrenar un modelo con rostros capturados con la cámara 1.

Historias de Usuario Detalladas. En la Tabla 7. La historia de usuario para la creación del dataset de rostros, especifica a la Historia de Usuario H.U.01 planteada del sistema de Re-ID de personas a través de las características faciales, que menciona a las personas responsables del desarrollo, además los criterios de aceptación para crear el dataset.

Tabla 7

Historia de Usuario para la creación y entrenamiento del dataset de rostros

Historias de Usuario	
Número: H.U.01	Usuario: Usuario
Nombre historia: Crear el conjunto de datos (dataset) para rostros	Número Sprint: 1
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Media
Días estimados: 4	Interacción asignada: 1
Desarrolladores responsables: Alex Vásquez, Alex Vega	
Descripción: Como usuario necesito un dataset con características biométricas (rostro) para la Identificación de personas.	
Validación	
Se tomaron fotografías de rostros de personas bajo diversas condiciones y/o situaciones controladas.	
Se crea una carpeta separada para cada persona con el nombre apropiado y la cantidad de imágenes de rostros especificados de un video.	

Sprint Backlog. En la Tabla 8. El Spring Backlog 01, enumera las tareas a realizar durante el desarrollo del Sprint, así como la persona responsable de cada tarea, la fecha programada del Sprint, el tiempo estimado de finalización en horas y el estado actual de cada tarea. Teniendo el estado del Sprint Backlog como finalizado.

Tabla 8

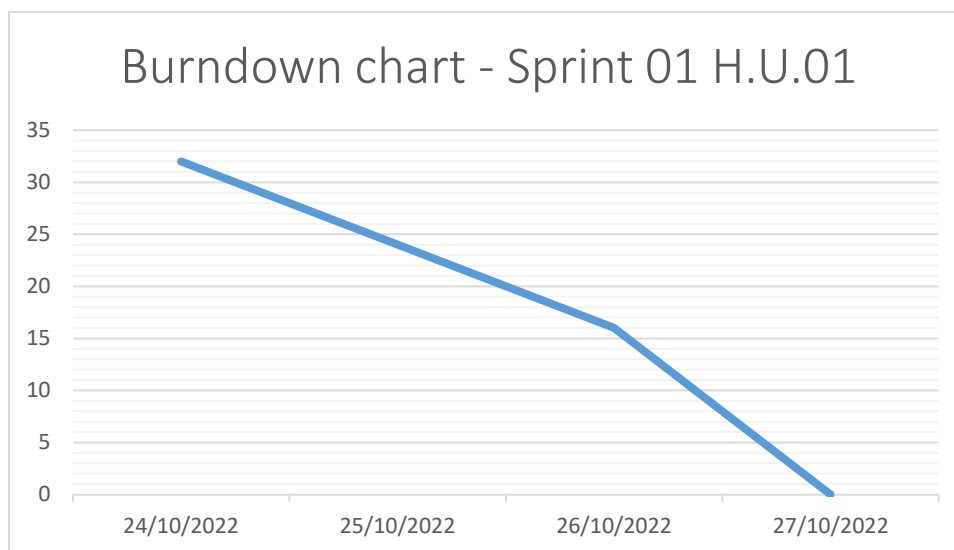
Sprint Backlog 01

Sprint 1	Fecha Inicio	24/10/2022	Fecha Fin	27/10/2022	Jornada	8 horas
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U.01	Grabar vídeos a varias personas bajo diversas condiciones y/o situaciones controladas para crear el dataset	4	24/10/2022	24/10/2022	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado
H.U.01	Crear el algoritmo para capturar los rostros de personas.	21	24/10/2022	27/10/2022	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado
H.U.01	Pruebas y validación del algoritmo para capturar los rostros de personas.	2	27/10/2022	27/10/2022	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado
H.U.01	Crear carpetas separadas para cada persona con un nombre apropiado.	5	27/10/2022	27/10/2022	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado
Total de horas y días		32 horas		4 días		

Burndown Chart. En la Figura 14: El Burndown chart – Sprint 01 H.U.01, se menciona todo el avance realizado en días y horas estimadas para cumplir con el objetivo del Sprint, se dividió tanto en el eje “x” o eje horizontal a todas las fechas que se explicaron en la Tabla 8, donde el cronograma realizado indica que la fecha de inicio es el 24/10/2022 y como fecha final el 27/10/22 por otra parte en el eje “y” o eje vertical se ve al total de horas estimadas, para lo cual el total de horas se calculó entre el total de días estimados por las 8 horas diarias de jornada, para este caso se tiene 4 días totales por 8 horas diarias dando así un total de 32 horas, a su vez este valor es el máximo que puede alcanzar en el eje “y”, mientras va pasando los días, las horas van disminuyendo hasta llegar a un total de cero y de esta manera terminando el Sprint.

Figura 14

Burndown chart – Sprint 01 H.U.01



Historia de Usuario 02: Desarrollo del modelo y/o algoritmo para Identificación de Rostros

La historia de usuario H.U.02 de la Tabla 3, que señaló que es necesario desarrollar un algoritmo y/o modelo para la identificación de rostros de personas aplicando técnicas de Visión por Computadora, se utilizó el algoritmo de Viola Jones cuando la cámara 1 está grabando.

Historias de usuario detalladas. En la Tabla 9. La historia de usuario, el desarrollo del algoritmo para identificación de rostros utilizando técnicas de Visión por Computadora, especifica a la Historia de Usuario H.U.02 planteada del sistema de Re-ID de personas a través de características faciales, que menciona a las personas responsables del desarrollo, los criterios de aceptación para desarrollar el modelo y/o algoritmo para identificación de rostros.

Tabla 9

Historia de Usuario para el desarrollo del algoritmo de identificación de rostros

Historias de Usuario	
Número: H.U.02	Usuario: Usuario
Nombre historia: Desarrollo del algoritmo de identificación de rostros.	Número Sprint: 1
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Media
Días estimados: 15	Interacción asignada: 1
Historias de Usuario	
Desarrolladores responsables: Alex Vásquez, Alex Vega	
Descripción: Como usuario necesito que el sistema de Re-ID de personas realice la identificación de rostros usando técnicas y/o algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning.	
Validación	
Se ha desarrollado un algoritmo para la Re-Identificación de una persona mediante la identificación del rostro.	
Se utilizaron varias métricas para evaluar los resultados.	
Se realizó pruebas con varios modelos creados a partir de dataset de varias personas, donde pueden guardar los resultados correspondientes a cada modelo.	
Se usó el modelo, el dataset y el video que contenía la mayor precisión.	

Sprint Backlog. En la Tabla 10. Spring Backlog 02 enumera las tareas a realizar durante el desarrollo del Sprint, así como la persona responsable de cada tarea, la fecha programada del Sprint, el tiempo estimado de finalización en horas y el estado actual de cada tarea. Teniendo el estado del Sprint Backlog como finalizado.

Tabla 10

Sprint Backlog 02

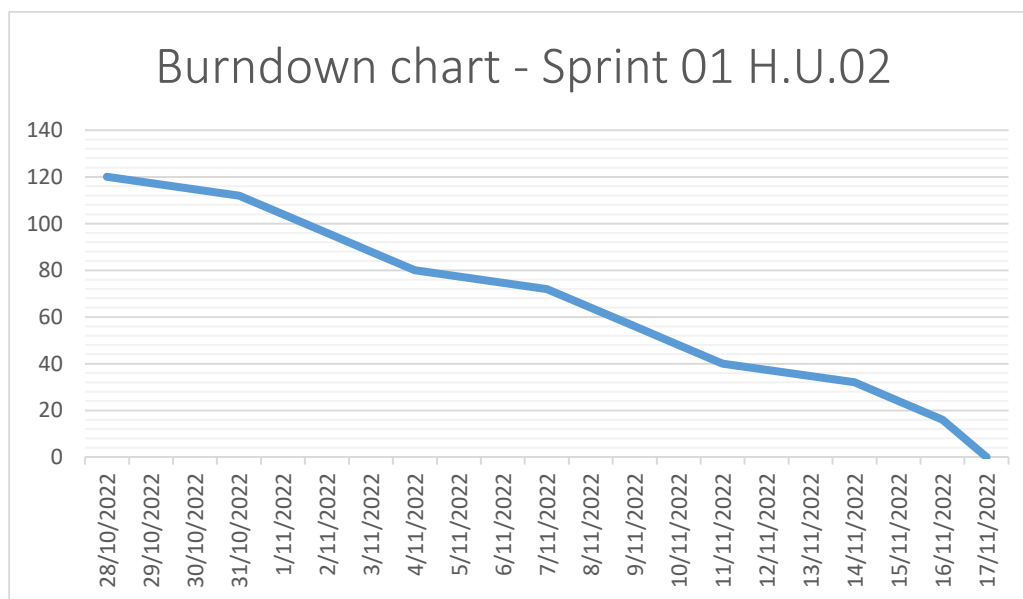
Sprint 1	Fecha Inicio	28/10/2022	Fecha Fin	17/11/2022	Jornada	8 horas
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U.02	Crear el algoritmo para entrenar el modelo con el dataset generado en el con anterioridad.	40	28/10/2022	03/11/2022	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado
H.U.02	Crear el algoritmo para la identificación de rostros usando el modelo entrenado y el dataset.	40	04/11/2022	10/11/2022	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado
H.U.02	Generar las pruebas del sistema de identificación de rostros con el fin de ver al valor de confianza usando varios videos.	24	11/14/2022	15/11/2022	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U.02	Crear las métricas de evaluación y la matriz de confusión del sistema con el fin de conocer el rendimiento del clasificador.	16	16/11/2022	17/11/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado
Total de horas y días		120 horas		15 días		

Burndown Chart. En la Figura 15. El Burndown chart – Sprint 01 H.U.02, se menciona todo el avance realizado en días y horas estimadas para cumplir con el objetivo del Sprint, se dividió tanto en el eje “x” o eje horizontal a todas las fechas que se explicaron en la Tabla 10, donde el cronograma realizado indica que la fecha de inicio es el 28/10/2022 y como fecha final el 17/11/22 por otra parte en el eje “y” o eje vertical se ve al total de horas estimadas, para lo cual el total de horas se calculó entre el total de días estimados por las 8 horas diarias de jornada, para este caso se tiene 15 días totales por 8 horas diarias dando así un total de 120 horas, a su vez este valor es el máximo que puede alcanzar en el eje “y”, mientras va pasando los días, las horas van disminuyendo hasta llegar a un total de cero y de esta manera terminando el Sprint.

Figura 15

Burndown chart – Sprint 01 H.U.02



Resultados del Sprint

En esta sección se explica el desarrollo y los resultados obtenidos en el transcurso del Sprint y su finalización. Después de que los modelos y/o algoritmos de identificación facial se crean usando las técnicas de Visión por Computadora y/o Machine Learning, estos se implementan y prueban usando una

variedad de videos y dataset, con 100 imágenes previamente creadas para cada persona en diferentes entornos.

Código y Pseudocódigo para Identificación del Rostro del Sprint 1. Algoritmo de entrenamiento del modelo de Machine Learning para la identificación de personas a través del rostro.

Figura 16

Algoritmo para entrenamiento del rostro

```

1  import cv2
2  import os
3  import numpy as np
4  dataPath = '../Data'
5  peopleList = os.listdir(dataPath)
6  print('Lista de personas: ', peopleList)
7  labels = []
8  facesData = []
9  label = 0
10 for nameDir in peopleList:
11     personPath = dataPath + '/' + nameDir
12     print('Reading images')
13     for fileName in os.listdir(personPath):
14         print('faces: ', nameDir + '/' + fileName)
15         labels.append(label)
16         facesData.append(cv2.imread(personPath+'/'+fileName, 0))
17         image = cv2.imread(personPath+'/'+fileName, 0)
18         print('imagen')
19         cv2.imshow('image', image)
20         cv2.waitKey(10)
21     label = label + 1
22 face_recognizer = cv2.face.LBPHFaceRecognizer_create()
23 # Train
24 print("Trainer...")
25 face_recognizer.train(facesData, np.array(labels))
26 # Write
27 face_recognizer.write('../Models/modeloLBPHFace.xml')
28 print("Modelo almacenado...")
29

```

Se genera el modelo de ML para la identificación de personas a través del rostro en formato XML, este tipo de archivo guarda información del rostro que luego será procesada para identificar.

Figura 17

Código XML para identificación del rostro

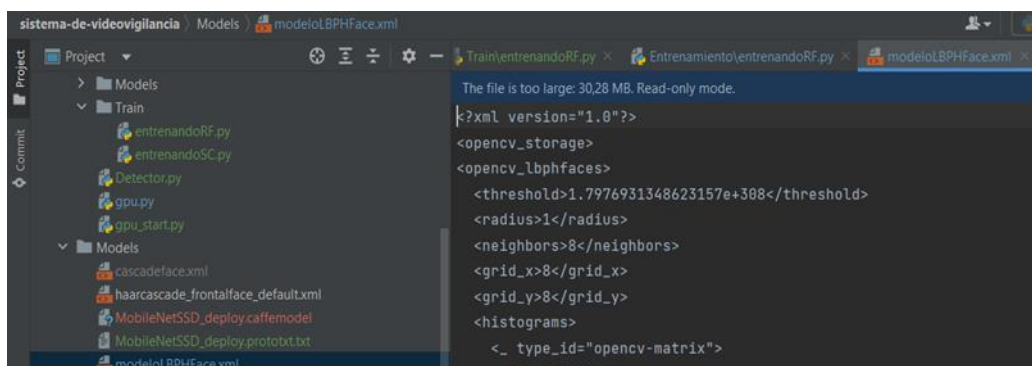


Figura 18

Pseudocódigo para la identificación del rostro

PSEUDOCODIGO FACIAL

```

Foreach face in faces
  Obtener detección del frame
  Predecir face
  Asociar a un label
  If predicción face detectada then
    Foreach body in bodies
      Obtener detección body del frame
      If deteccion body detectada then
        Segmentar(detECCIÓN)
        Guardar (detección)
      end
    end
  end
else
  Imprimir desconocido
end

```

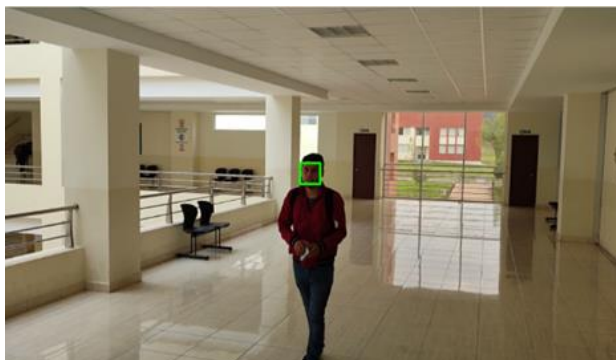
Nota. Se muestra el pseudocódigo generado para la Re-ID facial, consta de la implementación del modelo y/o algoritmo de identificación del rostro usando el algoritmo Viola Jones de Visión por Computadora.

Resultados de las tareas de la historia 01

Captura de rostros con el algoritmo de Viola-Jones en un espacio controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE - Sede Latacunga, como se muestra en la Figura 19.

Figura 19

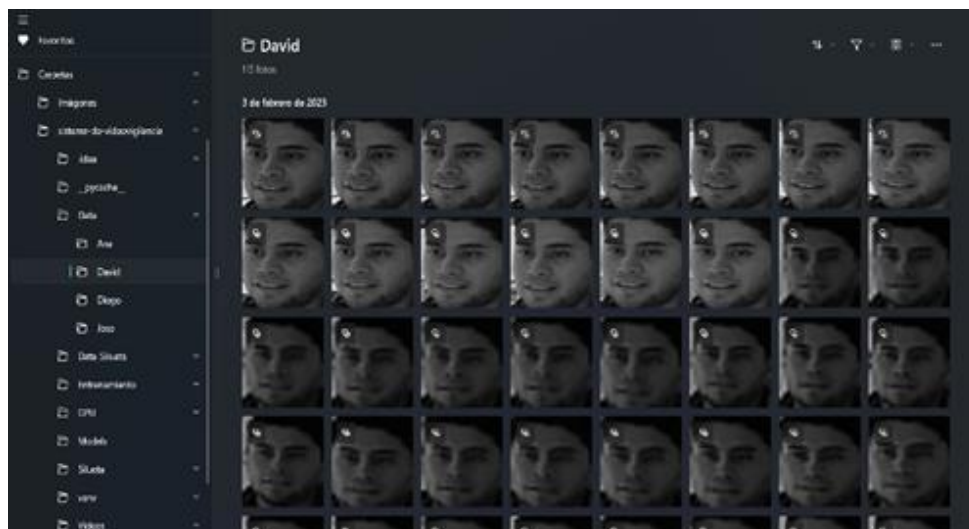
La persona capturada mediante el rostro



Captura de 100 imágenes para el Dataset después de procesarlas y guardarlas en diferentes carpetas con su respectivo nombre o etiqueta como identificador, las imágenes están normalizadas con un valor de 150 píxeles en alto y ancho, siendo David la Clase 1, como se muestra en la Figura 20.

Figura 20

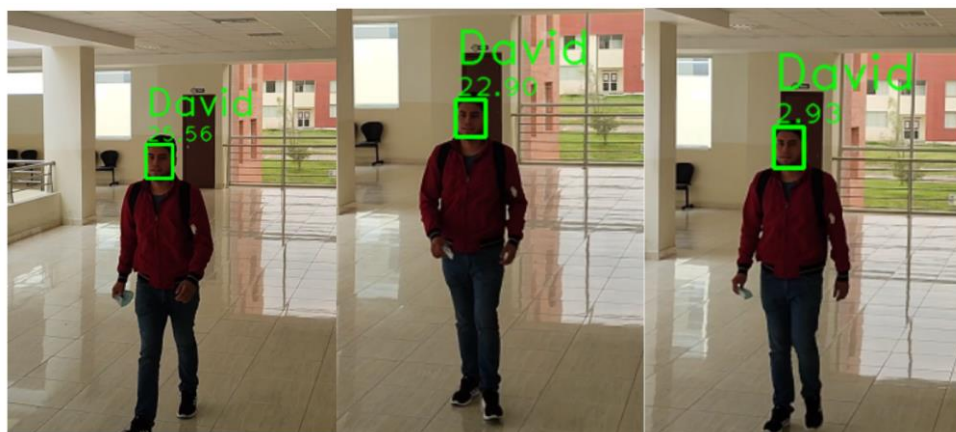
Las imágenes generadas de la clase 1: David para el modelo



Teniendo el modelo se procede a la identificación del rostro de las personas en la cámara 1, usando el algoritmo explicado con anterioridad en la Figura 16. La persona con 3 recorridos diferentes tiene una etiqueta con el nombre y el valor de confianza de predicción del modelo David como se puede ver en la Figura 21

Figura 21

David persona identificada por el rostro



Para finalizar se muestra los resultados obtenidos de las pruebas hechas con el algoritmo de identificación del rostro utilizando técnicas de Visión por Computadora y/o Machine Learning. Donde se presenta las métricas para evaluar los resultados capturados después de ejecutar el sistema de Re-ID, tomando en cuenta a las métricas explicadas con anterioridad en la sección de métricas de evaluación, se crea la matriz de confusión con sus respectivos valores mediante una gráfica de calor (los colores fuertes representan a los valores altos y los colores débiles representan a los valores bajos), muestra los resultados de predicción cuando es o no conocida la persona.

Tabla 11

Datos de la matriz de confusión de la clase 1 en 3 recorridos diferentes de la misma persona

	Clase 1		Clase 1		Clase 1	
	Primera Ruta		Segunda Ruta		Tercera Ruta	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS
POSITIVOS	117 (VP)	0 (FP)	145 (VP)	0 (FP)	152 (VP)	0 (FP)
NEGATIVOS	8(FN)	10(VN)	4 (FN)	10 (VN)	2 (FN)	10 (VN)

Figura 22

Matriz de confusión de resultados por el algoritmo de identificación de rostros en la clase 1: David, usando 3 recorridos distintos

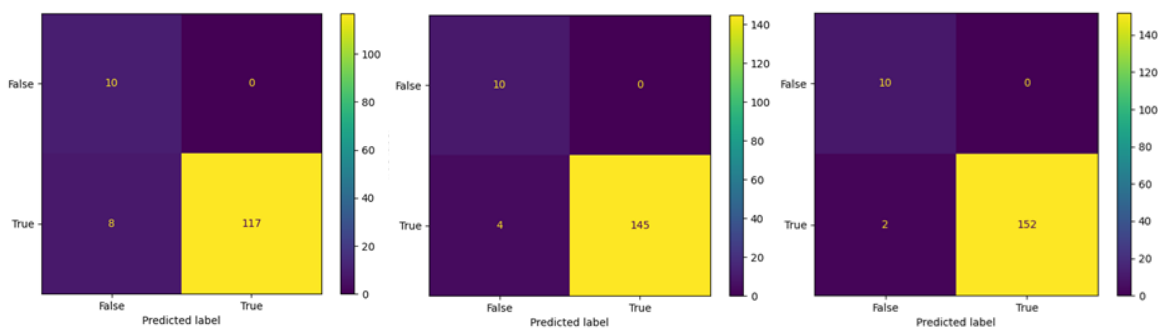


Tabla 12

Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-ID de personas mediante la identificación del rostro

Clasificador	Métricas	Primera Ruta	Segunda Ruta	Tercera Ruta	Promedio
Haar	Accuracy	1	1	1	1
Cascade	Recall	0.936	0.987	0.973	0.976 ± 0.0072
	Precisión	0.94	0.988	0.974	0.98 ± 0.005

Usando la clase 1: David se puede observar que los resultados de la identificación varían esto se debe a variaciones generadas por el entorno, es decir cambios de iluminación, escenario, enfoque de la cámara teniendo en cuenta que es una cámara estática.

Nota: Finalizando así el Sprint se notó que los resultados obtenidos son buenos para el dataset, el algoritmo y las pruebas, cumpliendo así los requisitos planteados.

Sprint 02: Dataset y algoritmo para identificación de torsos

Durante el desarrollo del Sprint 02 se tuvo en cuenta las historias de usuario H.U.03 y H.U.04 de la Tabla 3, cuyo objetivo trata sobre la identificación de torsos de personas utilizando modelos no holísticos (DPM), cuando la cámara 1 está grabando. En la Figura 12. Se puede observar el esquema de funcionamiento para la identificación de torsos de personas.

Historia de usuario 03: Creación del Dataset para torsos a través de modelos no holísticos (DPM)

La historia de usuario H.U.03 de la Tabla 3, que señaló que es necesario generar un dataset que tenga los torsos de las personas previamente dividida en 3 partes el cuerpo (cabeza, torso, piernas) para entrenar un modelo no holístico (DPM), cuando la cámara 1 está grabando.

Historias de Usuario Detalladas

En la Tabla 13: La historia de usuario para la creación del dataset de torsos, específica a la Historia de Usuario H.U.03 planteada del sistema de Re-ID de personas a través de modelos no holísticos (DPM), que menciona las personas responsables del desarrollo, los criterios de aceptación para crear el dataset.

Tabla 13

Historia de Usuario para la creación del dataset de torsos

Historias de Usuario	
Número: H.U.03	Usuario: Usuario
Nombre historia: Crear el conjunto de datos (dataset) de torsos	Número Sprint: 2

Historias de Usuario	
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Media
Días estimados: 4	Interacción asignada: 1
Desarrolladores responsables: Alex Vásquez, Alex Vega	
Descripción: Como usuario necesito un dataset que contenga los torsos de las personas utilizando modelos no holísticos (DPM)) que permita la Re-Identificación de la persona.	
Validación	
Se tomaron fotografías del cuerpo de personas bajo diversas condiciones y/o situaciones controladas.	
Se crea una carpeta separada para cada persona con el nombre apropiado y la cantidad de imágenes del torso especificados por un video.	

Sprint Backlog. En la Tabla 14: Spring Backlog 03 enumera las tareas a realizar durante el desarrollo del Sprint, así como la persona responsable de cada tarea, la fecha programada del Sprint, el tiempo estimado de finalización en horas y el estado actual de cada tarea, teniendo el estado del Sprint Backlog como finalizado.

Tabla 14

Sprint Backlog 03

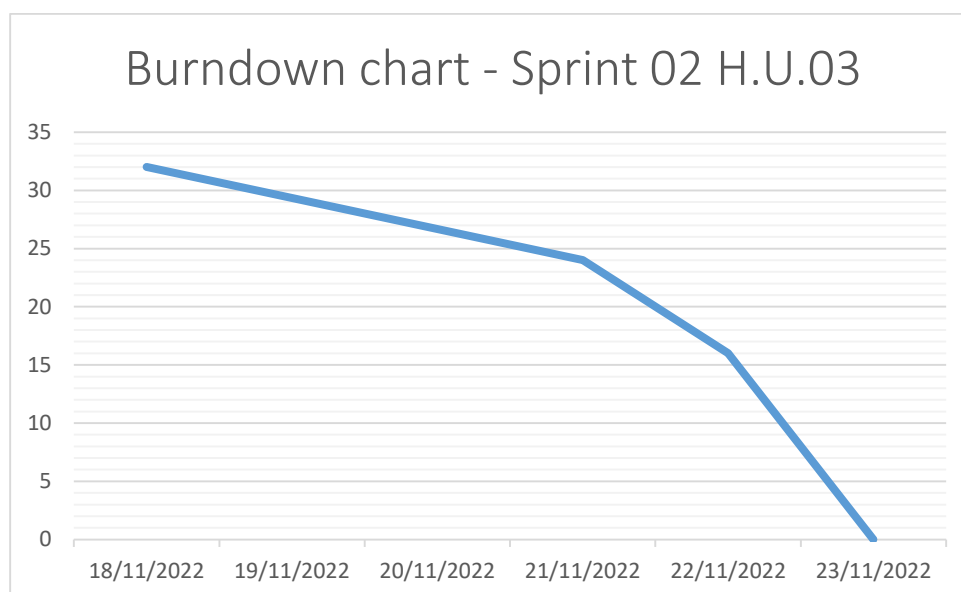
Sprint 3	Fecha Inicio	18/11/2022	Fecha Fin	23/11/2022	Jornada	8 horas
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U.03	Grabar videos a varias personas bajo diversas condiciones y/o situaciones controladas para crear el dataset.	4	18/11/2022	18/11/2022	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado
H.U.03	Crear el algoritmo para la captura del	21	18/11/2022	23/11/2022	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
	torso de personas.					
H.U.03	Validar el algoritmo para la captura del torso de los videos.	5	23/11/2022	27/11/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado
H.U.03	Crear carpetas separadas para cada torso de las personas con un nombre apropiado.	2	23/11/2022	23/11/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado
Total de horas y días		32 horas		4 días		

Burndown Chart. En la Figura 23. El Burndown chart – Sprint 02 H.U.03, se menciona todo el avance realizado en días y horas estimadas para cumplir con el objetivo del Sprint, se dividió tanto en el eje “x” o eje horizontal a todas las fechas que se explicaron en la Tabla 14, donde el cronograma realizado indica que la fecha de inicio es el 18/11/2022 y como fecha final el 23/11/22, por otra parte en el eje “y” o eje vertical se ve al total de horas estimadas, para lo cual el total de horas se calculó entre el total de días estimados por las 8 horas diarias de jornada, para este caso se tiene 4 días totales por 8 horas diarias dando así un total de 32 horas, a su vez este valor es el máximo que puede alcanzar en el eje “y”, mientras va pasando los días, las horas van disminuyendo hasta llegar a un total de cero y de esta manera terminando el Sprint.

Figura 23

Burndown chart – Sprint 02 H.U.03



Historia de Usuario 04: Desarrollo del modelo y/o algoritmo para la extracción de características del torso de las personas usando el descriptor de silueta corporal. La historia de usuario H.U.04 de la Tabla 3, que señaló que es necesario desarrollar un algoritmo y/o modelo que extraiga las características del torso utilizando el descriptor de silueta de corporal mediante técnicas de Visión por Computadora y Machine Learning.

Historias de Usuario Detalladas. En la Tabla 15. La historia de usuario el desarrollo del modelo y/o algoritmo para extraer características del torso usando el descriptor de silueta corporal, especifica a la Historia de Usuario H.U.04 planteada del sistema de Re-ID de personas a través de la silueta corporal, que menciona a las personas responsables del desarrollo, los criterios de aceptación para desarrollar el modelo y/o algoritmo para la identificación del torso.

Tabla 15

Historia de Usuario para el desarrollo del modelo y/o algoritmo para extracción de características del torso a través del descriptor de silueta corporal

Historias de Usuario	
Número: H.U.04	Usuario: Usuario
Nombre historia: Desarrollo del algoritmo y/o modelo para la extracción de características del torso de personas a través del descriptor de silueta corporal.	Número Sprint: 2
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Media
Días estimados: 17	Interacción asignada: 1
Desarrolladores responsables: Alex Vásquez, Alex Vega	
Descripción: Como usuario necesito que el sistema de Re-ID de personas realice la extracción de características del torso de personas a través del descriptor de la silueta corporal, utilizando técnicas de Visión por Computadora y/o Machine Learning.	
Validación	
Se ha desarrollado un modelo y/o algoritmo para la extracción de características del torso de personas a través del descriptor de la silueta corporal.	
Se utilizaron varias métricas para evaluar los resultados.	
Se realizó pruebas con varios modelos creados a partir de dataset de diferentes personas, donde se pueden guardar los resultados correspondientes a cada modelo.	
Se usó el modelo, el dataset y el video que contenía la mayor precisión.	

Sprint Backlog. En la Tabla 16. Spring Backlog 04, enumera las tareas a realizar durante el desarrollo del Sprint, así como la persona responsable de cada tarea, la fecha programada del Sprint, el tiempo estimado de finalización en horas y el estado actual de cada tarea. Teniendo el estado del Sprint Backlog como finalizado.

Tabla 16

Sprint Backlog 04

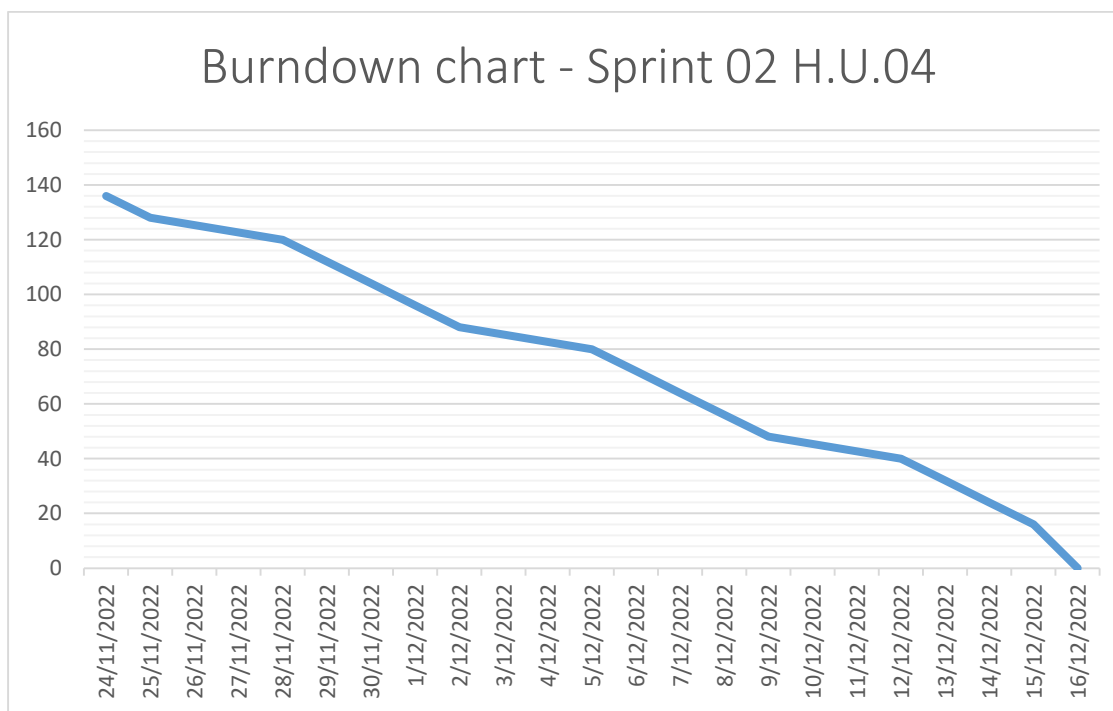
Sprint 4	Fecha Inicio	24/11/2022	Fecha Fin	16/12/2022	Jornada	8 horas
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U.04	Crear el algoritmo para la extracción de características de torsos y entrenar el modelo con el dataset generado con anterioridad	40	24/11/2022	30/12/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado
H.U.04	Crear el algoritmo para la identificación de la silueta del torso usando el modelo pre-entrenado.	32	01/12/2022	06/12/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado
H.U.04	Crear el algoritmo para la identificación de la silueta (torso) usando el modelo	32	07/12/2022	12/12/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
	entrenado y el algoritmo de Machine Learning (SVM) para la clasificación de personas.					
H.U.04	Generar pruebas del sistema de identificación del cuerpo (silueta corporal) con el fin de ver al valor de confianza usando varios videos.	16	13/12/2022	14/12/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado
H.U.04	Crear la matriz de confusión y las métricas del sistema con el fin de conocer el rendimiento del clasificador.	16	15/12/2022	16/12/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado
Total de horas y días		136 horas		17 días		

Burndown Chart. En la Figura 24. El Burndown chart – Sprint 02 H.U.04, se menciona todo el avance realizado en días y horas estimadas para cumplir con el objetivo del Sprint, se dividió tanto en el eje “x” o eje horizontal a todas las fechas que se explicaron en la Tabla 16, donde el cronograma realizado indica que la fecha de inicio es el 24/11/2022 y como fecha final el 16/12/22 por otra parte en el eje “y” o eje vertical se ve al total de horas estimadas, para lo cual el total de horas se calculó entre el total de días estimados por las 8 horas diarias de jornada, para este caso se tiene 17 días totales por 8 horas diarias dando así un total de 136 horas, a su vez este valor es el máximo que puede alcanzar en el eje “y”, mientras va pasando los días, las horas van disminuyendo hasta llegar a un total de cero y de esta manera terminando el Sprint.

Figura 24

Burndown chart – Sprint 02 H.U.04



Resultados del Sprint

En esta sección, se explica el desarrollo y los resultados obtenidos en el transcurso del Sprint y su finalización. Después de que los modelos y/o algoritmos de reconocimiento del torso por medio de la silueta, se crean usando las técnicas de Visión por Computadora y/o Machine Learning, estos se implementan y prueban usando una variedad de videos y dataset, con 100 imágenes previamente creadas para cada persona en diferentes entornos.

Código para Identificación del Torso del Sprint 2

Algoritmo de entrenamiento del modelo de Machine Learning para la Identificación de personas a través del torso (silueta).

Figura 25

Código de entrenamiento para torso

```

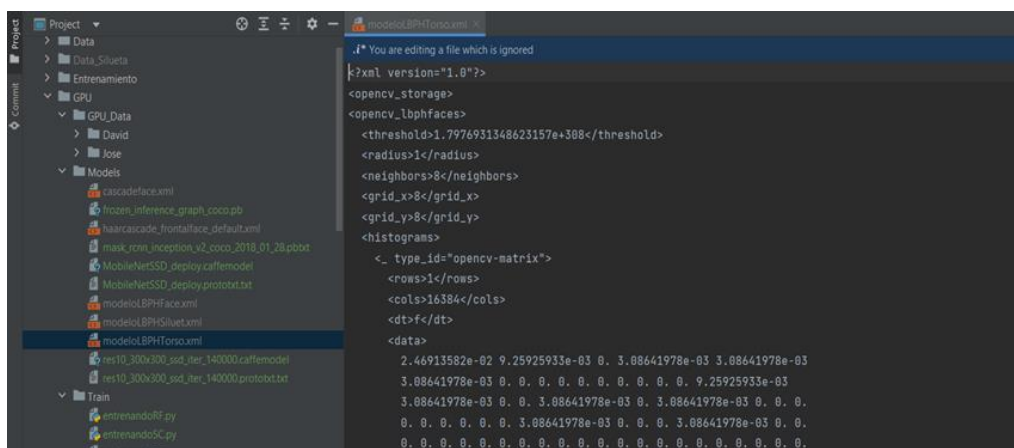
1  import cv2
2  import os
3  import numpy as np
   new *
4  def entrenar():
5      dataPath = '../Torso/'
6      peopleList = os.listdir(dataPath)
7      print('Lista de personas: ', peopleList)
8      labels = []
9      facesData = []
10     label = 0
11     for nameDir in peopleList:
12         personPath = dataPath + '/' + nameDir
13         print('Leyendo las imágenes')
14         for fileName in os.listdir(personPath):
15             print('Silueta: ', nameDir + '/' + fileName)
16             labels.append(label)
17             facesData.append(cv2.imread(personPath+'/'+fileName_0)) #transformacion a escala de grises
18             image = cv2.imread(personPath+'/'+fileName_0)
19             cv2.waitKey(10)
20             label = label + 1
21     face_recognizer = cv2.face.LBPHFaceRecognizer_create()
22     # Entrenando el reconocedor de rostros
23     print("Entrenando...")
24     face_recognizer.train(facesData, np.array(labels))
25     # Almacenando el modelo obtenido
26     face_recognizer.write('../Models/modeloLBPHTorso.xml')
27     print("Modelo almacenado...")
28

```

Se genera el modelo de ML para la re-identificación de personas a través del torso en formato XML, este tipo de archivo guarda información del torso que luego será procesada para identificar.

Figura 26

Código XML de Re-ID del torso



```

<?xml version="1.0"?>
<opencv_storage>
<opencv_lbphfaces>
<threshold>1.7976931348623157e+308</threshold>
<radius>1</radius>
<neighbors>8</neighbors>
<grid_x>8</grid_x>
<grid_y>8</grid_y>
<histograms>
<_ type_id="opencv-matrix">
<rows>1</rows>
<cols>16384</cols>
<dt>f</dt>
<data>
2.46913582e-02 9.25925933e-03 0. 3.08641978e-03 3.08641978e-03
3.08641978e-03 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 9.25925933e-03
3.08641978e-03 0. 0. 3.08641978e-03 0. 3.08641978e-03 0. 0. 0.
0. 0. 0. 0. 0. 3.08641978e-03 0. 0. 0. 3.08641978e-03 0. 0.
0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.

```

Resultados de las tareas de la historia 03

Captura de torsos con el algoritmo de ML de MediaPipe en un espacio controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE - Sede Latacunga, como se muestra en la Figura 27.

Figura 27

La persona capturada mediante el torso

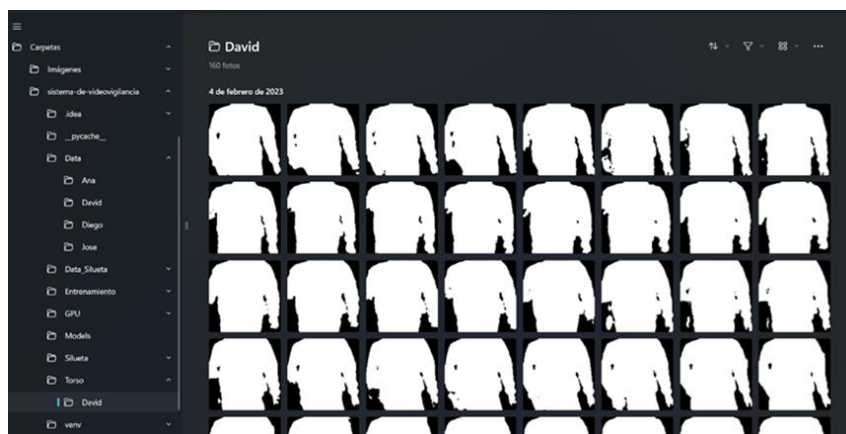


Captura de imágenes para el Dataset después de procesarlas y guardarlas en diferentes carpetas con su respectivo nombre o etiqueta como identificador para el torso de las personas segmentadas,

capturadas por en la cámara 1, las imágenes están normalizadas con un valor de 150 píxeles en alto y ancho, siendo David la Clase 1, como se muestra en la Figura 28.

Figura 28

Silueta de la persona identificada a través del torso

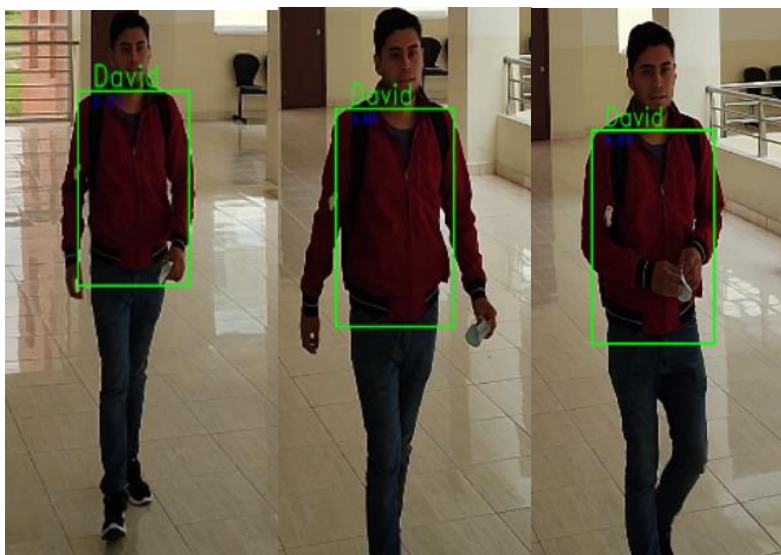


Resultados de las tareas de la historia 04

Teniendo el modelo de silueta se procede a la identificación del torso de las personas en la cámara 2, usando el algoritmo explicado con anterioridad en la Figura 25. La persona con 3 recorridos diferentes tiene una etiqueta con el nombre y el valor de confianza de predicción del modelo David como se puede ver en la Figura 29.

Figura 29

David persona identificada por el torso



Para finalizar se muestra los resultados obtenidos de las pruebas hechas con el algoritmo de identificación del rostro utilizando técnicas de Visión por Computadora y/o Machine Learning. Donde se presenta las métricas para evaluar los resultados capturados después de ejecutar el sistema de Re-ID, tomando en cuenta a las métricas explicadas con anterioridad en la sección de métricas de evaluación, se crea la matriz de confusión con sus respectivos valores mediante una gráfica de calor (los colores fuertes representan a los valores altos y los colores débiles representan a los valores bajos), muestra los resultados de predicción cuando es o no conocida la persona.

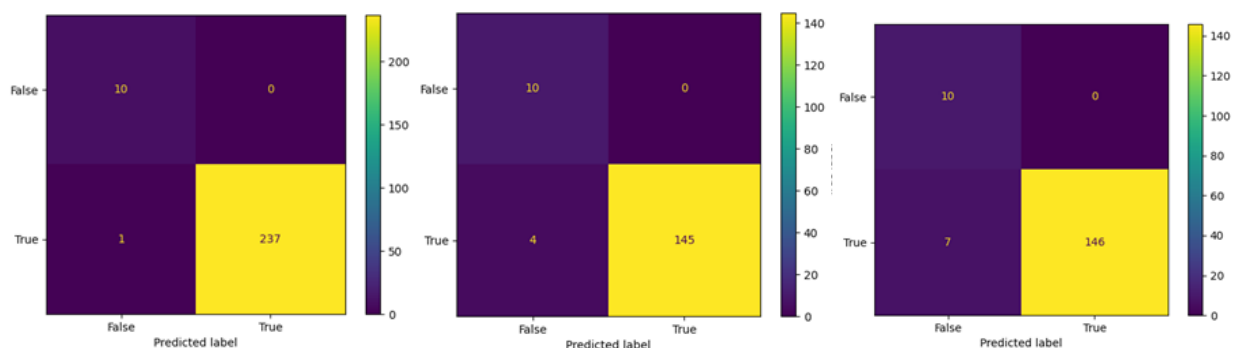
Tabla 17

Datos de la matriz de confusión de la clase 1 con 3 recorridos diferentes

	Clase 1		Clase 1		Clase 1	
	Primera postura		Segunda postura		Tercera postura	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS
POSITIVOS	237 (VP)	0 (FP)	145 (VP)	0 (FP)	146 (VP)	0 (FP)
NEGATIVOS	1(FN)	10(VN)	4 (FN)	10 (VN)	7 (FN)	10 (VN)

Figura 30

Matriz de confusión de resultados del algoritmo de identificación del torso en la clase 1: David, usando 3 recorridos distintos

**Tabla 18**

Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-ID de personas mediante la identificación del torso

Clasificador	Métricas	Primera Ruta	Segunda Ruta	Tercera Ruta	Promedio
Haar	Accuracy	1	1	1	1 ± 0
Cascade	Recall	0.97	0.987	0.973	0.976 ± 0.0074
	Precisión	0.98	0.988	0.974	0.98 ± 0.0050

Usando la clase 1: David se puede observar que los resultados de la Re-ID varían esto se debe a cambios de iluminación, escenario, enfoque de la cámara, ubicación de la cámara teniendo en cuenta que es una cámara estática.

Nota: Finalizando así el Sprint se notó que los resultados obtenidos son buenos para el dataset, el algoritmo y las pruebas, cumpliendo así los requisitos planteados.

Sprint 03: Re-Identificación de personas a través de características Soft-Biométricas (silueta corporal), mientras la cámara 2 está grabando

Durante el desarrollo del Sprint 03 se tuvo en cuenta la historia de usuario H.U.05 de la Tabla 3, que señaló que es necesario realizar la Re-ID de personas a través de la característica Soft-Biométrica (silueta corporal) para confirmar la identidad del individuo grabado previamente en la cámara 1.

Historias de Usuario Detalladas. En la Tabla 19: la historia de usuario para la Re-ID de personas a través de características soft-biométricas (silueta corporal), especifica a la Historia de Usuario H.U.05 planteada del sistema de Re-ID de personas a través de características Soft-Biométricas (silueta corporal), que menciona a las personas responsables del desarrollo, los criterios de aceptación para crear el dataset.

Tabla 19

Historia de usuario para Re-ID de personas a través de características soft-biométricas (silueta corporal)

Historias de Usuario	
Número: H.U.05	Usuario: Usuario
Nombre historia: Re-ID de personas a través de características soft-biométricas (silueta corporal)	Número Sprint: 3
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Media
Días estimados: 18	Interacción asignada: 1
Desarrolladores responsables: Alex Vásquez, Alex Vega	
Descripción: Como usuario necesito que el sistema de Re-ID confirme la identidad de las personas que fueron grabados por la cámara 1, mientras son capturadas en la cámara 2 a través de las características Soft-Biométricas (silueta corporal).	
Validación	
La Re-ID de personas mediante las características Soft-Biométricas (silueta corporal), cuando la cámara 2 está grabando.	
Se utilizaron varias métricas para evaluar los resultados.	
Se realizó pruebas con varios modelos creados a partir de dataset de diferentes personas, donde se pueden guardar los resultados correspondientes a cada modelo.	
Se usó el modelo, el dataset y el video que contenía la mayor precisión.	

Sprint Backlog. En la Tabla 20: Spring Backlog 05, enumera las tareas a realizar durante el desarrollo del Sprint, así como la persona responsable de cada tarea, la fecha programada del Sprint, el tiempo estimado de finalización en horas y el estado actual de cada tarea. Teniendo el estado del Sprint Backlog como finalizado.

Tabla 20

Sprint Backlog 05

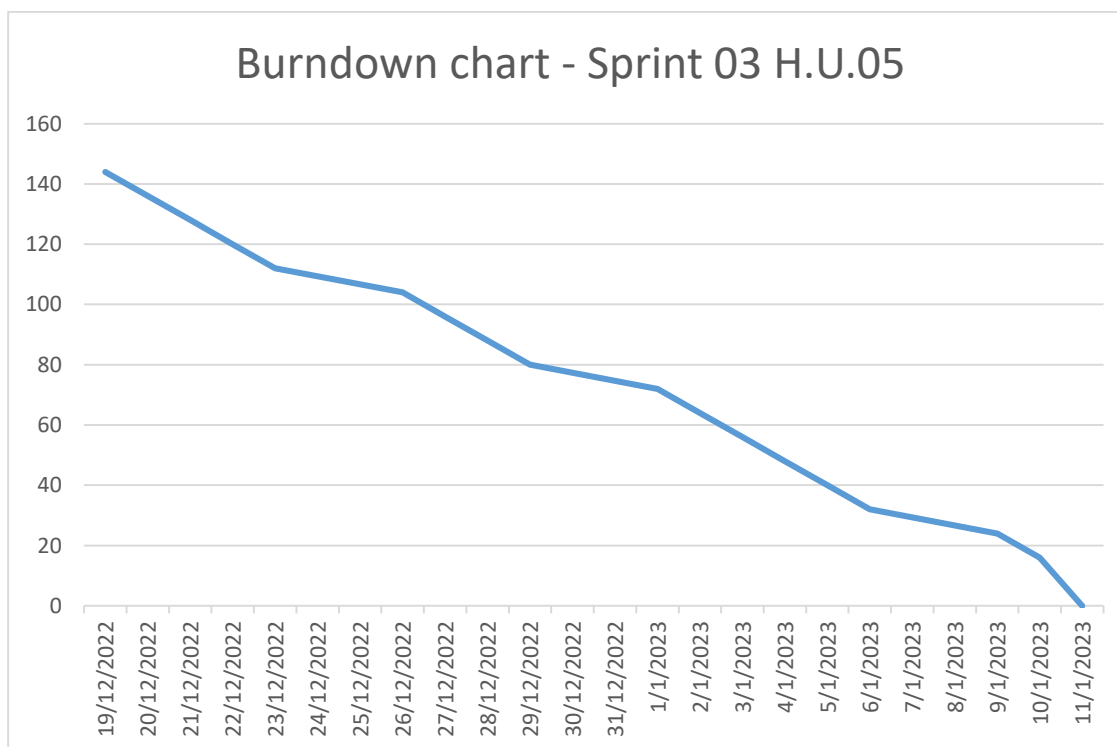
Sprint 3	Fecha Inicio	19/12/2022	Fecha Fin	11/01/2023	Jornada	8 horas
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U.05	Creación del algoritmo para entrenar el modelo con el dataset generado con anterioridad.	32	19/12/2022	22/12/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado
H.U.05	Creación del algoritmo para la identificación del torso usando el modelo pre-entrenado.	32	23/12/2022	28/12/2022	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado
H.U.05	Creación de un algoritmo para la Re-ID de personas mediante el torso usando el modelo entrenado y el dataset.	40	29/12/2022	04/01/2023	Alex Vázquez Alex Vega	Finalizado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U.05	Generación de pruebas del sistema de identificación de la silueta corporal con el fin de ver el valor de confianza usando varios videos.	24	05/01/2023	09/01/2023	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado
H.U.05	Creación de la matriz de confusión y las métricas del sistema con el fin de conocer el rendimiento del clasificador.	16	10/01/2023	11/01/2023	Alex Vásquez Alex Vega	Finalizado
Total de horas y días		144 horas		18 días		

Burndown Chart. En la Figura 31. El Burndown chart – Sprint 03 H.U.05, se menciona todo el avance realizado en días y horas estimadas para cumplir con el objetivo del Sprint, se dividió tanto en el eje “x” o eje horizontal a todas las fechas que se explicaron en la Tabla 20, donde el cronograma realizado indica que la fecha de inicio es el 19/12/2022 y como fecha final el 11/01/23, por otra parte en el eje “y” o eje vertical se ve al total de horas estimadas, para lo cual el total de horas se calculó entre el total de días estimados por las 8 horas diarias de jornada, para este caso se tiene 18 días totales por 8 horas diarias dando así un total de 144 horas, a su vez este valor es el máximo que puede alcanzar en el eje “y”, mientras va pasando los días, las horas van disminuyendo hasta llegar a un total de cero y de esta manera terminando el Sprint.

Figura 31

Burndown chart – Sprint 03 H.U.05

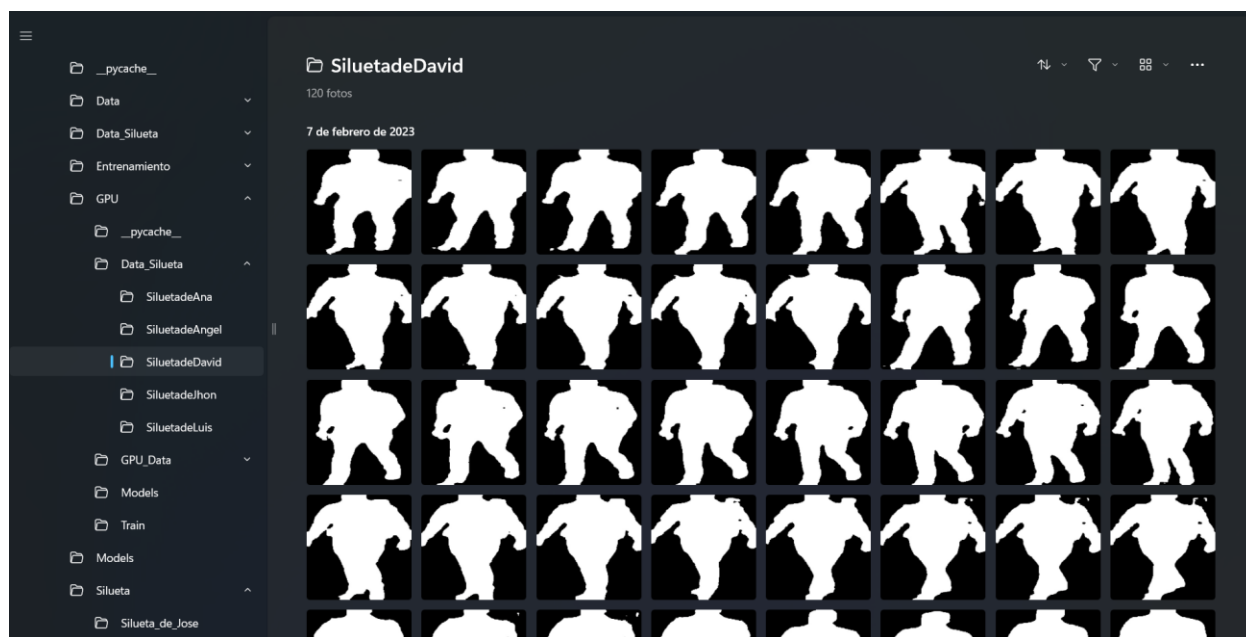


Resultados de Sprint. Se explica el desarrollo y los resultados obtenidos en el transcurso del Sprint y su finalización. Después de que los modelos y/o algoritmos de reconocimiento del torso por medio de la silueta, se crean usando las técnicas de Visión por Computadora y/o Machine Learning, estos se implementan y prueban usando una variedad de videos y dataset, con 100 imágenes previamente creadas para cada persona en diferentes entornos.

Captura de imágenes para el Dataset después de procesarlas y guardarlas en diferentes carpetas con su respectivo nombre o etiqueta como identificador.

Figura 32

Silueta para la Re-ID



Algoritmo de entrenamiento del modelo de Machine Learning para la re-identificación de personas a través de la silueta

Figura 33

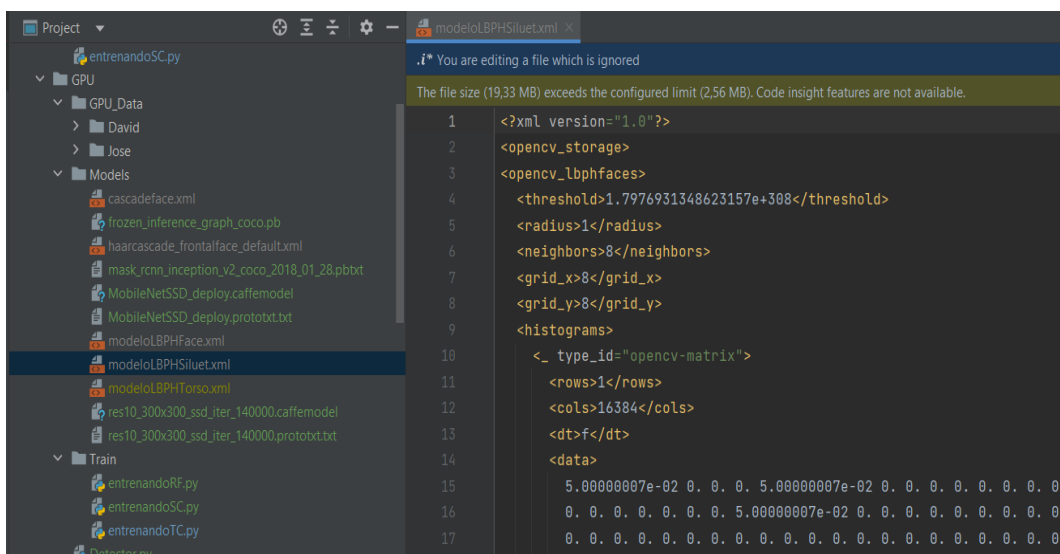
Código de entrenamiento de silueta

```
1 import cv2
2 import os
3 import numpy as np
4 def entrenar():
5     dataPath = '../Data_Silueta'
6     peopleList = os.listdir(dataPath)
7     print('Lista de personas: ', peopleList)
8     labels = []
9     facesData = []
10    label = 0
11    for nameDir in peopleList:
12        personPath = dataPath + '/' + nameDir
13        print('Leyendo las imágenes')
14
15        for fileName in os.listdir(personPath):
16            print('Silueta: ', nameDir + '/' + fileName)
17            labels.append(label)
18            facesData.append(cv2.imread(personPath+'/'+fileName_0))
19            image = cv2.imread(personPath+'/'+fileName_0)
20            cv2.waitKey(10)
21        label = label + 1
22    face_recognizer = cv2.face.LBPHFaceRecognizer_create()
23    # Entrenando el reconocedor de rostros
24    print("Entrenando...")
25    face_recognizer.train(facesData, np.array(labels))
26
27    face_recognizer.write('../Models/modeloLBPHSilueta.xml')
28    print("Modelo almacenado...")
```

Se genera el modelo de ML para la re-identificación de personas a través de la silueta corporal en formato XML, este tipo de archivo guarda información de la silueta que luego será procesada para identificar.

Figura 34

Código XML para la Re-ID



```

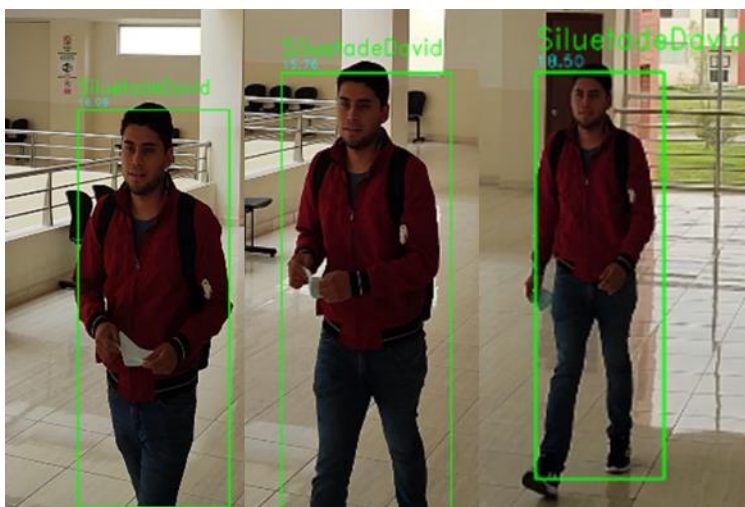
1 <?xml version="1.0"?>
2 <opencv_storage>
3 <opencv_lbphfaces>
4 <threshold>1.7976931348623157e+308</threshold>
5 <radius>1</radius>
6 <neighbors>8</neighbors>
7 <grid_x>8</grid_x>
8 <grid_y>8</grid_y>
9 <histograms>
10 <_ type_id="opencv-matrix">
11 <rows>1</rows>
12 <cols>16384</cols>
13 <dt>f</dt>
14 <data>
15 5.00000007e-02 0. 0. 0. 5.00000007e-02 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.
16 0. 0. 0. 0. 0. 0. 5.00000007e-02 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.
17 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0. 0.

```

Algoritmo de Re-ID de personas mediante la silueta corporal en un espacio controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE - Sede Latacunga.

Figura 35

Silueta de David para la Re-ID



Finalizando la Re-Id se procede a evaluar con las métricas previamente explicadas.

Tabla 21

Datos de la matriz de confusión de la clase 1 con 3 recorridos diferentes

	Clase 1		Clase 1		Clase 1	
	Primera Ruta		Segunda Ruta		Tercera Ruta	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	124(VP)	0 (FP)	87 (VP)	0 (FP)	104 (VP)	0 (FP)
NEGATIVOS	78(FN)	10(VN)	14 (FN)	10 (VN)	27 (FN)	10 (VN)

Figura 36

Matriz de confusión de resultados del algoritmo de identificación de la silueta en la clase 1: David, usando 3 recorridos distintos

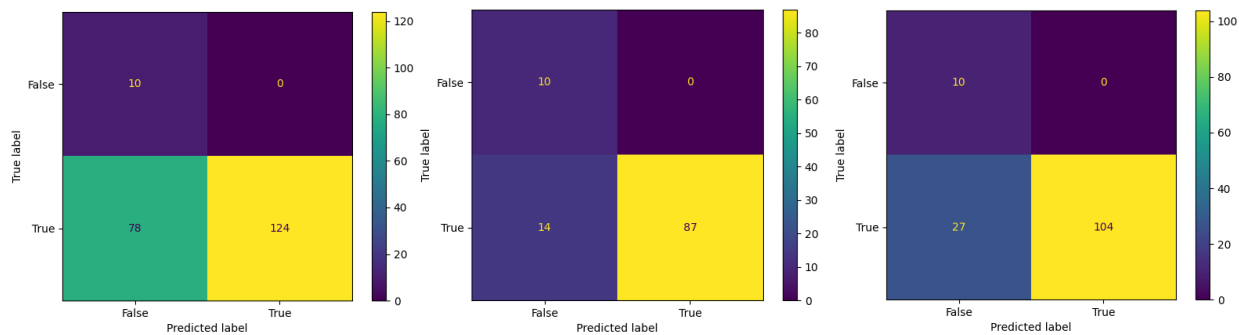


Tabla 22

Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-ID de personas mediante la Re-identificación de la silueta

Clasificador	Métricas	Primera Ruta	Segunda Ruta	Tercera Ruta	Promedio
Haar	Accuracy	1	1	1	1
Cascade	Recall	0.61	0.86	0.79	0.75 ± 0.10
	Precisión	0.63	0.87	0.81	0.77 ± 0.10

Capítulo IV

Validación del sistema

Este capítulo menciona los experimentos realizados en el trabajo, consta de explicar las tareas analizando los resultados obtenidos, con el fin de dar validez al sistema de Re-ID de personas usando características biométricas y soft-biométricas mediante la silueta corporal usando distintas técnicas de Visión por Computadora y/o algoritmos de Machine Learning, se usa 5 videos de 5 personas diferentes y se evalúa mediante el uso de las métricas explicadas con anterioridad en el capítulo 3.

Marco de evaluación

El sistema de Re-ID de personas es realizado en un entorno controlado y tiene 2 casos para las pruebas. Como primer caso es identificar las personas a través de las características biométricas (rostro) usando la cámara 1, y el segundo caso la detección y Re-ID de personas a través de las características soft-biométricas (silueta corporal) segmentando al torso como parte principal del cuerpo mediante los modelos no holísticos (DPM).

La división de trabajo del sistema se realiza mediante el uso de 3 procesadores, con el fin de mejorar la velocidad de procesamiento de las tareas, es decir, el sistema tiene un procesamiento en paralelo. El primer procesador se encarga mediante la primera cámara de detección, Re-ID de personas por el rostro, captura de dataset de torsos segmentando la imagen se guarda en una carpeta en específico para proceder con el entrenamiento del descriptor y finalmente crear el modelo de torso por silueta. El segundo procesador se encarga del entrenamiento del modelo previamente creado. El tercer procesador se encarga de la Re-ID de personas a través de su silueta (torso). Cabe mencionar que para este proceso se usó los videos grabados previamente de distintas personas en un entorno controlado con dos perspectivas (cámara 1 y 2).

Aplicación de las métricas de evaluación

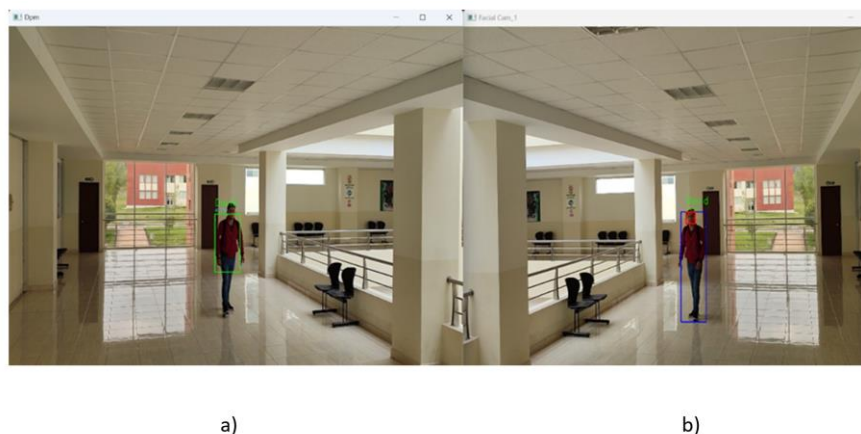
La métrica utilizada para las pruebas en esta sección solamente se utiliza el accuracy al ser una métrica de exactitud, evaluando todos los datos de la matriz de confusión. Para la realización de las pruebas se utiliza el hardware indicado en el capítulo 3, Tabla 2, con el cual se va a obtener todas las métricas de evaluación del sistema de Re-identificación.

Pruebas del algoritmo de identificación facial y Re-Identificación de textura del torso.

Para realizar las pruebas se tomó dos videos de una persona caminando por dos pasillos. En primer lugar, la cámara 1 graba el video de una persona caminando de frente, por el primer pasillo y, en segundo lugar, se graba un video de la persona caminando de espaldas, con respecto a la cámara 2, como se observa en la Figura 37.

Figura 37

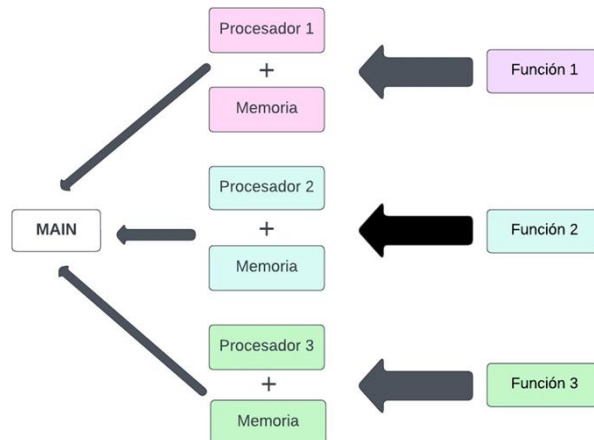
RE-ID de personas facialmente y por DPM



Nota. Salida de videos del sistema de Re-identificación de la clase: David: a) Salida de la cámara 1: detección e identificación de la clase: David mediante el reconocimiento del rostro y en b) Salida de la cámara 2: detecta y RE-ID de la clase David, identificada a través de la silueta de la vestimenta del torso.

Figura 38

Esquema de ejecución en paralelo



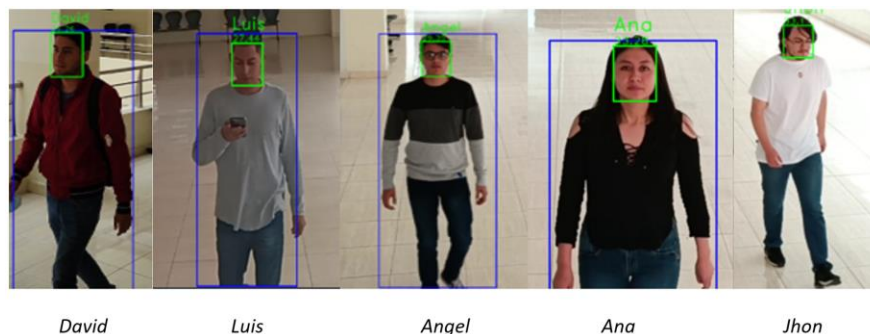
Nota. Se realizó la ejecución mediante paralelismo por procesadores para aprovechar al máximo el potencial del hardware.

Resultados de las Pruebas

A continuación, se evidenciará los resultados obtenidos en diferentes pruebas, con la RE-ID (facial).

Figura 39

Diferentes clases utilizados para la RE-ID de personas a través del rostro



Nota. Se usaron 5 modelos distintos para las pruebas, todas fueron realizadas en un espacio controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas.

Tabla 23

Resultados de las pruebas sobre Identificación Facial con diferentes clases

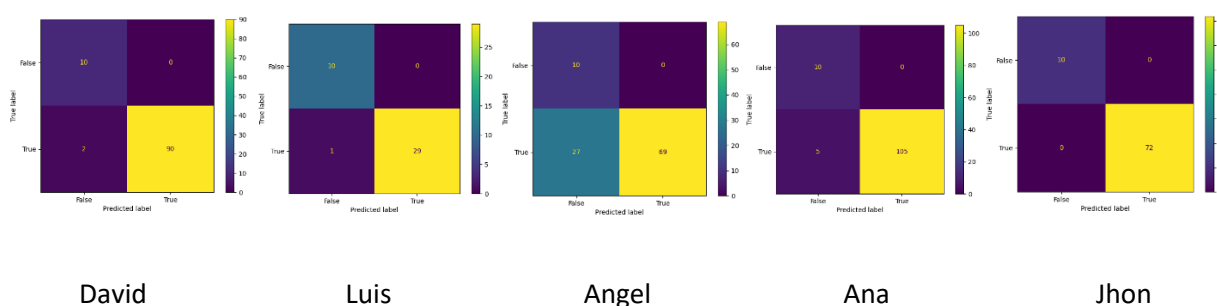
Clase	Escenario	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Porcentaje de predicción
David	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Rostro	Identificado	Resultado Obtenido	96%
Luis	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Rostro	Identificado	Resultado Obtenido	97.5 %
Angel	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Rostro	Identificado	Resultado Obtenido	98%
Ana	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Rostro	Identificado	Resultado Obtenido	80%
Jhon	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Rostro	Identificado	Resultado Obtenido	96%

Clase	Escenario	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Porcentaje de predicción
PROMEDIO			93.16 ± 4.76		

Nota. Se usaron 5 modelos de clase distintos para las pruebas, todas fueron realizadas en un espacio controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas. Se pudo obtener un porcentaje de 93.16 % de exactitud, lo que nos da una gran fiabilidad al momento de realizar la RE-ID a través de características biométricas (rostro).

Figura 40

Detalles de las pruebas de RE-ID a través del rostro en diferentes clases



Nota. Se usaron 5 modelos de clase distintos para las pruebas, se pueden evidenciar las matrices de confusión generadas en la RE-ID a través del rostro.

Tabla 24

Valores de las matrices de confusión sobre RE-ID Facial con diferentes clases.

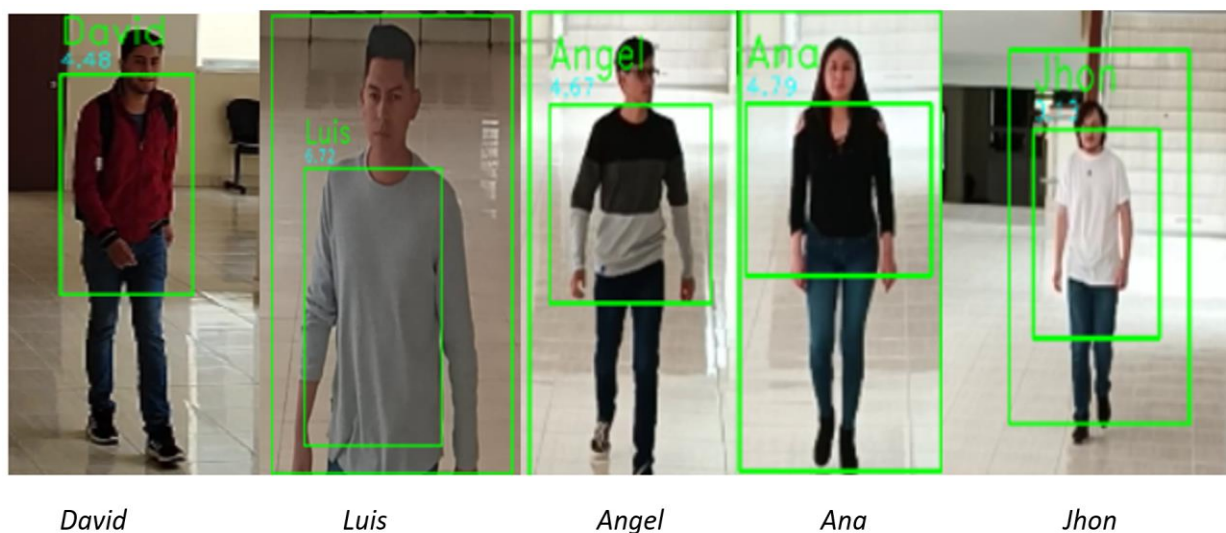
	Clase David		Clase Luis		Clase Angel		Clase Ana		Clase Jhon	
	POSITI VOS	NEGAT IVOS	POSITI VOS	NEGAT IVOS	POSITI VOS	NEGAT IVOS	POSITI VOS	NEGAT IVOS	POSITI VOS	NEGAT IVOS
POSITI VOS	90 (VP)	0 (VP)	29 (VP)	0 (FP)	69 (FP)	0 (FP)	105 (FP)	0 (FP)	58 (FP)	0 (FP)
NEGAT IVOS	2 (FN)	10 (FN)	1 (FN)	10 (VN)	27 (VN)	10 (VN)	5 (VN)	10 (VN)	11 (VN)	10 (VN)

Nota. Datos obtenidos al realiza las pruebas en la RE-ID a través del rostro.

A continuación, se evidenciará los resultados obtenidos en diferentes pruebas, con la RE-ID a través de la silueta del torso.

Figura 41

Diferentes clases utilizados para la RE-ID de personas a través de la silueta del torso



Nota. Se usaron 5 modelos distintos para las pruebas, todas fueron realizadas en un espacio controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas.

Tabla 25

Diferentes modelos utilizados para la RE-ID de personas a través de la silueta corporal del torso

Clase	Escenario	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Porcentaje de predicción
David	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Silueta	Identificado	Resultado Obtenido	74 %

Clase	Escenario	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Porcentaje de predicción
Luis	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Silueta	Identificado	Resultado Obtenido	68%
Angel	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Silueta	Identificado	Resultado Obtenido	83%
Ana	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Silueta	Identificado	Resultado Obtenido	75.6%
Jhon	Cámara uno, entrada principal, hora:11:30:15 am	Silueta	Identificado	Resultado Obtenido	76%
PROMEDIO			75.32% ± 4.79		

Nota. Se usaron 5 modelos de clase distintos para las pruebas, todas fueron realizadas en un espacio controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas. Se pudo obtener un porcentaje de 75.32 % de exactitud, lo que no garantiza una gran fiabilidad al momento de realizar la RE-ID a través de características soft-biométricas (silueta del torso).

Capítulo V

Conclusiones

Para Finalizar, se plantea las conclusiones que se llegó en el transcurso del trabajó:

- Con una búsqueda amplia de información en bases de datos confiables como IEEE, WOS, Scopus y el buscador de Google Scholar sobre los temas principales, como son las técnicas, modelos y/o algoritmos de Visión por Computadora (descriptores) y Machine Learning (clasificadores) y, modelos holísticos y no holísticos (segmentar el cuerpo) se pudo conocer opciones para implementar un sistema de Re-ID de personas usando características faciales y soft-biométricas, la silueta corporal.
- Para probar el sistema de Re-ID de personas, en ambiente controlado, en primer lugar, se generó un dataset de una persona con 150 imágenes del rostro, luego mediante el uso del sistema, el cual consta de dos videos de dos pasillos contiguos, el primer video se obtiene con la cámara 1 y el segundo con la cámara 2. La persona ingresa, por el primer pasillo, la cual camina de frente a la cámara 1, mediante el algoritmo Viola Jones se identifica la etiqueta de la persona a través del rostro, para luego utilizar módulo DNN (Caffe) para detectar a la persona y segmentar el torso con el algoritmo MediaPipe, luego crear el descriptor de silueta del torso con LBPH y genera el modelo de silueta del torso de la persona, a través de SVM, con la ayuda del módulo de detección de objetos DNN permite eliminar los falsos positivos ocasionados en el caso de la identificación de la silueta corporal, ya que se utiliza modelos pre-entrenados probados y validados. Con la cámara 2, se prueba los modelos construidos, para ello se detecta la persona, se captura la silueta y se crea el descriptor de silueta que se ingresa al modelo

construido de silueta y se determina si es la misma persona que estuvo caminando en la cámara 1.

- Se optó por usar la metodología ágil SCRUM en el desarrollo del proyecto para tener una secuencia en las tareas por realizarse, donde se crearon 5 Historias de Usuario y 3 Sprint, el primer Sprint contiene la HU 1-2, el segundo Sprint contiene la HU 3-4 y el Sprint 3 contiene la HU 5, cada Sprint para ser finalizados se evaluaron con el fin de evitar problemas en el desarrollo del sistema y facilitando para las pruebas.
- Al momento de evaluar al sistema de Re-ID de personas se incluyó varias métricas de validación como la de Recall, Accuracy, Precisión y la Matriz de Confusión, donde los experimentos nos generó varios resultados de las 5 clases utilizadas (5 personas), cada uno con distintos rangos de predicción tanto para la Identificación facial y la Re-ID de personas mediante el torso de la silueta.
- Para trabajos futuros, de este proyecto se puede implementar el uso de GPU en los algoritmos de OpenCV con el fin de agilizar la ejecución del sistema, mejorando así rendimiento.

Bibliografía

Al-Tuwaijari, J. M., & Shaker, S. A. (2020). Face Detection System Based Viola-Jones Algorithm. *2020 6th International Engineering Conference "Sustainable Technology and Development" (IEC)*, 211-215.

<https://doi.org/10.1109/IEC49899.2020.9122927>

An, L., Kafai, M., Yang, S., & Bhanu, B. (2016). Person Reidentification With Reference Descriptor. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 26(4), 776-787.

<https://doi.org/10.1109/TCSVT.2015.2416561>

Angra, S., & Ahuja, S. (2017). Machine learning and its applications: A review. *2017 International Conference on Big Data Analytics and Computational Intelligence (ICBDAC)*, 57-60.

<https://doi.org/10.1109/ICBDACI.2017.8070809>

Bajwa, T. K., Garg, S., & Saurabh, K. (2016). GAIT analysis for identification by using SVM with K-NN and NN techniques. *2016 Fourth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC)*, 259-263. <https://doi.org/10.1109/PDGC.2016.7913155>

Basthomi, F. R., Nasikhin, K., Sa'adah, R. A., Prasetyo, D. D., Syai'in, M., Rinanto, N., Endrasmono, J., Indarti, R., Setiyoko, A. S., Sukoco, D., Herijono, B., & Soeprijanto, A. A. (2019). Implementation of RFID Attendance System with Face Detection using Validation Viola-Jones and Local Binary Pattern Histogram Method. *2019 International Symposium on Electronics and Smart Devices (ISESD)*, 1-6.

<https://doi.org/10.1109/ISESD.2019.8909430>

Bravo, C. J., Ramírez, P. E., Arenas, J., Bravo, C. J., Ramírez, P. E., & Arenas, J. (2018). Aceptación del Reconocimiento Facial Como Medida de Vigilancia y Seguridad: Un Estudio Empírico en Chile.

Información tecnológica, 29(2), 115-122. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642018000200115>

Cadavid, A. N. (2013). Revisión de metodologías ágiles para el desarrollo de software. *Prospectiva*, 11(2), 30. <https://doi.org/10.15665/rp.v11i2.36>

Císcar Blasco, F. (2021). *Sistema de reidentificación de personas*.

<http://rua.ua.es/dspace/handle/10045/115978>

Fei, L., Yajie, W., Hongkun, Q., & Linlin, W. (2014). Gender Identification Using SVM Based on Human Face Images. *2014 International Conference on Virtual Reality and Visualization*, 444-448.

<https://doi.org/10.1109/ICVRV.2014.77>

Franco, C., Ospina, C., Cuevas, E., & Capacho, D. (2017). RECONOCIMIENTO FACIAL BASADO EN EIGENFACES, LBHP Y FISHERFACES EN LA BEAGLEBOARD-xM. *REVISTA COLOMBIANA DE TECNOLOGIAS DE AVANZADA (RCTA)*, 2. <https://doi.org/10.24054/16927257.v26.n26.2015.2387>

Karis, M. S., Razif, N. R. A., Ali, N. M., Rosli, M. A., Aras, M. S. M., & Ghazaly, M. M. (2016). Local Binary Pattern (LBP) with application to variant object detection: A survey and method. *2016 IEEE 12th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA)*, 221-226.

<https://doi.org/10.1109/CSPA.2016.7515835>

Khan, M., Chakraborty, S., Astya, R., & Khepra, S. (2019). Face Detection and Recognition Using OpenCV. *2019 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS)*, 116-119.

<https://doi.org/10.1109/ICCCIS48478.2019.8974493>

Koga, Y., Yamazaki, Y., & Ichino, M. (2013). A study on the surveillance system using soft biometric information. *2013 IEEE 2nd Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, 262-266.

<https://doi.org/10.1109/GCCE.2013.6664819>

Kortli, Y., Jridi, M., Falou, A. A., & Atri, M. (2018). A novel face detection approach using local binary pattern histogram and support vector machine. *2018 International Conference on Advanced Systems and Electric Technologies (IC_ASET)*, 28-33. <https://doi.org/10.1109/ASET.2018.8379829>

LBPH algorithm for Face Recognition. (2019, octubre 13). OpenGenus IQ: Computing Expertise & Legacy. <https://iq.opengenus.org/lbph-algorithm-for-face-recognition/>

Li, S., Gao, C., Yu, H., & Zhang, J. (2016). Person re-identification via person DPM based partition. *2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 3856-3861. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2016.7900236>

Liu, T., & Stathaki, T. (2016). Fast head-shoulder proposal for deformable part model based pedestrian detection. *2016 IEEE International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, 457-461. <https://doi.org/10.1109/ICDSP.2016.7868599>

López Guevara, O. E. (2020). *Planteamiento de un algoritmo para la identificación de posibles delincuentes mediante reconocimiento facial en la Ciudad de Bogotá*. <http://repository.udistrital.edu.co/handle/11349/28210>

Marčetić, D., & Ribarić, S. (2016). Deformable part-based robust face detection under occlusion by using face decomposition into face components. *2016 39th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 1365-1370. <https://doi.org/10.1109/MIPRO.2016.7522352>

Mariño, S. I., & Alfonzo, P. L. (2014). *Implementación de SCRUM en el diseño del proyecto del Trabajo Final de Aplicación*. 19(4).

Merchán, F., Galeano, S., & Poveda, H. (2017). Mejoras en el Entrenamiento de Esquemas de Detección de Sonrisas Basados en AdaBoost. 2219-6714. <https://ridda2.utp.ac.pa/handle/123456789/1801>

Miranda, J., Legal-Ayala, H., Vazquez Noguera, J., & Gonzalez, L. (2018). *CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE NARANJAS POR TAMAÑO Y POR DEFECTOS UTILIZANDO TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA*.

<https://doi.org/10.13140/RG.2.2.15456.35845>

OpenCV DNN Module and Deep Learning (A Definitive guide). (2021, abril 12).

<https://learnopencv.com/deep-learning-with-opencvs-dnn-module-a-definitive-guide/>

Pedrero, V., Reynaldos-Grandón, K., Ureta-Achurra, J., Cortez-Pinto, E., Pedrero, V., Reynaldos-Grandón, K., Ureta-Achurra, J., & Cortez-Pinto, E. (2021). Generalidades del Machine Learning y su aplicación en la gestión sanitaria en Servicios de Urgencia. *Revista médica de Chile*, 149(2), 248-254.

<https://doi.org/10.4067/s0034-98872021000200248>

Ramos Alonso, J. A. (2016). *Generación de algoritmos para clasificación de obstáculos* [BachelorThesis].

<https://e-archivo.uc3m.es/handle/10016/26997>

Ruiz Marín, M., Rodríguez Uribe, J. C., & Olivares Morales, J. C. (2009). *Una mirada a la biometría*.

<https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/33315>

Sánchez, L. (2019, octubre 10). *Manual para el uso de los datos biométricos en los servicios financieros*.

<http://infotec.repositorioinstitucional.mx/jspui/handle/1027/329>

Saravanan, M., & Kowsalya, K. (2022). Real-Time Criminal Face Identification Based on Haar-Cascade and Lbph, with Automatic Message Delivery to Whatsapp. *2022 IEEE 2nd Mysore Sub Section International Conference (MysuruCon)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/MysuruCon55714.2022.9972360>

Selamat, M. H., & Md Rais, H. (2015). Image face recognition using Hybrid Multiclass SVM (HM-SVM). *2015 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications (IC3INA)*, 159-164.

<https://doi.org/10.1109/IC3INA.2015.7377765>

- Shin, T. (2020, mayo 20). *Comprensión de la Matriz de Confusión y Cómo Implementarla en Python*. DataSource.ai. <https://www.datasource.ai/es/data-science-articles/view-source:https://www.datasource.ai/es/data-science-articles/compression-de-la-matriz-de-confusion-y-como-implementarla-en-python>
- Soto Espinoza, J. J. (2018). *Desarrollo de un sistema embebido para detectar en tiempo real la presencia de personas en ambientes controlados* [BachelorThesis, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE. Carrera de Ingeniería en Electrónica y Telecomunicaciones.]. <http://repositorio.espe.edu.ec/jspui/handle/21000/14065>
- Wai, A. W. Y., Tahir, S. M., & Chang, Y. C. (2015). GPU acceleration of real time Viola-Jones face detection. *2015 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE)*, 183-188. <https://doi.org/10.1109/ICCSCE.2015.7482181>
- Weixing, L., Haijun, S., Feng, P., Qi, G., & Bin, Q. (2015). A fast pedestrian detection via modified HOG feature. *2015 34th Chinese Control Conference (CCC)*, 3870-3873. <https://doi.org/10.1109/ChiCC.2015.7260236>
- Ye, M., Shen, J., Lin, G., Xiang, T., Shao, L., & Hoi, S. C. H. (2022). Deep Learning for Person Re-Identification: A Survey and Outlook. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(6), 2872-2893. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3054775>
- Zafaruddin, G. M., & Fadewar, H. S. (2014). Face recognition: A holistic approach review. *2014 International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*, 175-178. <https://doi.org/10.1109/IC3I.2014.7019610>

Zheng, L., Shen, L., Tian, L., Wang, S., Wang, J., & Tian, Q. (2015). Scalable Person Re-identification: A Benchmark. *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 1116-1124.

<https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.133>

Zhou, Z., Ong, G. H. T., & Teoh, E. K. (2014). Soft-biometric detection based on supervised learning. *2014 13th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*, 234-238.

<https://doi.org/10.1109/ICARCV.2014.7064310>

Al-Tuwaijari, J. M., & Shaker, S. A. (2020). Face Detection System Based Viola-Jones Algorithm. *2020 6th International Engineering Conference "Sustainable Technology and Development" (IEC)*, 211-215.

<https://doi.org/10.1109/IEC49899.2020.9122927>

An, L., Kafai, M., Yang, S., & Bhanu, B. (2016). Person Reidentification With Reference Descriptor. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 26(4), 776-787.

<https://doi.org/10.1109/TCSVT.2015.2416561>

Angra, S., & Ahuja, S. (2017). Machine learning and its applications: A review. *2017 International Conference on Big Data Analytics and Computational Intelligence (ICBDAC)*, 57-60.

<https://doi.org/10.1109/ICBDACI.2017.8070809>

Bajwa, T. K., Garg, S., & Saurabh, K. (2016). GAIT analysis for identification by using SVM with K-NN and NN techniques. *2016 Fourth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC)*, 259-263. <https://doi.org/10.1109/PDGC.2016.7913155>

Basthomi, F. R., Nasikhin, K., Sa'adah, R. A., Prasetyo, D. D., Syai'in, M., Rinanto, N., Endrasmono, J.,

Indarti, R., Setiyoko, A. S., Sukoco, D., Herijono, B., & Soeprijanto, A. A. (2019). Implementation of RFID Attendance System with Face Detection using Validation Viola-Jones and Local Binary Pattern Histogram

Method. *2019 International Symposium on Electronics and Smart Devices (ISESD)*, 1-6.

<https://doi.org/10.1109/ISESD.2019.8909430>

Bravo, C. J., Ramírez, P. E., Arenas, J., Bravo, C. J., Ramírez, P. E., & Arenas, J. (2018). Aceptación del Reconocimiento Facial Como Medida de Vigilancia y Seguridad: Un Estudio Empírico en Chile.

Información tecnológica, 29(2), 115-122. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642018000200115>

Cadavid, A. N. (2013). Revisión de metodologías ágiles para el desarrollo de software. *Prospectiva*, 11(2), 30. <https://doi.org/10.15665/rp.v11i2.36>

Císcar Blasco, F. (2021). *Sistema de reidentificación de personas*.

<http://rua.ua.es/dspace/handle/10045/115978>

Fei, L., Yajie, W., Hongkun, Q., & Linlin, W. (2014). Gender Identification Using SVM Based on Human Face Images. *2014 International Conference on Virtual Reality and Visualization*, 444-448.

<https://doi.org/10.1109/ICVRV.2014.77>

Franco, C., Ospina, C., Cuevas, E., & Capacho, D. (2017). RECONOCIMIENTO FACIAL BASADO EN EIGENFACES, LBHP Y FISHERFACES EN LA BEAGLEBOARD-xM. *REVISTA COLOMBIANA DE TECNOLOGIAS DE AVANZADA (RCTA)*, 2. <https://doi.org/10.24054/16927257.v26.n26.2015.2387>

Karis, M. S., Razif, N. R. A., Ali, N. M., Rosli, M. A., Aras, M. S. M., & Ghazaly, M. M. (2016). Local Binary Pattern (LBP) with application to variant object detection: A survey and method. *2016 IEEE 12th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA)*, 221-226.

<https://doi.org/10.1109/CSPA.2016.7515835>

Khan, M., Chakraborty, S., Astya, R., & Khepra, S. (2019). Face Detection and Recognition Using OpenCV. *2019 International Conference on Computing, Communication, and Intelligent Systems (ICCCIS)*, 116-119.

<https://doi.org/10.1109/ICCCIS48478.2019.8974493>

Koga, Y., Yamazaki, Y., & Ichino, M. (2013). A study on the surveillance system using soft biometric information. *2013 IEEE 2nd Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, 262-266.

<https://doi.org/10.1109/GCCE.2013.6664819>

Kortli, Y., Jridi, M., Falou, A. A., & Atri, M. (2018). A novel face detection approach using local binary pattern histogram and support vector machine. *2018 International Conference on Advanced Systems and Electric Technologies (IC_ASET)*, 28-33. <https://doi.org/10.1109/ASET.2018.8379829>

LBPH algorithm for Face Recognition. (2019, octubre 13). OpenGenus IQ: Computing Expertise & Legacy.

<https://iq.opengenus.org/lbph-algorithm-for-face-recognition/>

Li, S., Gao, C., Yu, H., & Zhang, J. (2016). Person re-identification via person DPM based partition. *2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR)*, 3856-3861.

<https://doi.org/10.1109/ICPR.2016.7900236>

Liu, T., & Stathaki, T. (2016). Fast head-shoulder proposal for deformable part model based pedestrian detection. *2016 IEEE International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, 457-461.

<https://doi.org/10.1109/ICDSP.2016.7868599>

López Guevara, O. E. (2020). *Planteamiento de un algoritmo para la identificación de posibles delincuentes mediante reconocimiento facial en la Ciudad de Bogotá*.

<http://repository.udistrital.edu.co/handle/11349/28210>

Marčetić, D., & Ribarić, S. (2016). Deformable part-based robust face detection under occlusion by using face decomposition into face components. *2016 39th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 1365-1370.

<https://doi.org/10.1109/MIPRO.2016.7522352>

Mariño, S. I., & Alfonso, P. L. (2014). *Implementación de SCRUM en el diseño del proyecto del Trabajo Final de Aplicación*. 19(4).

Merchán, F., Galeano, S., & Poveda, H. (2017). Mejoras en el Entrenamiento de Esquemas de Detección de Sonrisas Basados en AdaBoost. 2219-6714. <https://ridda2.utp.ac.pa/handle/123456789/1801>

Miranda, J., Legal-Ayala, H., Vazquez Noguera, J., & Gonzalez, L. (2018). *CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE NARANJAS POR TAMAÑO Y POR DEFECTOS UTILIZANDO TÉCNICAS DE VISIÓN POR COMPUTADORA*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.15456.35845>

OpenCV DNN Module and Deep Learning (A Definitive guide). (2021, abril 12).

<https://learnopencv.com/deep-learning-with-opencvs-dnn-module-a-definitive-guide/>

Pedrero, V., Reynaldos-Grandón, K., Ureta-Achurra, J., Cortez-Pinto, E., Pedrero, V., Reynaldos-Grandón, K., Ureta-Achurra, J., & Cortez-Pinto, E. (2021). Generalidades del Machine Learning y su aplicación en la gestión sanitaria en Servicios de Urgencia. *Revista médica de Chile*, 149(2), 248-254.

<https://doi.org/10.4067/s0034-98872021000200248>

Ramos Alonso, J. A. (2016). *Generación de algoritmos para clasificación de obstáculos* [BachelorThesis].

<https://e-archivo.uc3m.es/handle/10016/26997>

Ruiz Marín, M., Rodríguez Uribe, J. C., & Olivares Morales, J. C. (2009). *Una mirada a la biometría*.

<https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/33315>

Sánchez, L. (2019, octubre 10). *Manual para el uso de los datos biométricos en los servicios financieros*.

<http://infotec.repositorioinstitucional.mx/jspui/handle/1027/329>

Saravanan, M., & Kowsalya, K. (2022). Real-Time Criminal Face Identification Based on Haar-Cascade and Lbph, with Automatic Message Delivery to Whatsapp. *2022 IEEE 2nd Mysore Sub Section International Conference (MysuruCon)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/MysuruCon55714.2022.9972360>

Selamat, M. H., & Md Rais, H. (2015). Image face recognition using Hybrid Multiclass SVM (HM-SVM). *2015 International Conference on Computer, Control, Informatics and its Applications (IC3INA)*, 159-164. <https://doi.org/10.1109/IC3INA.2015.7377765>

Shin, T. (2020, mayo 20). *Comprensión de la Matriz de Confusión y Cómo Implementarla en Python*. DataSource.ai. <https://www.datasource.ai/es/data-science-articles/view-source:https://www.datasource.ai/es/data-science-articles/compression-de-la-matriz-de-confusion-y-como-implementarla-en-python>

Soto Espinoza, J. J. (2018). *Desarrollo de un sistema embebido para detectar en tiempo real la presencia de personas en ambientes controlados* [BachelorThesis, Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE. Carrera de Ingeniería en Electrónica y Telecomunicaciones.]. <http://repositorio.espe.edu.ec/jspui/handle/21000/14065>

Wai, A. W. Y., Tahir, S. M., & Chang, Y. C. (2015). GPU acceleration of real time Viola-Jones face detection. *2015 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE)*, 183-188. <https://doi.org/10.1109/ICCSCE.2015.7482181>

Weixing, L., Haijun, S., Feng, P., Qi, G., & Bin, Q. (2015). A fast pedestrian detection via modified HOG feature. *2015 34th Chinese Control Conference (CCC)*, 3870-3873. <https://doi.org/10.1109/ChiCC.2015.7260236>

Ye, M., Shen, J., Lin, G., Xiang, T., Shao, L., & Hoi, S. C. H. (2022). Deep Learning for Person Re-Identification: A Survey and Outlook. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(6), 2872-2893. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3054775>

Zafaruddin, G. M., & Fadewar, H. S. (2014). Face recognition: A holistic approach review. *2014 International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*, 175-178.

<https://doi.org/10.1109/IC3I.2014.7019610>

Zheng, L., Shen, L., Tian, L., Wang, S., Wang, J., & Tian, Q. (2015). Scalable Person Re-identification: A Benchmark. *2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 1116-1124.

<https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.133>

Zhou, Z., Ong, G. H. T., & Teoh, E. K. (2014). Soft-biometric detection based on supervised learning. *2014 13th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*, 234-238.

<https://doi.org/10.1109/ICARCV.2014.7064310>

Anexos