



Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la textura de la vestimenta utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning.

Betancourt Rojas, Diego Fernando y Carrillo Sandoval, José Gabriel

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

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

Ing. Nancy Jacho Guanoluisa

Fecha 22/02/2023

Latacunga



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Certificación

Certifico que el trabajo de Unidad de Integración Curricular, "**Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la textura de la vestimenta utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning**" fue realizado por los señores **Betancourt Rojas, Diego Fernando y Carrillo Sandoval, José Gabriel**; el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además fue revisado en su totalidad por la herramienta de prevención y/o verificación de similitud de contenidos; razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Latacunga, 08 de febrero del 2023

Firma:

Ing. Nancy Del Pilar Jacho Guanoluisa.

C. C: 0501963086



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Responsabilidad de Autoría

Nosotros, **Betancourt Rojas, Diego Fernando** y **Carrillo Sandoval, José Gabriel** con cedula de ciudadanía N° **1150031852** y **0503648339**, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de Unidad de Integración Curricular: **Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la textura de la vestimenta utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning** es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos teóricos, científicos, técnicos, metodológicos y legales establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Latacunga, 08 de febrero del 2023

.....
Betancourt Rojas, Diego Fernando
C.C: 1150031852

.....
Carrillo Sandoval, José Gabriel
C.C: 0503648339



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Autorización de Publicación

Nosotros, **Betancourt Rojas, Diego Fernando y Carrillo Sandoval, José Gabriel** con cédulas de ciudadanía N° **1150031852** y **0503648339**, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de Unidad de Integración Curricular: "**Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la textura de la vestimenta utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning**" en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Latacunga, 08 de febrero del 2023

.....
Betancourt Rojas, Diego Fernando
C.C: 1150031852

.....
Carrillo Sandoval, José Gabriel
C.C: 0503648339

Dedicatoria

Dedico este trabajo a las personas que me han brindado a lo largo de mi vida todo el amor y apoyo: **Mi Familia**; ustedes son mi mundo, mi lugar seguro. Siempre han estado ahí para mí en los buenos y malos momentos, han sido mi fuente de inspiración y motivación para seguir adelante.

Papá Patricio, gracias por ser un modelo de fortaleza y sabiduría, por enseñarme la importancia de ser responsable y luchar por lo que quiero. Mamá Nelly, gracias por ser mi guía, mi amiga y confidente, por enseñarme a ser amable y compasivo. Dilan y Dai gracias por ser cómplices de aventuras y por llenar mi vida de felicidad y alegría.

Los amo profundamente y siempre llevaré en mi corazón los recuerdos de nuestra familia unida y feliz. Espero poder seguir contando con su amor y apoyo en el futuro.

A mis amigos y personas especiales, gracias por estar a mi lado y por brindarme su amistad incondicional, a través de las risas y lágrimas, hemos construido una amistad verdadera y sólida. Gracias por cada consejo, cada abrazo, cada palabra de aliento. Espero que nuestra amistad continúe creciendo y fortaleciéndose con los años.

Con amor y agradecimiento.

Diego Fernando Betancourt Rojas

Ecuador, febrero 2023

Dedicatoria

Dedico este trabajo a mis padres, Fabián y Ligia, quienes siempre han sido mi mayor inspiración y apoyo en la vida. Gracias por inculcarme valores sólidos y por brindarme su amor incondicional en cada paso que he dado. También quiero dedicar esta tesis a mis hermanos, quienes han sido una parte fundamental en mi formación. Su ayuda incondicional y su presencia en todo momento han sido una gran bendición en mi vida.

A mi enamorada, Joselyn, quien ha sido mi motivación y apoyo constante durante todo este proceso, quiero agradecerle por creer en mí y por su amor incondicional. Tu apoyo incondicional y tu compañía han sido fundamentales para lograr este sueño. Gracias por ser mi inspiración.

A todos mis amigos, gracias por su amistad y por estar presentes en mi vida. Sus risas, consejos y apoyo constante han sido una fuente de fortaleza y motivación. Sin ustedes, este logro no hubiera sido posible.

José Gabriel Carrillo Sandoval

Ecuador, febrero 2023

Agradecimiento

Mi agradecimiento a la Universidad de las Fuerzas Armadas (ESPE), por acogerme en sus aulas y darme la oportunidad de aprender cada día. A cada uno de los docentes que, con sabiduría, conocimiento y apoyo, motivaron a desarrollarme como persona y profesionalmente.

Al Dr. José Luis Carrillo y la Ing. Nancy Jacho, quienes con su experiencia, motivación, dedicación y apoyo me orientaron en la investigación, guiándome cada día a través de los altibajos de este proceso. Sin su ayuda, nunca habría llegado tan lejos.

Gracias por su paciencia y su tiempo, siempre dispuestos a responder a mis preguntas y aclarar mis dudas. Gracias por sus consejos sabios y su experiencia, que me permitieron enfocarme en lo esencial y evitar perderme en detalles irrelevantes.

José, has sido un compañero increíblemente colaborativo, solidario y comprometido, y has hecho que esta experiencia sea mucho más enriquecedora y gratificante de lo que habría sido de otra manera. Aprecio tu paciencia y tu disposición a trabajar juntos, incluso cuando nuestras ideas y opiniones diferían. Juntos hemos superado muchos obstáculos, me siento afortunado de haber tenido un compañero de tesis que siempre estuvo allí para apoyarme y animarme.

Diego Fernando Betancourt Rojas

Ecuador, febrero 2023

Agradecimiento

Quiero aprovechar este espacio para expresar mi gratitud a todas las personas que contribuyeron en la realización de este proyecto, pero en especial quiero reconocer y agradecer al PhD. José Luis Carrillo y a la Ing. Nancy Jacho por su invaluable ayuda en el desarrollo de esta investigación.

El PhD. José Luis Carrillo y la Ing. Nancy Jacho no solo brindó su experiencia y conocimientos en el campo de estudio, sino que también fue una fuente constante de motivación y apoyo durante todo el proceso. Sus valiosos comentarios y sugerencias, así como su dedicación en la revisión de cada uno de los capítulos de esta tesis, fueron fundamentales para la consolidación de las ideas presentadas.

Asimismo, agradezco a la institución educativa que me brindó la oportunidad de realizar esta investigación, así como a los miembros del comité evaluador que revisaron y aportaron sus valiosos comentarios.

También quiero agradecer a mis amigos y familiares, quienes me brindaron su apoyo emocional y paciencia durante los momentos difíciles, y a todos los participantes en la investigación, cuya colaboración fue esencial para el éxito de este proyecto.

Este logro no habría sido posible sin la colaboración de todas estas personas, por lo que les estoy profundamente agradecido.

José Gabriel Carrillo Sandoval

Ecuador, febrero 2023

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Carátula	1
Reporte de verificación de contenido.....	2
Certificación	3
Responsabilidad de Auditoría.....	4
Autorización de Publicación	5
Dedicatoria	6
Dedicatoria	7
Agradecimiento.....	8
Agradecimiento.....	9
Índice de contenidos	10
Índice de tablas	15
Índice de figuras	19
Resumen.....	22
Abstract	23
Capítulo I: Introducción.....	24
Propósito y contextualización del tema.....	25
Justificación	26
Objetivos.....	27
<i>Objetivo General.....</i>	27
<i>Objetivos Específicos</i>	27

	11
Metodología	27
Capítulo II: Fundamentación teórica	29
Características Biométricas y Soft-biométricas.....	29
<i>Biométricas</i>	29
<i>Soft-biométricas</i>	30
Visión por Computadora.....	31
<i>Viola-Jones</i>	32
<i>Haar Cascade</i>	34
<i>Local Binary Patterns (LBP)</i>	35
<i>Uniform Local Binary Patterns (LBP-U)</i>	37
<i>Local Binary Patterns Histogram (LBP-H)</i>	38
Machine Learning (Aprendizaje Automático)	39
<i>Support Vector Machines o Máquina de Vectores de Soporte (SVM)</i>	41
Capítulo III: Implementación del Sistema de Re-Identificación de personas.....	43
Marco teórico.....	43
Metodología	44
Métricas de evaluación	45
Análisis y Diseño del Sistema	47
<i>Análisis del sistema</i>	47
<i>Diseño del Sistema</i>	50
<i>Esquema del diseño de Re-Identificación de personas.</i>	52

<i>Herramientas de software para el desarrollo</i>	54
Implementación de Técnicas de Visión por Computadora y Algoritmos y/o	
Modelos de Machine Learning para la Re-Identificación de personas.....	55
Sprint 01: Creación del dataset que contendrá las características	
biométricas (rostro).....	56
<i>Historias de Usuario Detalladas.....</i>	57
<i>Sprint Backlog.....</i>	57
<i>Resultados del sprint.....</i>	58
Sprint 02: Desarrollo de un sistema de Re-ID de personas que realice la	
identificación del rostro.....	59
<i>Historias de Usuario Detalladas.....</i>	60
<i>Sprint Backlog.....</i>	61
<i>Resultados del sprint.....</i>	61
Sprint 03: Crear un dataset que abarque características soft-biométricas	
(textura).....	64
<i>Historias de Usuario Detalladas.....</i>	65
<i>Sprint Backlog.....</i>	65
<i>Resultados del sprint.....</i>	66
Sprint 04: Desarrollo del sistema de Re-Identificación de personas mediante	
características soft-biométricas (textura).....	67
<i>Historias de Usuario Detalladas.....</i>	68
<i>Sprint Backlog.....</i>	69

<i>Resultados del Sprint</i>	70
Sprint 05: Re-Identificación de personas mediante características soft-biométricas (textura) al pasar por la cámara II	74
<i>Historias de Usuario Detalladas</i>	74
<i>Sprint Backlog</i>	75
<i>Resultados del Sprint</i>	75
Capítulo IV: Validación del sistema	80
Marco de Evaluación	80
Definición y aplicación de métricas de evaluación	80
<i>Definición de métricas</i>	80
Aplicación de las métricas de evaluación	81
Pruebas del algoritmo de identificación facial	82
<i>Pruebas de identificación facial con la clase Alex</i>	82
<i>Pruebas de identificación facial con la clase Ángel</i>	85
<i>Pruebas de identificación facial con la clase Diego</i>	88
<i>Pruebas de identificación facial con la clase Flor</i>	91
Pruebas de identificación facial con la clase Jhon	93
Pruebas del algoritmo de Re-Identificación por textura	96
<i>Pruebas de identificación de textura con la clase Alex</i>	96
<i>Pruebas de identificación de textura con la clase Ángel</i>	99
<i>Pruebas de identificación textura con la clase Diego</i>	102
<i>Pruebas de identificación textura con la clase Flor</i>	105

<i>Pruebas de identificación textura con la clase Jhon.....</i>	108
Capítulo V Conclusiones.....	112
Conclusiones.....	112
Bibliografía.....	114
Anexos.....	121

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Matriz de confusión</i>	46
Tabla 2 <i>Roles Designados</i>	47
Tabla 3 <i>Historias de Usuario</i>	48
Tabla 4 <i>Product Backlog del Proyecto</i>	50
Tabla 5 <i>Herramientas de desarrollo</i>	55
Tabla 6 <i>Creación del dataset que contenga características biométricas (rostro)</i>	57
Tabla 7 <i>Sprint Backlog 01</i>	57
Tabla 8 <i>Crear un sistema para identificar el rostro de una persona.</i>	60
Tabla 9 <i>Sprint Backlog 02</i>	61
Tabla 10 <i>Resultados de las métricas de la clase Luis</i>	64
Tabla 11 <i>Crear un dataset que abarque características soft-biométricas (textura)</i>	65
Tabla 12 <i>Sprint Backlog 03</i>	65
Tabla 13 <i>Crear un sistema para identificar personas mediante la textura</i>	68
Tabla 14 <i>Sprint Backlog 04</i>	69
Tabla 15 <i>Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación de personas mediante identificación de la textura.</i>	73
Tabla 16 <i>Crear un sistema para identificar personas mediante la textura que pasa por la</i>	

<i>cámara II</i>	74
Tabla 17 Sprint Backlog 05.....	75
Tabla 18 <i>Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación de personas mediante identificación de la textura.</i>	78
Tabla 19 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Alex (video 1).</i>	82
Tabla 20 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Alex (video 2).</i>	82
Tabla 21 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Alex (video 3)</i>	83
Tabla 22 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial de la clase Alex.</i>	84
Tabla 23 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Alex</i>	84
Tabla 24 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Ángel (video 1).</i>	86
Tabla 25 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Ángel (video 2).</i>	86
Tabla 26 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Ángel (video 3).</i>	86
Tabla 27 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial de la clase Ángel.</i>	86
Tabla 28 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Ángel</i>	87
Tabla 29 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 1).</i>	88
Tabla 30 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 2).</i>	88
Tabla 31 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 3).</i>	89
Tabla 32 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial de la clase Diego.</i>	89
Tabla 33 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Diego</i>	89

Tabla 34 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 1)</i>	91
Tabla 35 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 2)</i>	91
Tabla 36 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 3)</i>	91
Tabla 37 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial de la clase Flor</i>	92
Tabla 38 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Flor</i>	92
Tabla 39 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 1)</i>	93
Tabla 40 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 2)</i>	93
Tabla 41 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 3)</i>	94
Tabla 42 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial de la clase Jhon</i>	94
Tabla 43 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Jhon</i>	95
Tabla 44 <i>Matriz de confusión de identificación textura de la clase Alex (video 1)</i>	96
Tabla 45 <i>Matriz de confusión de identificación textura de la clase Alex (video 2)</i>	96
Tabla 46 <i>Matriz de confusión de identificación de textura de la clase Alex (video 3)</i>	97
Tabla 47 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación de textura de la clase Alex</i>	97
Tabla 48 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Alex</i>	98
Tabla 49 <i>Matriz de confusión de identificación de textura de la clase Ángel (video 1)</i>	99
Tabla 50 <i>Matriz de confusión de identificación de textura de la clase Ángel (video 2)</i>	99
Tabla 51 <i>Matriz de confusión de identificación de textura de la clase Ángel (video 3)</i>	100

Tabla 52 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial de la clase Ángel.....</i>	100
Tabla 53 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Ángel.....</i>	101
Tabla 54 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 1).....</i>	102
Tabla 55 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 2).....</i>	102
Tabla 56 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 3).....</i>	103
Tabla 57 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial de la clase Diego.....</i>	103
Tabla 58 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Diego.....</i>	104
Tabla 59 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 1).....</i>	105
Tabla 60 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 2).....</i>	105
Tabla 61 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 3).....</i>	106
Tabla 62 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial de la clase Flor.....</i>	106
Tabla 63 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Flor.....</i>	107
Tabla 64 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 1).</i>	108
Tabla 65 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 2).</i>	108
Tabla 66 <i>Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 3).</i>	109
Tabla 67 <i>Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial de la clase Jhon.</i>	109
Tabla 68 <i>Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación de la clase Jhon.....</i>	109

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 <i>Identificación de rostros mediante el algoritmo de Viola Jones</i>	32
Figura 2 <i>Patrones aplicados al algoritmo Viola Jones tipo Haar</i>	33
Figura 3 <i>Identificación por medio del clasificador</i>	35
Figura 4 <i>Funcionamiento del algoritmo LBP</i>	36
Figura 5 <i>Comparaciones de pixeles con máscaras circulares LBPU</i>	37
Figura 6 <i>Procedimiento vecindad circular de LBPH en reconocimiento facial</i>	39
Figura 7 <i>Hiperplano de Máquina de Vectores de Soporte</i>	42
Figura 8 <i>Esquema de un sistema de Re-Identificación de personas</i>	43
Figura 9 <i>Esquema de trabajo de la metodología Scrum</i>	45
Figura 10 <i>Entorno circuito cerrado</i>	50
Figura 11 <i>Esquema del circuito cerrado de cámaras</i>	51
Figura 12 <i>Esquema de detección de característica biométrica (rostro)</i>	53
Figura 13 <i>Esquema de detección de característica soft-biométrica (textura)</i>	54
Figura 14 <i>Imágenes de las clases creadas en una carpeta de la obtención de rostros</i>	59
Figura 15 <i>Algoritmo de identificación de rostros, Viola Jones</i>	62
Figura 16 <i>Matriz de confusión (video 1) de la clase Luis</i>	63
Figura 17 <i>Imágenes de las clases creadas en una carpeta de la obtención de textura</i>	67
Figura 18 <i>Algoritmo de identificación de la textura</i>	71
Figura 19 <i>Matriz de confusión (video 2) de la clase Luis</i>	72

Figura 20 <i>Algoritmo de identificación de la textura en la cámara II.....</i>	77
Figura 21 <i>Matriz de confusión (video 1) de la clase Ana.</i>	78
Figura 22 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Alex en la primera cámara.....</i>	85
Figura 23 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Ángel en la primera cámara.....</i>	88
Figura 24 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Diego en la primera cámara.</i>	90
Figura 25 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Flor en la primera cámara.....</i>	93
Figura 26 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Jhon en la primera cámara.....</i>	95
Figura 27 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Alex en la primera cámara.....</i>	98
Figura 28 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Alex en la segunda cámara.</i>	99
Figura 29 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Ángel en la primera cámara.....</i>	101
Figura 30 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Ángel en la segunda cámara.</i>	102
Figura 31 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Diego en la primera cámara.</i>	104

Figura 32 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Diego en la segunda cámara.....</i>	105
Figura 33 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Flor en la primera cámara.</i>	107
Figura 34 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Flor en la segunda cámara.....</i>	108
Figura 35 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Jhon en la primera cámara.....</i>	110
Figura 36 <i>Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Jhon en la segunda cámara.</i>	111

Resumen

Actualmente los sistemas de Video Vigilancia han tomado fuerza, el uso de Re-Identificación de personas ha sido un gran avance en este campo, el cual permite identificar a un individuo a partir de diferentes ángulos y en distintos momentos. Esta técnica utiliza una combinación de software y hardware para analizar imágenes capturadas por cámaras de vigilancia y compararlas con una base de datos previamente establecida para identificar a una persona. La Re-Identificación de personas es una herramienta esencial en la seguridad y el control de acceso en instalaciones, edificios y eventos públicos. Al utilizar una combinación de reconocimiento facial, reconocimiento de características corporales y reconocimiento de patrones, la Re-Identificación de personas puede identificar a un individuo con un alto grado de precisión con el uso de técnicas de Visión por Computadora y algoritmos y/o modelos de Machine Learning, los cuales fueron aplicados para este proyecto, creando así un sistema de Re-Identificación de personas funcional y obteniendo buenos resultados de reconocimiento, dentro del rango aceptable de la revisión de la literatura realizada.

Palabras clave: Video Vigilancia, Re-Identificación, Visión por Computadora, Machine Learning, características.

Abstract

Currently, video surveillance systems have gained strength, the use of Person Re-Identification has been a major breakthrough in this field, which allows the identification of an individual from different angles and at different times. This technique uses a combination of software and hardware to analyze images captured by surveillance cameras and compare them with a previously established database to identify a person. Person Re-identification is an essential tool in security and access control in facilities, buildings and public events. By using a combination of facial recognition, body feature recognition and pattern recognition, person re-identification can identify an individual with a high degree of accuracy with the use of computer vision techniques and Machine Learning algorithms and/or models, which were applied for this project, thus creating a functional person re-identification system and obtaining good recognition results, within the acceptable range of the performed literature review.

Key words: Video Surveillance, Re-Identification, Computer Vision, Machine Learning, features.

Capítulo I

Introducción

En los últimos años, el uso de cámaras de video se ha popularizado, debido a que se puede extraer información relevante que poseen un amplio campo de aplicación en la videovigilancia (Kim, Joung, et al, 2019). En la actualidad, los sistemas de videovigilancia cumplen un rol importantísimo, cuyo objetivo es garantizar la seguridad de personas y/u objetos, tanto en espacios públicos: parques, plazas o paradas de buses; así como, en espacios privados: zonas residenciales o empresas.

Los sistemas de videovigilancia están formados por un circuito cerrado de cámaras, que incluye un conjunto de cámaras, una sala de control y varios monitores de vídeo donde reproducen lo captado por las cámaras. Existen dos tipos de sistemas de videovigilancia, los tradicionales y los inteligentes. Los primeros se basan en control y monitoreo de los contenidos de las cámaras por agentes de seguridad; los segundos se basan en técnicas de Inteligencia Artificial para automatizar el control y monitoreo de cámaras.

La Re-Identificación de personas (Re-ID) es la base de los sistemas de videovigilancia, la cual consiste en identificar a una persona desde diferentes puntos de vista y en diferentes lugares o momentos, en una secuencia de imágenes y/o video. Lo que permite establecer una relación entre las personas identificadas y sus imágenes a lo largo de la secuencia.

En la actualidad, la Re-ID ha llamado la atención debido a sus múltiples aplicaciones, convirtiéndose en el proceso central del análisis de videos, reconocimiento de escenas, detección de comportamientos sospechosos, entre otras (Kim, et al, 2019).

En forma general, el proceso para el desarrollo de sistemas de Re-Identificación de personas se basa en la detección de personas, la extracción de características y la identificación de la persona, para ello se utilizan técnicas de Visión por computadora (VC) y

modelos y/o algoritmos de Machine Learning (ML), cuyo fin es alcanzar una mayor precisión en la Re-ID.

Propósito y contextualización del tema

El presente trabajo de investigación tiene como finalidad implementar un modelo de Re-ID con el uso de características biométricas, como las faciales y características soft-biométricas como la textura de la vestimenta para identificar y distinguir de mejor manera a una persona de la otra, en un circuito cerrado de cámaras, pero de diferentes puntos de vista.

La Re-Identificación de personas (Re-ID) es un tema relevante por la amplia gama de aplicaciones y por la complejidad que presenta, mostrando un reto en su aplicación por medio de procesos de Machine Learning y técnicas de visión por computadora para la identificación de las características biométricas y soft-biométricas.

La Re-Identificación de personas definida como la identificación de un individuo que ha sido previamente observado en un circuito cerrado de cámaras, ha llamado la atención de la comunidad científica (Zheng, 2016). En general, el proceso de desarrollo de un sistema de Re-ID consiste en 3 etapas, 1) la detección y segmentación de la persona utilizado para identificar zonas de interés en una imagen, personas; 2) la extracción de características (ML) o extracción de descriptores (VC), se encarga de extraer la información de interés de una persona.; y, 3) la identificación de personas, encargada de distinguir la identidad de una persona.

La Re-ID se basa en primer lugar en obtener un grupo de atributos para cada persona detectada, los cuales pueden ser de diferentes tipos: las biométricas como el rostro, las soft-biométricas como la silueta corporal, el ratio de aspecto, la textura y/o color de la vestimenta), estas últimas, características por sí solas carecen de un alto poder discriminatorio, por lo tanto, se requiere la obtención de todas descripciones externas de la persona.

En general, las características muchas de las veces no son suficientes para diferenciar a un individuo de otro cuando se las utiliza de forma separada. Estas características permiten definir un identificador a cada persona (ID). Es así como la Re-ID consiste en comparar ese identificador, para diferentes poses mediante medidas de similitud y las diferentes características que presenta.

Por lo que, el proceso de Re-ID presenta algunas dificultades a la hora de identificar características biométricas y soft-biométricas, debido a los posibles cambios en la baja resolución de las imágenes captadas, los cambios de la iluminación, la postura de las personas, las oclusiones, etc. (Layne et al., 2012).

Justificación

En la actualidad los sistemas de Videovigilancia han cobrado mucho interés y por ende han tenido un gran desarrollo, debido a la creciente importancia de la sociedad en garantizar la seguridad de las personas, tanto en espacios públicos y privados. Gracias al desarrollo de los sistemas de Videovigilancia surgieron nuevas modelos y/o técnicas que ayudan a mejorar su eficiencia.

Uno de estos modelos es la Re-Identificación de personas (Re-ID). La Re-ID consiste en detectar e identificar a todas las personas que aparezcan en un video y establecer una relación entre ellas y sus imágenes a lo largo del video, para dar seguimiento y mantener sus identidades.

Este proyecto se desarrolla con la finalidad de identificar a las personas que acceden al interior de las instalaciones de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE Sede Latacunga, mediante la implementación de un sistema de Re-ID, el mismo que servirá como base para futuros proyectos enmarcados en el campo de la seguridad.

Objetivos

Objetivo General

Desarrollar un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas de textura en la vestimenta, utilizando algoritmos de visión por computadora y Machine Learning.

Objetivos Específicos

- Estudiar el estado del arte sobre métodos y técnicas para la Re-Identificación de personas a través de características faciales y soft-biométricas en la textura de la vestimenta.
- Implementar un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas de textura en la vestimenta, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y/o Machine Learning.
- Validar los resultados, analizar errores y ajustar los modelos del sistema de videovigilancia.
- Documentar la tesina de grado para evidenciar el proceso realizado en el sistema de Re-ID

Metodología

En la presente investigación se utiliza un procedimiento sistemático con un componente empírico, el cual permitirá recabar información de relevancia relacionada con el estado del arte, el mismo que sustentará al proyecto, lo que permitirá la implementación del programa propuesto.

En primer lugar, se realizará un estudio sobre lo que es la Re-Identificación de personas en la video vigilancia, a través del uso de características biométricas y soft-biométricas, es decir, características faciales y de textura de la ropa respectivamente; aplicando técnicas de

visión por computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning. Esta información será extraída de publicaciones de artículos científicos, libros y fuentes bibliográficas confiables para una correcta fundamentación teórica.

Una vez concluido el estudio se seleccionará datasets y las técnicas computacionales avanzadas para implementar el modelo de Re-ID. Los datasets se obtendrán de repositorios digitales y la construcción de uno propio, el cual contendrá videos de personas, en un circuito cerrado de cámaras, datasets que servirán como entrada al modelo para su entrenamiento, así como para validar la funcionalidad de este. En cuanto a los sistemas avanzados se utilizará el algoritmo Viola Jones para identificar rostros y los descriptores de textura LBP y sus variaciones, así como el clasificador SVM de Machine Learning para la Re-ID de personas.

Cuando el programa se encuentre finalmente desarrollado, se lo implementará en un circuito cerrado de cámaras que nos permitirá comprobar si las técnicas, modelos y/o algoritmos aplicados funcionen correctamente.

Finalmente, los modelos que han sido implementados se los evaluarán mediante el uso de las características biométricas y soft-biométricas con la finalidad de obtener un análisis de las predicciones realizadas, teniendo en cuenta el rostro como principal elemento para la Re-Identificación y/o utilizando la característica de textura de la vestimenta para identificarla cuando a la persona no se le ve la cara. Para medir el rendimiento del sistema Re-ID de personas se utiliza un nuevo conjunto de datos, en donde, se medirá la efectividad de los modelos implementados en un entorno controlado.

Capítulo II

Fundamentación teórica

La Re-ID de personas es el proceso de identificar a una persona en diferentes momentos o en diferentes ubicaciones utilizando imágenes o videos. Este tipo de sistemas utilizan características biométricas (rostro, forma de caminar, ADN, huella digital, el ADN, el tono de voz, etc.) y/o soft-biométricas (silueta corporal, alto y ancho, pelo, color y textura de la ropa, etc.) para la identificación de personas. De las imágenes capturadas por el sistema se extraen estas características (conocidas como descriptores) aplicando técnicas de Visión por Computador, y con el uso de modelos y/o algoritmos de Machine Learning (conocidos como clasificadores) permiten clasificar si es una determinada persona u otra. En este capítulo se define, conceptualiza y caracteriza todos los elementos que interviene en el proceso de Re-Identificación de personas (Gómez, 2019).

Características Biométricas y Soft-biométricas

Las personas son identificadas por los rasgos que son distintivos de cada uno, tales como los rasgos faciales, huellas dactilares, el iris, la textura del cuerpo humano, la silueta de la persona, su forma de caminar etc., por lo que estas se pueden clasificar en características biométrica y soft-biométricas.

Biométricas

Las características biométricas son rasgos físicos o comportamentales únicos de un individuo que se pueden utilizar para identificarlo de manera confiable. Algunas de las características biométricas más comunes que se utilizan en el reconocimiento de personas se describen a continuación:

- **Huellas dactilares:** Las huellas dactilares son patrones únicos que se encuentran en la punta de los dedos y que se pueden utilizar para identificar a una persona.

- **Patrones de iris:** Los patrones de iris son únicos para cada persona y se pueden utilizar para identificarla mediante la lectura de la estructura de los vasos sanguíneos del iris.
- **Rostro:** El reconocimiento facial utiliza características únicas del rostro, como la distancia entre los ojos, la forma de la nariz y la distancia entre la boca y la nariz, para identificar a una persona.
- **Voz:** El tono, el ritmo y el timbre de la voz son únicos para cada persona y se pueden utilizar para identificarla mediante el análisis de la frecuencia y el patrón de ondas sonoras de su voz.
- **Firma:** La firma es una característica biométrica que se puede utilizar para verificar la identidad de una persona. La firma se puede comparar con una muestra de referencia para verificar su autenticidad. (Serratos, 2008).

La Re-ID de personas, que es una de las características biométricas más comúnmente utilizada en este tipo de sistemas, porque permite comparar imágenes o secuencia de imágenes capturadas en diferentes momentos y en diferentes lugares para determinar si se trata de la misma persona. Un sistema de reconocimiento facial (o rostro) se basa en la comparación de características únicas del rostro de una persona, como son: la distancia entre los ojos, la forma de la nariz y la distancia entre la boca y la nariz, etc. (Mendoza Arteaga et al., 2016).

Soft-biométricas

Las características soft-biométricas son aquellas que hacen referencia a rasgos propios de la apariencia física y/o cualidades externas y/o características complementarias de una persona. Dentro de estas características está la silueta corporal, el color y forma de cabello, el color de piel, el alto y ancho, el género y la textura y color de la ropa, siendo estas últimas complementarias (Moctezuma, 2016).

Estas características son comúnmente utilizadas en un sistema de Re-ID, como un medio alternativo, para identificar a una persona, cuando la persona se encuentra a una distancia o simplemente no se le ve el rostro. La integración de características como: la silueta corporal, la textura y color de la vestimenta podrían de mejor manera distinguir a individuos unos de otros. En este trabajo de investigación se utiliza la característica textura de la vestimenta para Re-ID a un determinado individuo, en distintos momentos y lugares (An et al., 2013).

Visión por Computadora

La Visión por Computadora es uno de los campos de la inteligencia artificial que entrena y permite a las computadoras comprender el mundo visual. Las computadoras pueden usar imágenes digitales y modelos de Machine y Deep Learning para identificar y clasificar objetos con precisión. La Visión por Computadora utiliza técnicas que permiten procesar y analizar imágenes, así como también, para extraer características, conocidas como descriptores, los cuales permitan distinguir un objeto (Alosno & Jara, 2016).

Shapiro (2001) plantea que el análisis de las imágenes pasa por cinco etapas para que el margen de error en su precisión sea mínimo: 1) Adquisición de las imágenes que puede ser una imagen, foto, radiografía, etc., 2) Procesamiento de imágenes donde se aplica filtros para que la imagen sea lo más nítida posible, 3) la segmentación que marca el objeto de estudio en la imagen, 4) la medición donde se extraen la mayor cantidad de características posibles de la imagen y, 5) la interpretación, que clasifica las imágenes según las mediciones obtenidas con anterioridad, esto para tener un mejor rendimiento del descriptor.

Cabe notar, que las técnicas de Visión por Computadora son propensas a fallas por el hecho de que una si existen distorsiones en la secuencia de las imágenes, puede afectar el reconocimiento del modelo. (Szeliski, 2010).

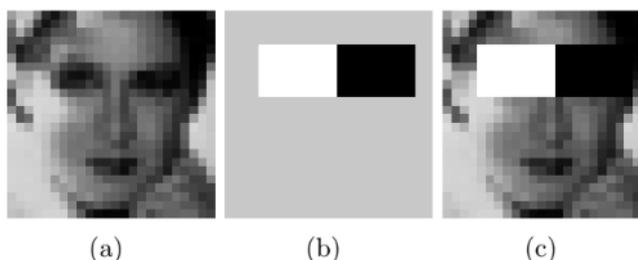
En el proyecto, se implementa un sistema de Re-Identificación de personas basado en las características biométricas: el rostro y soft-biométrica: la textura de la vestimenta de una persona. En primer lugar, para identificar el rostro se utiliza el algoritmo Viola Jones apoyado con el algoritmo de Haar Cascad, por otro lado, para la textura se usa el algoritmo de codificación LBPH (que es una variación de LBP), el cual es un algoritmo que realiza un recuento de características binarias (codificación binaria) (Roy & Marcel, 2019) para describir una imagen, así como también se hace uso de algoritmo LBPU, que permite reducir los parámetros de codificación de LBP (Surakarin & Chongstitvatana, 2015), para obtener una mejor clasificación de las características soft-biométricas.

Viola-Jones

El algoritmo Viola-Jones es una técnica de aprendizaje automático para la detección de objetos propuesta en 2001 por Paul Viola & Michael Jones, en su artículo "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features" (Viola & Jones, 2001). Este algoritmo fue concebido principalmente para la detección de rostros. En la figura 1 se evidencia el uso de Viola Jones, en el literal a) se muestra la imagen de entrada la cual se pinta en gris para resaltar mejor el soporte del patrón, después en el literal b) Haar asigna un kernel por cada rasgo del rostro en este caso los ojos, y por último el literal c) los pixeles en blanco y negro se usan para calcular características específicas en cada una de las zonas tratadas o delimitadas (Dabhi & Pancholi, 2013).

Figura 1

Identificación de rostros mediante el algoritmo de Viola Jones.



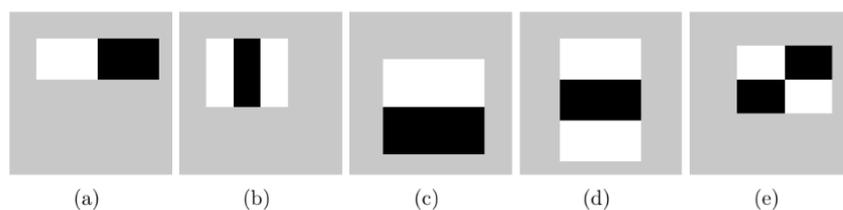
Nota. Recuperado de An Analysis of the Viola-Jones Face Detection Algorithm (Dabhi & Pancholi, 2013).

Dada una imagen en escala de grises, el algoritmo analiza muchas ventanas de diferentes tamaños y posiciones e intenta detectar el objeto, buscando características específicas de la imagen en cada ventana, el algoritmo de Viola-Jones se basa en cuatro ideas principales: Características tipo Haar, imágenes integrales para acelerar el cálculo de las características, aprendizaje AdaBoost para la selección de características y cascada de clasificadores para rechazar rápidamente las ventanas sin rostros (Vikram y Padmavathi, 2017). Las ventanas de uso aplicadas al algoritmo de Viola Jones se aplican con Haar Cascade para el mejor uso de este, estos patrones se pueden ver en la figura 2 donde:

- a) Kernel para la detección de los ojos.
- b) Kernel para la detección de nariz.
- c) Kernel para la detección del mentón.
- d) Kernel para la detección de la boca.
- e) Kernel para la detección de los límites faciales (Dabhi & Pancholi, 2013).

Figura 2

Patrones aplicados al algoritmo Viola Jones tipo Haar.



Nota. Recuperado de An Analysis of the Viola-Jones Face Detection Algorithm (Dabhi & Pancholi, 2013).

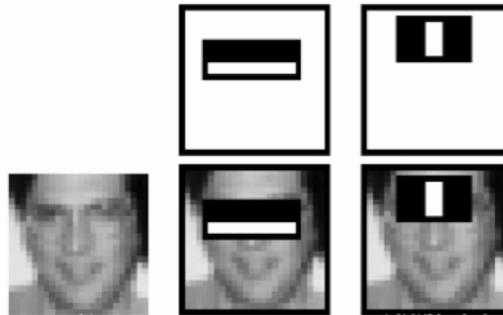
Haar Cascade

Haar Cascade es un algoritmo de detección aplicado comúnmente al reconocimiento facial, este método fue propuesto por Paul Viola & Michael Jones, en un artículo que proponía un sistema de detección rápida de objetos en el año 2001. Este algoritmo permite que la Re-ID de personas sea más acertada, gracias a que es independiente de su escala de imagen y ubicación en tiempo real, además, el algoritmo puede detectar múltiples objetivos a la vez (Padilla et al., 2012).

La obtención completa de los rasgos del rostro con Haar Cascade se realiza mediante el entrenamiento continuo del modelo, el uso de frames en secuencia ayuda mucho con la detección buscando siempre obtener imágenes positivas (imágenes que contengan un rostro), separándolas de las imágenes negativas (imágenes sin rostro) (Goel & Agarwal, 2012). En la Figura 3 se muestra una parte de como Haar Cascade identifica el rostro de una persona, este algoritmo hace un reconocimiento de líneas de contorno permitiendo que detecte características clave de un rostro, una vez lo detecte, secciona la imagen en subregiones para así proceder a usar patrones básicos de detección (kernel's), como se muestra en la segunda imagen para la detección de los ojos y tercera imagen para la detección de la nariz, estas características son necesarias para que el algoritmo pueda construir un modelo único para cada persona, donde recorren la imagen para realizar la suma de los pixeles procedentes de la sección bajo la capa blanca y negra de los recuadros, una vez finalizado, obtienen porcentajes de similitud con características necesarias para identificar que son rasgos faciales (Sharifara, et al., 2014).

Figura 3

Identificación por medio del clasificador.



Nota. Recuperado de *Evaluation of Haar Cascade Classifiers Designed for Face Detection* (Padilla et al., 2012).

Local Binary Patterns (LBP)

Una de las técnicas más aplicadas para describir la textura de un objeto, es el descriptor Local Binary Pattern (LBP), el cual es un método no paramétrico que compara cada píxel con sus vecinos más cercanos en una imagen. LBP se ha utilizado en una variedad de aplicaciones, incluyendo la detección de rostros, la clasificación de imágenes, la descripción de texturas, entre otras.

El código LBP trabaja obteniendo las características de la imagen donde se encuentre las zonas de textura del objetivo a identificar, luego, el descriptor extrae la mayor cantidad de características texturales (en este caso de la ropa), En la figura 4 se muestra el proceso que sigue LBP:

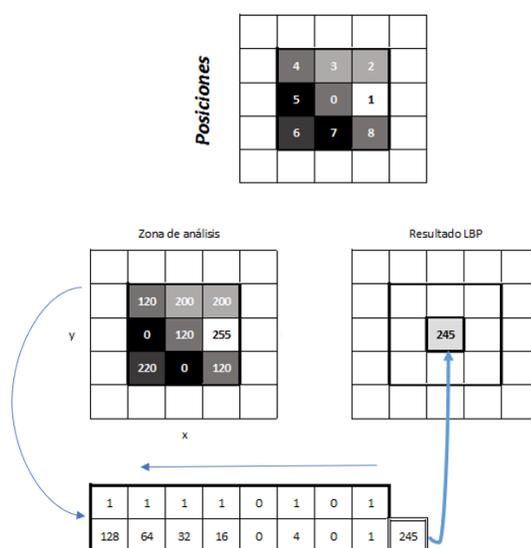
1. En la imagen superior convierte la imagen en escala de grises y secciona el pixel enumerándolo desde la posición central que va a servir como eje de análisis y continuando a la derecha en contra de las manecillas del reloj.
2. Luego en la zona de análisis se centra en el pixel vecino, cuando este tenga un valor igual o mayor al píxel central, se le asigna el valor de '1' al bit de posición y caso contrario se

le asignará un valor de '0' hasta completar la comparación con los 8 píxeles contiguos que formará un número binario como se muestra en la imagen inferior de la figura 4.

- Finalmente, el número binario obtenido es '11110101' que transformándolo a decimal tendría un valor de '245' que pertenece al nuevo valor de intensidad de la imagen LBP y se lo coloca como pixel central (como se muestra en la imagen de Resultado de LBP).

Figura 4

Funcionamiento del algoritmo LBP.



Nota. Recuperado de *LBP y ULBP – Local Binary Patterns y Uniform Local Binary Patterns* (Troya Sherdek, 2016).

Existen algunas variaciones del algoritmo, Local Binary Patterns, que mejoran su rendimiento en distintas aplicaciones o solucionan algunas de sus limitaciones, como: Uniform Local Binary Patterns (LBP-U) (Sutherland et al., 2006) y Local Binary Patterns Histogram (LBP-H) (Roy & Marcel, 2019).

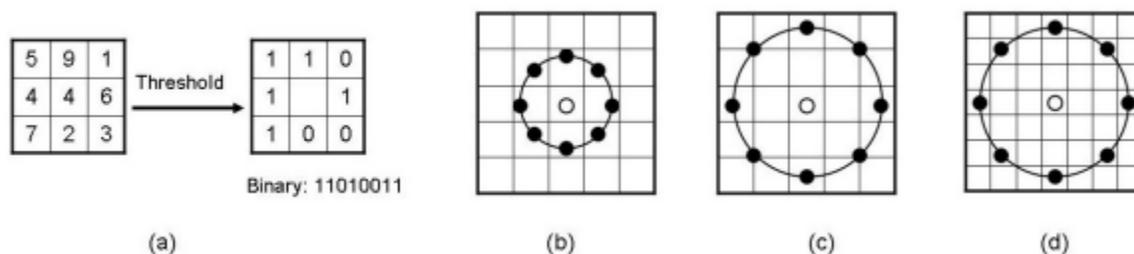
Uniform Local Binary Patterns (LBP-U)

LBP-U (Local Binary Patterns Uniforme) es una variación del algoritmo Local Binary Patterns (LBP) que se utiliza para describir la textura de una imagen, que a diferencia del algoritmo LBP tradicional, LBP-U usa el número de transiciones de 0 a 1 en el patrón LBP a un máximo de dos, como medio para reducir la dimensionalidad del código LBP y mejorar su rendimiento en tareas de clasificación (Sutherland et al., 2006).

En el algoritmo LBP-U, se debe determinar el tamaño de la vecindad para calcular el patrón LBP-U para así recorrer cada píxel de la imagen y comparar su valor con el de sus vecinos más cercanos. En la figura 5 se muestra el funcionamiento, primero a) se ilustra las etiquetas del histograma de LBP básico, si el valor del vecino es mayor o igual al del píxel central, se debe asignar un valor de 1 en el patrón binario, de lo contrario se asignará un valor de 0, luego de ello el literal b) se muestra la primera vecindad circular, calculando el valor de los píxeles cercanos así con cada iteración que sigue como en el literal c y d, al aplicar los patrones uniformes esto puede reducir la longitud del vector de características, además, se obtiene una invarianza de la rotación y se asigna valores separados por cada uno de los vecinos, promediando los puntos de muestro antes de transformarlos a binarios, para luego de ello modificar el vector vecino para reducir el ruido.

Figura 5

Comparaciones de píxeles con máscaras circulares LBP-U.



Nota. Recuperado de *Multi-view Gender Classification Using Local Binary Patterns and Support Vector Machines* (Lian & Lu, 2013).

Local Binary Patterns Histogram (LBP-H)

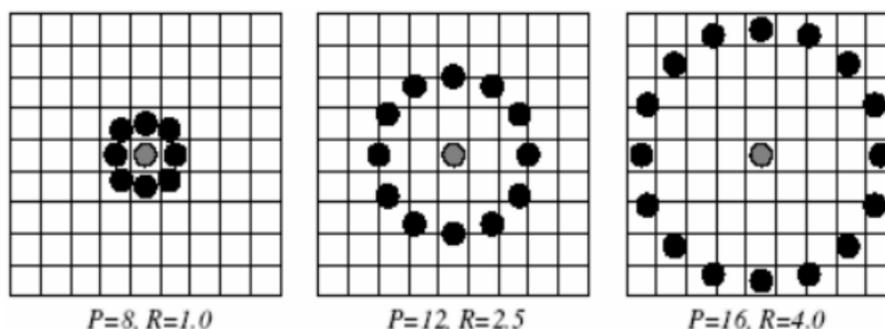
LBPH es un algoritmo derivado de la fusión de LBP con histogramas, que obtienen características biométricas y soft-biométricas haciendo uso de operadores binarios locales, los cuales obtienen parámetros de radios, los vecinos y las cuadrículas de X y Y. Este algoritmo toma los datos del dataset, los separa en cada una de las imágenes para agregarle un identificador único que genera un reconocimiento de la característica deseada (en este caso la textura de la ropa), aquí es donde se combina la variante LBP-U, que usa el número de transiciones de 0 y 1 requeridas para la reducción del ruido de la imagen.

Una vez obtiene el identificador el histograma divide al individuo en niveles. Nivel de píxel que son las etiquetas que se combinan en áreas pequeñas y a nivel regional que el histograma crea una descripción general del individuo (Roy & Marcel, 2019). En la figura 6, se demuestra lo que es vecindad circular, obteniendo la codificación del algoritmo:

- Primero se verifica si el valor del vecino es mayor o igual que el píxel central.
- Estableciéndose como 1, caso contrario, sería 0
- Utilizando este método se obtiene un total de n valores binarios de los n píxeles vecinos que existan
- Una vez obtenido el número binario de bits, se tiene que traducir a un número decimal que se va a denominar el valor LBP para la codificación, y este oscila entre el 0-255.

Figura 6

Procedimiento vecindad circular de LBPH en reconocimiento facial.



Nota. Recuperado de *LBPH based improved face recognition at low resolution* (Ahmed et al., 2018).

La aplicación de este algoritmo en nuestro sistema de Re-Identificación de personas, es la capacidad de tener una mejor obtención de las características biométricas (detección facial), así como las soft-biométricas (textura de la vestimenta). En general para implementar el sistema de Re-Identificación de personas, cuando el rostro de una persona esta oculto, se va a usar la característica soft-biométrica textura de la vestimenta, para ello se calcula el descriptor histograma de textura mediante el algoritmo LBP-H.

Machine Learning (Aprendizaje Automático)

El aprendizaje automático o Machine Learning (ML) es una rama de la informática que se ocupa de la creación de sistemas que pueden aprender y mejorar sus habilidades a partir de la experiencia, sin ser explícitamente programados. En lugar de depender de instrucciones específicas, estos sistemas pueden "aprender" a partir de datos y hacer predicciones o tomar decisiones basándose en patrones encontrados en esos datos. Machine Learning es utilizado en una amplia variedad de aplicaciones, desde la detección de spam en el correo electrónico hasta la conducción autónoma de vehículos. Los sistemas de aprendizaje automático se

utilizan también en la investigación médica para analizar grandes conjuntos de datos y hacer predicciones sobre enfermedades y tratamientos.

Machine Learning en general se divide en dos tipos de aprendizaje: el aprendizaje supervisado y el aprendizaje no supervisado. El aprendizaje supervisado entrena al algoritmo a partir de datos que ya vienen etiquetados con la respuesta correcta. Cuanto mayor es el conjunto de datos, el algoritmo puede aprender mucho mejor sobre un tema en específico. Una vez concluido el entrenamiento, se le brindan nuevos datos, ya sin las etiquetas de las respuestas correctas, y el algoritmo de aprendizaje utiliza la experiencia pasada que adquirió durante la etapa de entrenamiento para predecir un resultado. Esto es similar al método de aprendizaje que se utiliza en las escuelas, donde se nos enseñan problemas y las formas de resolverlos, para que luego podamos aplicar los mismos métodos en situaciones similares (López & Fernández, 2008). Por otro lado, en el aprendizaje no supervisado se entrena al algoritmo con una base de datos sin etiqueta, y no se le dice que representan los datos. La idea es que el algoritmo pueda encontrar por sí solo patrones que ayuden a entender el conjunto de datos. El aprendizaje no supervisado es similar al método que utilizamos para aprender a hablar cuando somos bebés, en un principio escuchamos hablar a nuestros padres y no entendemos nada; pero a medida que vamos escuchando miles de conversaciones, nuestro cerebro comenzará a formar un modelo sobre cómo funciona el lenguaje y comenzaremos a reconocer patrones y a esperar ciertos sonidos. Existen varios modelos y/o algoritmos de aprendizaje supervisado, los más utilizados son los siguientes: Random Forest, SVM (Máquinas de Vectores de Soporte), CNN (Red Neuronal Convolucional), Three Decision, Naïve Bayes, etc. En lo que se refiere al aprendizaje no supervisado se tiene a K-means, PCA (Análisis de Componentes Principales), Clustering, Autoencoder, etc. Todos estos modelos y/o algoritmos dependen de la actividad o tarea a predecir.

En este trabajo de investigación se utiliza el modelo de aprendizaje supervisado Support Vector Machine (SVM) debido a que este modelo permite el procesamiento de imágenes y la clasificación de objetos (personas).

Support Vector Machines o Máquina de Vectores de Soporte (SVM)

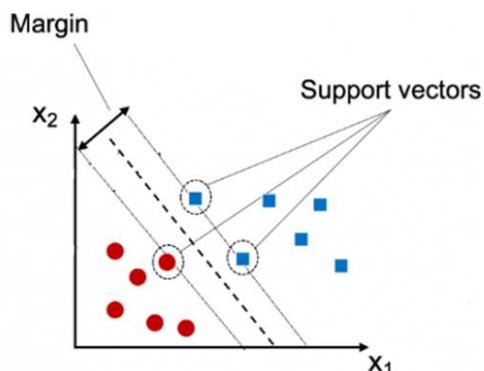
SVM es una técnica de aprendizaje automático supervisado que se aplica a una variedad de problemas de clasificación y predicción, como el procesamiento de señales, el análisis del lenguaje natural y las aplicaciones médicas y de reconocimiento en la detección de imágenes.

El objetivo del modelo SVM es definir un hiperplano que separe de manera óptima distintos puntos de datos de dos clases. Esto significa encontrar el hiperplano con el margen más ancho entre las dos capas, como se muestra en la Figura 7 donde:

- Es indicado por círculos (rojo) y cuadrados (azul).
- El margen se determina como la anchura máxima de la zona paralela al hiperplano que no contiene puntos de datos en su interior.
- El hiperplano óptimo es el que tiene la mayor distancia entre él y los puntos más cercanos de cada clase, estos puntos más cercanos se conocen como "vectores de soporte" y la distancia maximizada por el hiperplano se la conoce como "margen".
- La línea de meta es la línea entre las dos clases.
- Por lo tanto, la línea límite de la solución óptima es la que atraviesa el borde del elemento más cercano en cada clase.

Figura 7

Hiperplano de Máquina de Vectores de Soporte.



Nota. Recuperado de (Padilla et al., 2012).

Algunas de las aplicaciones que han tenido éxito al ser implementadas mediante SVM son el reconocimiento óptico de caracteres, con una precisión de detección del 98% (Lázaro et al., 2010), detección de rostros con cámaras digitales de enfoque de precisión, con una precisión de detección del 70 al 80% (Navio, s. f.). Además, SVM se utiliza en la Re-Identificación de personas para clasificar características soft-biométricas de una persona, como la silueta corporal, la textura y color de la vestimenta. En este trabajo de investigación se utiliza el clasificador SVM para la Re-Identificación de personas por medio de la textura de la vestimenta, en la literatura científica, se ha determinado que una buena predicción para en la identificación es del 60% de identificación. (Lottman & Chen, 2020).

Capítulo III

Implementación del Sistema de Re-Identificación de personas

Marco teórico

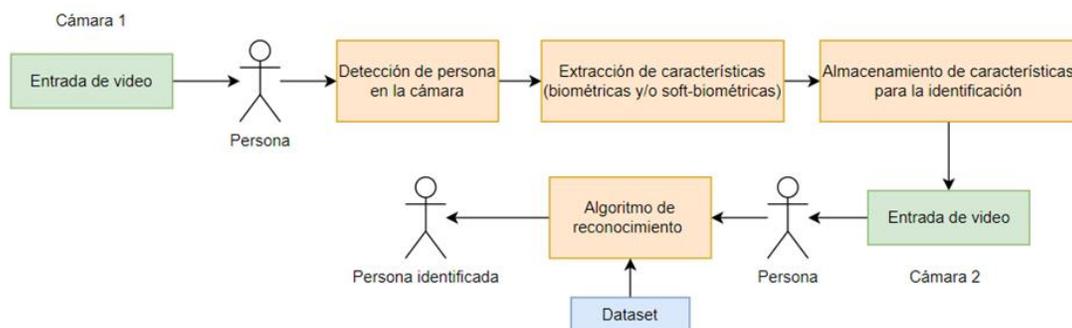
En este capítulo se especifican todos los pasos que se realizaron para desarrollar el sistema propuesto, un sistema de Re-ID de personas utilizando algoritmos y/o modelos de Machine Learning y visión por computadora, a través de características biométricas como las faciales y soft-biométricas como la textura, dentro de un sistema cerrado de cámaras con el fin de aportar al avance de la videovigilancia.

En la Figura 8. Con el fin de tener una visión de como funcionaria un sistema real de Re-ID de personas dentro de un caso práctico real. Se explicará brevemente el proceso del sistema:

- Primero se obtiene un data set del circuito cerrado de cámaras.
- A continuación, pasa a ser procesado por el algoritmo que toma las características biométricas y soft-biométricas de las imágenes
- Después, el modelo se entrena en base a la data set.
- Se generan métricas de evaluación para comprobar si la funcionalidad del identificador de personas por medio de Machine Learning y visión por computadora esta correcta.

Figura 8

Esquema de un sistema de Re-Identificación de personas.



Metodología

Dentro del ámbito de producción software, un proyecto desarrollado desde cero requiere un control empírico sobre el proceso, para ello se aplica metodologías ágiles logrando que el software sea poco rígido a cambios Sachdeva (2016), se define a la metodología Scrum como una metodología ágil que tiene un marco de trabajo capaz de gestionar el proceso para reducir su complejidad y a su vez cumplir con las necesidades del usuario (Bass, 2014).

Scrum se rige en satisfacer proyectos con distintos requisitos ubicados en sprint. Los Sprints son pequeñas divisiones de productos entregables, a desarrollarse en un periodo de tiempo, el cual varía entre dos a cuatro semanas, y dentro del tiempo se desarrolla funcionalidades entregando incrementos de productos finales al sistema (Godoy, 2015).

En la figura 9 se muestra el esquema de la metodología Scrum, el cual contiene eventos para su flujo de trabajo y esto ayuda a regular la forma de emplear los distintos sucesos en cada fase de desarrollo de la aplicación, previniendo así posibles inconvenientes y/o situaciones que puedan retardar la ejecución de los Sprints. Los eventos mencionados los explica (Ken & Sutherland, 2020) como:

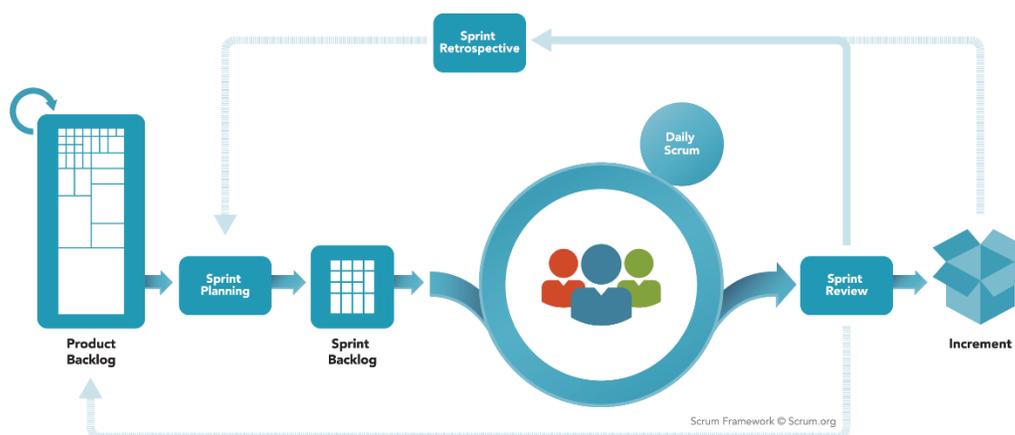
- Primero se crea el **product Backlog** que es una lista de funcionalidades o características pendientes de un producto o proyecto de software, es un documento vivo y evolutivo que se mantiene durante todo el ciclo de vida del producto y se usa para planificar y priorizar el desarrollo del mismo.
- Luego se hace una **reunión de planificación del sprint (Sprint planning)** donde participan los miembros del equipo de desarrollo, tiene como objetivo el organizar y desarrollar las historias de usuario que van a ser aplicadas en el siguiente sprint.
- Para obtener el **sprint Backlog**, el cual es un plan actualizado en tiempo real, que se utiliza para guiar el trabajo diario y asegurar que se cumplan los objetivos del sprint. El sprint backlog tiene la siguiente información fecha de inicio y finalización, las tareas a

detalle que el equipo responsable se compromete a completar durante el sprint; y a medida que transcurre el tiempo el estado de las tareas se van actualizando con los mensajes en espera, en desarrollo o finalizado.

- Después se realizan las **reuniones diarias (Daily Scrum)**, donde participan todos los miembros del equipo de desarrollo, para ver los avances de los sprints ya planteados.
- Para finalizar el sprint, se realiza una **revisión del sprint (Sprint review)**, donde se revisa todo el trabajo del equipo de desarrollo e identificar mejoras para el proyecto.
- En caso de que se encuentre alguna falencia se realiza una **retrospectiva del sprint (Sprint Retrospective)**, la cual planifica distintas formas de mejorar la eficacia del siguiente Sprint. El equipo Scrum discute los problemas encontrados para mejorar la efectividad del siguiente Sprint.
- Se obtiene así el incremento del producto funcional esperado (Goncalves, 2018).

Figura 9

Esquema de trabajo de la metodología Scrum.



Nota. ¿Recuperado de What is Scrum? (Foreman, 2018).

Métricas de evaluación

Dentro de la Re-ID de personas se tiene que tomar en cuenta que se necesita evaluar los modelos de identificación de las características faciales y de textura, con métricas

aplicables a la evaluación de efectividad de reconocimiento. A continuación, se definen las métricas que dentro de la generación de algunos Sprints se utilizaran:

- **Accuracy (Exactitud):** con esta métrica se mide el porcentaje de casos acertados por el modelo y para calcular esta métrica se usa la siguiente formula:

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

- **Recall (Exhaustividad):** mide la capacidad del modelo de Machine Learning para identificar y para calcular esta métrica se usa la siguiente formula:

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

- **Precisión:** mide que tan bien realiza la clasificación el modelo de Machine Learning y para calcular esta métrica se usa la siguiente formula:

$$PRECISIÓN = \frac{VP}{VP + FP}$$

Para el cálculo de las métricas, se necesita generar una matriz de confusión con los 4 posibles resultados generados al momento de la identificación. En la tabla 1 se muestra como la matriz se divide.

Tabla 1

Matriz de confusión

		Predicción	
		Positivos	Negativos
Observación	Positivos	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)
	Negativos	Falsos Positivos (FP)	Verdaderos Negativos (VN)

Análisis y Diseño del Sistema

Para el desarrollo del aplicativo se seguirá el proceso de la metodología Scrum, que presenta un modelo básico de trabajo por Sprints, que contienen el plan, la construcción, la prueba y por último la revisión que nos permite tener más control en el desarrollo.

Cada sprint se basa en las características biométricas y soft-biométricas, tomando en cuenta esto se realizó los 5 Sprints con la finalidad de realizar un análisis de cada uno de ellos, como son la textura y facial, para el respectivo testing de cada uno y observar el correcto funcionamiento, tomando en cuenta la precisión con la que procesa la Re-Identificación.

Análisis del sistema

En la metodología Scrum para los lineamientos de especificación de requisitos se usa Historias de usuario, las cuales involucra a los miembros de desarrollo como son el propietario del proyecto, el desarrollador encargado y el equipo de desarrollo; en base a los lineamientos se plantea la designación de roles para el proyecto Tabla 2, en donde se encuentra el nombre del rol y la persona encargada de realizar la función asignada.

Tabla 2

Roles Designados

N°.	Rol	Integrante	Descripción
01	Scrum Máster	Diego Betancourt Rojas	Líder del equipo de Scrum, encargado de validar que los tiempos de cada Sprint se cumplan
02	Product Owner	Dr. José Luis Carrillo Medina Ing. Nancy del Pilar Jacho Guanoluisa	Responsables de determinar los requerimientos del sistema, determinar los tiempos de entrega y evaluarlos.
03	Team Development	Diego Betancourt Rojas José Gabriel Carrillo Sandoval	Desarrollo y diseño del sistema, encargados de cumplir con los tiempos de los Sprints.

El Scrum Máster del proyecto agenda una reunión inicial con el usuario (Product Owner) y el equipo de desarrollo, en donde se habla de las funcionalidades del sistema y como se harán las historias de usuario, presentando las características que se requieren y la razón de la implementación Tabla 3.

Tabla 3

Historias de Usuario

ID	Nombre	Rol	Característica/Funcionalidad	Resultado/Razón
1	H.U. 01	Como Usuario	Quiero un dataset que abarque características biométricas (rostro) que será de ayuda para poder identificar una persona.	Para entrenar el modelo de Machine Learning.
2	H.U. 02	Como Usuario	Quiero un sistema de Re-ID de personas que realice la identificación del rostro de una persona utilizando los algoritmos de Visión por Computadora.	Para identificar la identidad de un individuo mediante las características biométricas (rostro).
3	H.U. 03	Como Usuario	Quiero un dataset que abarque características soft-biométricas (textura) que será de ayuda para poder identificar una persona, mientras se reproduce el primer video.	Para entrenar el modelo de Machine Learning.
4	H.U. 04	Como Usuario	Quiero un sistema de Re-ID de personas, que realice la identificación de individuos por sus características soft-biométricas (textura), utilizando técnicas de Visión por Computadora y algoritmos y/o modelos de Machine Learning,	Para identificar a la persona que pasa por el foco de una cámara, cuando no se pueda reconocer mediante su rostro

ID	Nombre	Rol	Característica/Funcionalidad	Resultado/Razón
			mientras se reproduce el primer video de la cámara 1.	
5	H.U. 05	Como Usuario	Quiero que el sistema utilice modelos y/o algoritmos de Machine Learning (SVM) para que la Re-Identificación de la persona tenga un clasificador.	Para que el algoritmo de Machine Learning
6	H.U. 06	Como Usuario	Quiero que el sistema de Re-Identificación de personas efectúe un reconocimiento de textura de un individuo mediante un modelo de aprendizaje automático que utilice como datos de entrada el descriptor, para ello, usando la base de datos de personas pasando por la cámara 2, utilizando técnicas de Visión por Computadora.	Para ver cómo está trabajando la Re-ID de personas luego de ser entrenado en la primera cámara.

Una vez especificadas las Historias de Usuario se realiza el Product Backlog del proyecto, basado en la importancia de su implementación, las mismas que se encuentran establecidas en la planificación del proyecto.

A continuación, en la Tabla 4, se plantea e indican las Historias de Usuario que serán desarrolladas en el transcurso del proyecto especificando su respectiva duración de tiempo en días, fecha de inicio, fecha de fin y el N.º de Sprint correspondiendo a la Historia de Usuario detallada.

Tabla 4*Product Backlog del Proyecto*

Historia de usuario	Nombre	Estimación (días)	Fecha de inicio	Fecha de fin	N° de Sprint
1	H.U. 01	3	24/10/2022	26/10/2022	01
2	H.U. 02	13	27/10/2022	14/11/2022	02
3	H.U. 03	3	15/11/2022	17/11/2022	03
4	H.U. 04 y H.U. 05	20	18/11/2022	15/12/2022	04
5	H.U. 06	11	16/12/2022	9/01/2023	05

Diseño del Sistema

La sección se enfoca totalmente en el diseño del sistema que se implementa para cumplir el objetivo principal del proyecto, el reconocimiento de personas por medio de técnicas y/o modelos de Visión por Computadora y Machine Learning en un ambiente controlado usando un conjunto cerrado de cámaras, dentro de la Universidad de las Fuerzas Armadas Espe sede Latacunga figura 10.

Figura 10*Entorno circuito cerrado*

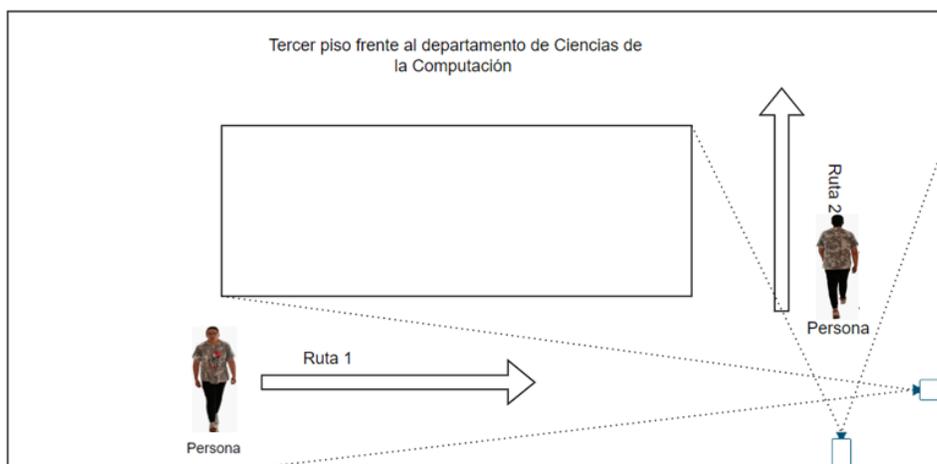
Nota. Imágenes de la Universidad de las Fuerzas Armadas Espe sede Latacunga, campus Guillermo Rodríguez Lara, tercer piso, frente al departamento de las Ciencias de la Computación.

En la figura 11 se muestra el esquema de cómo se graban los videos para la creación del dataset.

- Primero la persona entra de frente por la ruta 1, al subir al tercer piso del edificio por el bloque A, frente al departamento de Ciencias de la Computación.
- El cual mientras camina entra en el foco de la cámara 1.
- Una vez finalizado la ruta 1, la persona gira a su izquierda, dirigiéndose al bloque B.
- Entonces comienza la segunda ruta, dando la espalda al entrar en el foco de la cámara 2.

Figura 11

Esquema del circuito cerrado de cámaras.



El sistema trabajara con 6 videos por persona, los 3 primeros videos serán tomados en una ruta (1), y los otros 3 videos serán tomados en la siguiente ruta (2), los cuales se dividen en:

- Video 1: La persona camina por el lado izquierdo de las rutas.

- Video 2: La persona camina por el centro de las rutas.
- Videos 3: La persona camina por el lado derecho de las rutas.

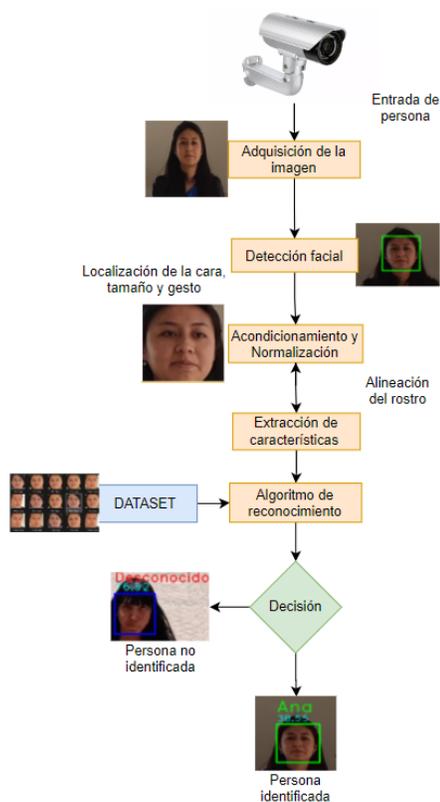
Esquema del diseño de Re-Identificación de personas.

Se crea esquemas de acuerdo con lo solicitado por el sistema, en este caso, se implementa el reconocimiento facial y la textura, en la figura 12 se muestra el reconocimiento facial de la persona por medio de las características biométricas:

- Primero se da la entrada del video donde está la persona.
- Se adquiere imagen en el dataset
- Se detecta los rasgos faciales de la persona, localizando la posición de la cara, el tamaño y el gesto.
- Se acondiciona y normaliza la imagen.
- Se alinea el rostro y se extraen las características.
- Entra el algoritmo de reconocimiento para comparar con el dataset.
- Salida de video, mostrando el nombre de la persona, o caso contrario si es desconocido.

Figura 12

Esquema de detección de característica biométrica (rostro).



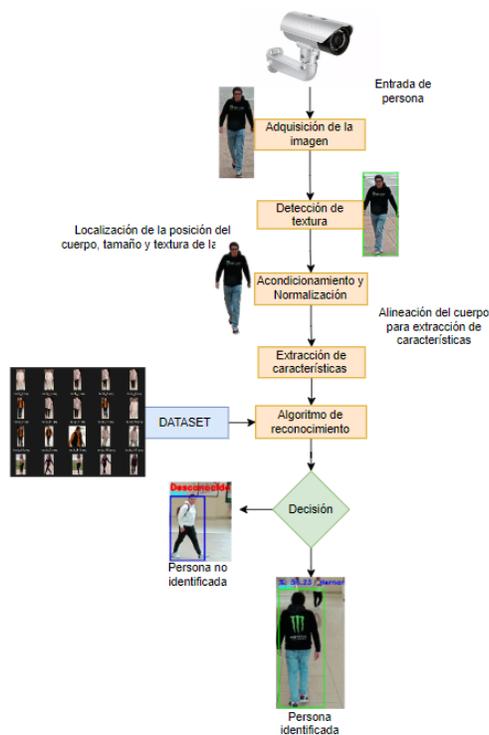
En la Figura 13, se describe como se realiza el reconocimiento de la característica soft-biométrica (textura) aplicando técnicas de Visión por Computadora LBP con sus variaciones de LBP-H con el apoyo para la precisión de obtención de características texturales del algoritmo LBP-U, clasificando con el algoritmo de Machine Learning SVM.

- Primero se da la entrada del video donde está la persona.
- Se adquiere imagen en el dataset
- Se detecta la textura de la persona, localizando la posición del cuerpo, tamaño y textura de la ropa
- Se acondiciona y normaliza la imagen.
- Se el cuerpo para extracción de características.
- Entra el algoritmo de reconocimiento para comparar con el dataset.

- Salida de video, mostrando el nombre de la persona, o caso contrario si es desconocido.

Figura 13

Esquema de detección de característica soft-biométrica (textura).



Herramientas de software para el desarrollo

En la tabla 5, se muestran las herramientas utilizadas para el desarrollo del sistema de Re-Identificación de personas con sus respectivas versiones.

Tabla 5*Herramientas de desarrollo*

Actividad	Herramienta
Implementación de la lógica del sistema con su id de desarrollo.	Se utiliza Python en su versión 3.10.7 para la programación y el editor Visual Studio Code en la versión 1.74.3.
Procesamiento de imágenes, reconocimiento facial y textura	Se emplean las librerías de OpenCV 4.6.0 para el tratamiento de imágenes, el reconocimiento facial y la textura, y se utiliza numpy versión 1.23.4 para manipular datos matemáticos.
Descriptores para identificación facial y textura	Se utilizarán LBP, LBPU y LBPH para la textura y Viola Jones para facial como descriptores, que son técnicas de Visión por computadora.
Clasificadores para identificación facial y textura	Se emplean los clasificadores SVM (Support Vector Machines) para clasificar imágenes, los cuales son modelos y/o algoritmos de Aprendizaje Automático.

Implementación de Técnicas de Visión por Computadora y Algoritmos y/o Modelos de Machine Learning para la Re-Identificación de personas.

La metodología Scrum establece que, después de crear el Product Backlog que contiene las historias de usuario y los Sprint correspondientes, se lleva a cabo la planificación para cada Sprint. Durante este proceso, se clasifican y priorizan las tareas más importantes para el desarrollo, utilizando el concepto de Sprint Backlog para alcanzar los objetivos en cada

ciclo de Sprint (Melnyk et al., 2020). Además, para cumplir con las reuniones diarias propuestas por Scrum, se realizaron reuniones virtuales a través de Google Meet y presenciales en situaciones que se consideraron necesarias.

El hardware que se utilizó para el desarrollo y ejecución del proyecto es una computadora de escritorio con las siguientes características: Intel Core I7-13705K, con 32 GB de RAM DDR 4 y el sistema operativo Windows 11 Home. También se va a utilizar una Laptop con las siguientes características: Intel Core i7-10750H con 24 GB de memoria RAM DDR 4 y el sistema operativo Windows 11 Pro.

Se aplican dos procedimientos para llevar a cabo las pruebas del sistema de Re-Identificación de personas. En primer lugar, se realiza la identificación a partir de sus rostros (con la Cámara 1) y en el segundo proceso la detección y Re-Identificación de personas mediante la textura (con la Cámara 2), estas pruebas se realizaran con las base de datos generada como se mencionaba anteriormente, y se los va a dividir por carpetas de cada persona que se encuentra dentro del mismo, por lo tanto, a cada persona se la denominara como una clase (ejm. Clase persona1, Clase Persona2, etc.), para cada clase se tomarán un total de 350 imágenes, en total se tendrá un dataset de 2,100 imágenes para el reconocimiento de cada persona.

Se menciona que todos los **Sprint Backlog** van a tener a detalle la información relevante para su ejecución; las personas responsables de realizar los Sprint Backlog (del 1 al 5) son Diego Betancourt y José Carrillo. Cabe mencionar que al momento de documentar la tesina los Sprint Backlog se encuentran en estado (Finalizado).

Sprint 01: Creación del dataset que contendrá las características biométricas (rostro).

Para el desarrollo del primer Sprint, se tomó como base la Historia de Usuario H.U. 01 especificada en la Tabla 3, el cual se indica que se debe generar un dataset con los rostros de las personas para así luego poder entrenar un modelo con estos rostros capturados.

Historias de Usuario Detalladas

La Tabla 6 presenta la Historia de Usuario H.U. 01 del sistema de Re-Identificación de personas a través de las características biométricas (rostro) de forma detallada, donde se especifica los responsables del desarrollo, y los criterios de aceptación en la creación del dataset.

Tabla 6

Creación del dataset que contenga características biométricas (rostro).

Historias de Usuario Número: H.U. 01	
Usuario: Administrador Video Vigilancia	
Nombre historia: Crear un dataset que abarque características biométricas (rostro) que será de ayuda para poder identificar una persona.	
Prioridad de negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Baja
Puntos estimados (días): 3	Interacción asignada: 1
Programadores responsables: Diego Betancourt, José Carrillo	
Descripción:	
1. Como desarrollador quiero crear un dataset que abarque características biométricas que me sean de ayuda para la Re-ID de una persona.	
Validación (Criterios de aceptación):	
<ul style="list-style-type: none"> • Se ejecuta la captura de las imágenes del rostro de una persona en diferentes entornos y/o escenarios controlados. • Se establecerá una carpeta independiente por cada persona, con su correspondiente nombre y un número de imágenes del rostro por cada video. 	

Sprint Backlog

La Tabla 7: detalle de ejecución del Sprint Backlog 01.

Tabla 7

Sprint Backlog 01 creación del dataset de rostros

Sprint 1	Fecha Inicio 24/10/2022	Fecha Fin 26/10/2022	Jornada 8 horas
-----------------	-----------------------------------	--------------------------------	---------------------------

Especificación de Sprint ejecutado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Estado
H.U.01	Se realiza la grabación de vídeos de varios modelos (personas) en distintos entornos con el fin de crear el dataset.	4	24/10/2022	24/10/2022	Finalizado
H.U.01	Desarrollo de un algoritmo para identificar los rostros de las personas.	16	24/10/2022	26/10/2022	Finalizado
H.U.01	Se crean directorios individuales para cada persona, con su nombre específico, denominado clase.	4	26/10/2022	26/10/2022	Finalizado

Resultados del sprint

En este apartado se resalta el desarrollo y los resultados obtenidos a lo largo de la realización del Sprint y su finalización. Después de haber grabado los videos para la generación del dataset de rostros, la figura 14, muestra las imágenes capturadas mediante una cámara de videovigilancia en un circuito controlado para la identificación del rostro, con las siguientes fases:

- Primero con la ayuda del sistema, el rostro de la persona que se encuentra pasando la ruta 1 será identificado y capturado, teniendo así un dataset con todos los rostros identificados con el respectivo nombre la persona.
- Las capturas realizadas, mediante el sistema, de los rostros de las personas serán almacenadas con el respectivo nombre de la persona identificada.

- Estas imágenes tendrán una dimensión de 150 de altura y anchura, con la finalidad de descartar alteraciones asociadas con la luminosidad o volumen, etc.
- Una vez capturados los rostros de las personas, estos serán de utilidad para realizar el entrenamiento, y así, lograr el reconocimiento mediante características biométricas.

Figura 14

Imágenes de las clases creadas en una carpeta de la obtención de rostros.



Sprint 02: Desarrollo de un sistema de Re-ID de personas que realice la identificación del rostro.

Para el desarrollo del segundo Sprint, se tomó como base la Historia de Usuario H.U. 02 especificada en la Tabla 3, el cual indica que se debe desarrollar un algoritmo para la identificación del rostro utilizando técnicas de Visión por Computadora.

Historias de Usuario Detalladas

La Tabla 8 muestra el trabajo de la historia de usuario para el desarrollo de un algoritmo utilizando técnicas de Visión por Computadora, presenta la Historia de Usuario H.U. 02 del sistema de Re-Identificación del rostro de forma detallada, donde especifica los responsables del desarrollo, y los criterios de aceptación para el desarrollo del algoritmo para la identificación del rostro.

Tabla 8

Crear un sistema para identificar el rostro de una persona.

Historias de Usuario Número: H.U. 02	
Usuario: Administrador Video Vigilancia	
Nombre historia: Crear un sistema de Re-ID de personas que realice la identificación del rostro de una persona utilizando los algoritmos de Visión por Computadora.	
Prioridad de negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Baja
Puntos estimados (días): 13	Interacción asignada: 1
Programadores responsables: Diego Betancourt, José Carrillo	
Descripción:	
1. Como desarrollador quiero que el sistema de Re-ID de personas lleve a cabo el reconocimiento facial utilizando técnicas de Visión por Computadora y Machine Learning.	
Validación (Criterios de aceptación):	
<ul style="list-style-type: none"> • Se desarrolló un algoritmo para la Re-ID de una persona a través del reconocimiento facial, donde se emplean métricas para el cálculo de los resultados. • Se efectuaron pruebas con algunos modelos obtenidos a partir de datasets propios con distintas personas donde se consiguió catalogar los resultados respectivos a cada modelo. • Se escogió el dataset, video y modelo que abarque el mayor valor accuracy. 	

Sprint Backlog

La Tabla 9: detalle de ejecución del Sprint Backlog 02.

Tabla 9

Sprint Backlog 02 creación de un sistema para identificar rostros

Sprint 2	Fecha Inicio	Fecha Fin	Jornada
	27/10/2022	14/11/2022	8 horas

Especificación de Sprint ejecutado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Estado
H.U.02	Desarrollo del algoritmo para el entrenamiento del modelo con el dataset previamente generado.	16	27/10/2022	28/10/2022	Finalizado
H.U.02	Desarrollo del algoritmo para la identificación de rostro mediante el uso del dataset y el modelo entrenado.	56	27/10/2022	09/11/2022	Finalizado
H.U.02	Creación de pruebas del sistema de reconocimiento de rostro para determinar su valor de precisión con distintas grabaciones de video.	16	10/11/2022	11/11/2022	Finalizado
H.U.02	Creación de la matriz de confusión y métricas para evaluar el rendimiento del clasificador.	16	11/11/2022	14/11/2022	Finalizado

Resultados del sprint

Después de haber creado el modelo y/o algoritmo de reconocimiento facial aplicando técnicas de Visión por Computadora, empleando el algoritmo de Viola Jones y Haar Cascade para mejorar el reconocimiento facial, se prosiguió a ejecutar y comprobar si el sistema estaba

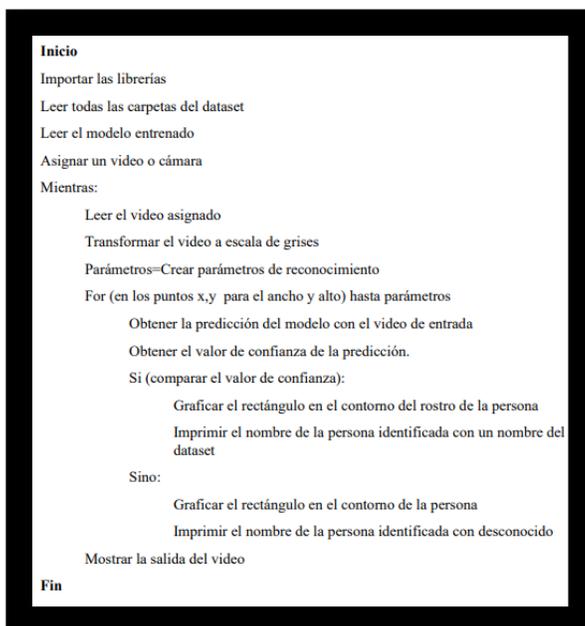
realizando un correcto funcionamiento al momento de Re-Identificar a la persona, utilizando videos del dataset creado previamente con 350 imágenes de la clase Luis.

En la Figura 15. Se muestra la implementación del algoritmo de Re-Identificación de personas mediante características biométricas (rostro) usando técnicas de Visión por Computadora y algoritmos de Machine Learning, con la ejecución de los siguientes pasos:

- Primero se importan las librerías que se va a utilizar.
- Después el sistema lee el dataset creado con anterioridad para comparar con el video de entrada.
- Transforma el video a escala de grises para proceder a utilizar Kernels de Haar.
- Genera parámetros de reconocimiento.
- Obtiene la predicción del modelo y el valor de confianza de la predicción.
- Grafica el rectángulo y muestra el nombre de la persona en caso de ser identificada.
- Caso contrario imprime que es un desconocido y no se encuentra en el dataset.

Figura 15

Algoritmo de identificación de rostros, Viola Jones

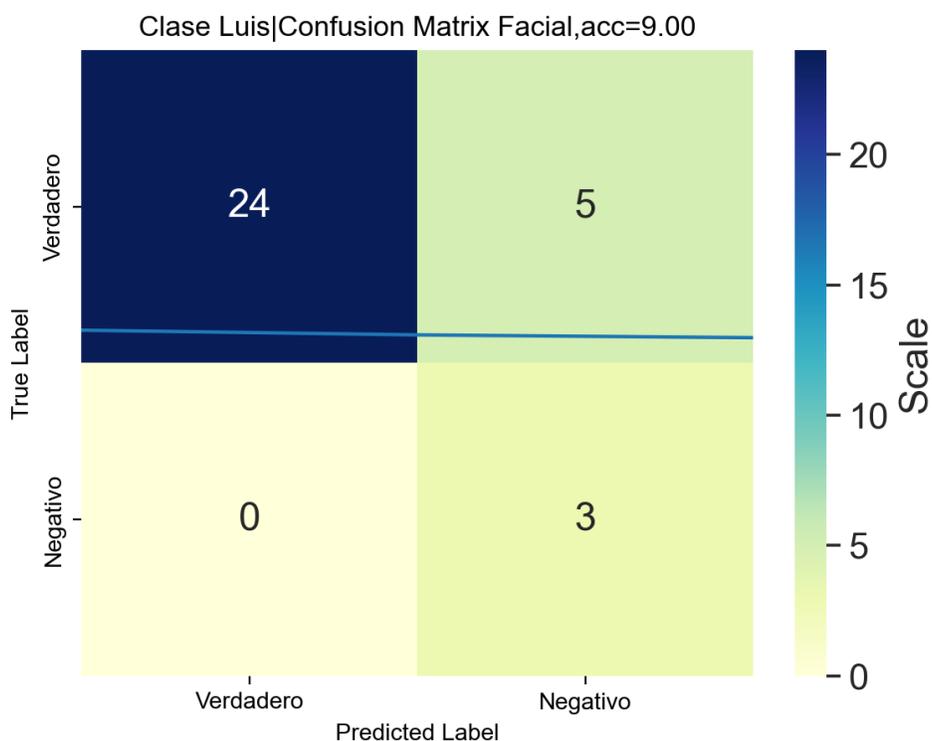


En la Figura 16, se muestra la matriz de confusión de uno de los videos de la clase Luis para el reconocimiento facial, esta matriz se obtiene de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación de personas para el reconocimiento de características biométricas (rostro) donde se obtiene:

- 24 verdaderos positivos.
- 3 verdaderos negativos.
- 5 falsos positivos.

Figura 16

Matriz de confusión (video 1) de la clase Luis.



Nota. El gráfico es obtenido en base a los resultados de la Re-Identificación facial en la primera cámara.

Los resultados obtenidos en la matriz de confusión conforman un total de 32 imágenes generadas del primer video de la clase Luis, 24 de ellas son verdaderas y detectadas por el modelo.

Con los datos de los videos 1 y video 3, se generan 2 matrices de confusión adicionales por cada video. Con estos datos se puede generar la tabla de métricas, representando los resultados en la tabla 10.

Tabla 10

Resultados de las métricas de la clase Luis.

Video	1	2	3
Número de imágenes	32	88	74
Imágenes VP	24	54	62
Clasificador	Cascade classifier	Cascade classifier	Cascade classifier
Precisión	0.8276	0.9359	0.9571
Accuracy	0.965	0.9205	0.9595
Recall	0.8438	0.9733	1
Desviación Estándar	± 0.07531	± 0.02937	± 0.02410

Nota. Al concluir con el Sprint 02, se encontraron inconvenientes para cumplir con los requisitos establecidos, el algoritmo tiene aún falencias en cuanto a la Re-Identificación, el conjunto de datos de la clase Luis está generando problemas por la posición del rostro y las pruebas realizadas entregaron resultados que se pueden mejorar, se necesita ajustar el modelo y la iluminación del escenario, para evaluar el efecto generado el reconocimiento.

Sprint 03: Crear un dataset que abarque características soft-biométricas (textura)

Para el desarrollo del tercer Sprint, se tomó como base la Historia de Usuario H.U. 03 especificada en la Tabla 3, el cual se indica que se debe generar un dataset con las características soft-biométricas (textura) de las personas para así luego poder entrenar un modelo con estas características capturadas.

Historias de Usuario Detalladas

La Tabla 11: Historia de usuario para la creación de un dataset, se presenta la Historia de Usuario H.U. 03 del sistema de Re-Identificación de personas mediante las características soft-biométricas (textura) de forma detallada, donde se especifica los responsables del desarrollo, y los criterios de aceptación en la creación del dataset.

Tabla 11

Crear un dataset que abarque características soft-biométricas (textura).

Historias de Usuario Número: H.U. 03	
Usuario: Administrador Video Vigilancia	
Nombre historia: Crear un dataset que abarque características soft-biométricas (textura) que será de ayuda para poder identificar una persona, mientras se reproduce el primer video.	
Prioridad de negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Baja
Puntos estimados (días): 3	Interacción asignada: 1
Programadores responsables: Diego Betancourt, José Carrillo	
Descripción:	
1. Como desarrollador quiero crear un dataset que abarque características soft-biométricas (textura) que me sean de ayuda para la Re-ID de una persona.	
Validación (Criterios de aceptación):	
<ul style="list-style-type: none"> • Se ejecuta la captura de las imágenes del rostro de una persona en diferentes entornos y/o escenarios controlados. • Se establecerá una carpeta independiente por cada persona, con su correspondiente nombre y un número de imágenes del rostro por cada video. 	

Sprint Backlog

Tabla 12: detalle de ejecución del Sprint Backlog 03.

Tabla 12

Sprint Backlog 03 creación de dataset con textura

Sprint 3	Fecha Inicio	Fecha Fin	Jornada
	15/11/2022	17/11/2022	8 horas

Especificación de Sprint ejecutado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Estado
H.U.03	Grabación de vídeos de varios modelos (personas) diferentes entornos para producir el dataset.	4	15/11/2022	15/11/2022	Finalizado
H.U.03	Elaboración de un algoritmo para el reconocimiento de textura de personas.	16	15/11/2022	17/11/2022	Finalizado
H.U.03	Elaboración de directorios individuales para cada persona, con su nombre respectivo.	4	17/11/2022	1/11/2022	Finalizado

Resultados del sprint

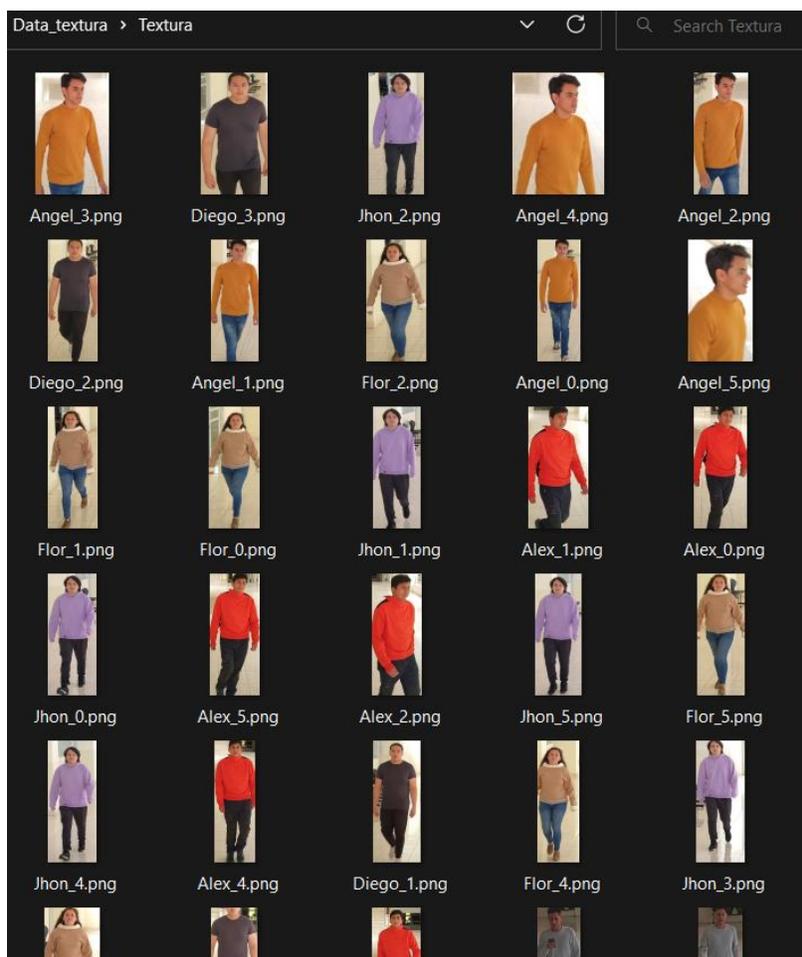
En este apartado se resalta el desarrollo y los resultados obtenidos a lo largo de la realización del Sprint y su finalización. Después de haber grabado los videos para la generación del dataset de la textura, En la figura 17, se muestra las imágenes capturadas mediante una cámara de videovigilancia en un circuito controlado para la identificación de textura.

- Primeramente, con la ayuda del sistema, la textura de la persona que se encuentra pasando la ruta 1 será identificada y capturada, teniendo así un dataset con todas las texturas identificadas con el respectivo nombre la persona.
- Las capturas realizadas, mediante el sistema, de la textura de las personas serán almacenadas con el respectivo nombre de la persona identificada

- Estas imágenes tendrán una dimensión de 150 de altura y anchura con la finalidad de descartar alteraciones asociadas con la luminosidad o volumen, etc.
- Una vez capturados la textura de las personas, estos serán de utilidad para realizar el entrenamiento, y así, lograr el reconocimiento mediante características soft-biométricas.

Figura 17

Imágenes de las clases creadas en una carpeta de la obtención de textura.



Sprint 04: Desarrollo del sistema de Re-Identificación de personas mediante características soft-biométricas (textura)

Para el desarrollo del cuarto Sprint, se tomó como base la Historia de Usuario H.U. 01 especificada en la Tabla 3, el cual indica la Re-ID de personas mediante la extracción de

características soft-biométricas (textura), usando técnicas de Visión por Computadora y algoritmo de Machine Learning.

Historias de Usuario Detalladas

La Tabla 13: Historia de usuario para la Re-ID de personas mediante la extracción de características soft-biométricas (textura), utilizando técnicas de Visión por Computadora y algoritmo de Machine Learning H.U. 04 del sistema de Re identificación de personas de forma detallada, donde se especifica los responsables del desarrollo, y los criterios de aceptación.

Tabla 13

Crear un sistema para identificar personas mediante la textura

Historias de Usuario Número: H.U. 04

Usuario: Usuario de sistema Video Vigilancia

Nombre historia: Crear un sistema de Re-ID de personas, que realice la identificación de individuos por sus características soft-biométricas (textura), utilizando técnicas de Visión por Computadora y algoritmo de Machine Learning.

Prioridad de negocio: Alta

Riesgo en desarrollo: Media

Puntos estimados (días): 20

Interacción asignada: 1

Programadores responsables: Diego Betancourt, José Carrillo

Descripción:

1. Quiero poder Re-Identificar a las personas mediante la textura por medio de un circuito cerrado de cámaras, usando técnicas de Visión por Computadora y algoritmos y/o modelos de Machine Learning.

Validación (Criterios de aceptación):

- Aplicar el sistema con distintos videos, a distintas horas del día en ambientes diferentes, para mejorar el entrenamiento del modelo.
-

Historias de Usuario Número: H.U. 04

- Seleccionar el mejor dataset (video) que, al momento de ser evaluado, tenga el mejor accuracy.
-

Sprint Backlog

Tabla 14: detalle de ejecución del Sprint Backlog 04.

Tabla 14

Sprint Backlog 04 crear un sistema de identificación de personas mediante textura.

Sprint 4	Fecha Inicio	Fecha Fin	Jornada
	18/11/2022	15/12/2022	8 horas

Especificación de Sprint ejecutado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Estado
H.U.04	Creación de un algoritmo de Re-ID de personas para entrenamiento del modelo cuando esta por la primera cámara	24	18/11/2022	22/11/2022	Finalizado
H.U.04	Creación de un algoritmo de Re-Identificación a través de características soft-biométricas (textura) con el modelo entrenado y el dataset en la primera cámara	64	23/11/2022	02/12/2022	Finalizado
H.U.04	Generación de pruebas del sistema para el reconocimiento mediante características soft-biométricas (textura) validadas a través del valor de confianza, con distintos videos	32	05/12/2022	08/12/2022	Finalizado

Sprint 4	Fecha Inicio	Fecha Fin	Jornada
	18/11/2022	15/12/2022	8 horas

Especificación de Sprint ejecutado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Estado
H.U.04	Generar matriz de confusión y métricas del sistema para conocer el rendimiento del clasificador SVM.	32	12/15/2022	15/12/2022	Finalizado

Resultados del Sprint

Después de haber creado el modelo y/o algoritmo de reconocimiento facial aplicando técnicas de Visión por Computadora, se obtiene los resultados de aplicar el algoritmo de SVM de Machine Learning para la clasificación de las imágenes y las técnicas de Visión por Computadora con el descriptor LBP y las variaciones de LBPU y LBP para características soft-biométricas (Textura), utilizando videos del dataset creado previamente con 350 imágenes de la clase Luis.

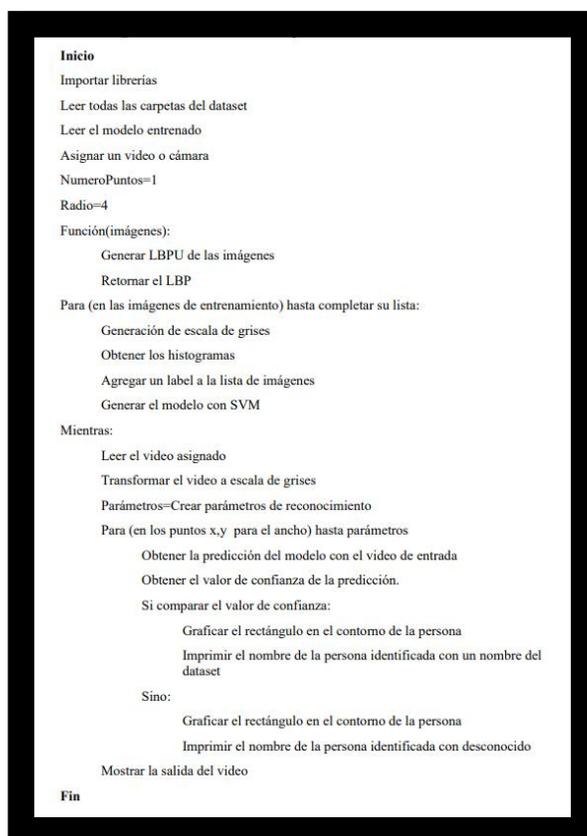
En la Figura 18. Se muestra la implementación del algoritmo de Re-Identificación de personas mediante características soft-biométricas (textura) usando técnicas de Visión por Computadora y algoritmos de Machine Learning (SVM) para identificar la textura con su métrica de evaluación respectivamente.

- Primero se importan las librerías que se va a utilizar.
- Después el sistema lee el dataset creado con anterioridad para comparar con el video de entrada.
- Se crea variables que se van a usar para los vecinos de LBP con sus variaciones.
- Se obtiene las características de las imágenes con LBP-U, para luego retornar el LBP.

- Genera la escala de grises.
- Obtiene los histogramas, agregando el label a la lista de imágenes para generar el modelo con SVM.
- Una vez entre el video, transforma el video a escala de grises para proceder a utilizar
- Genera parámetros de reconocimiento.
- Obtiene la predicción del modelo y el valor de confianza de la predicción.
- Grafica el rectángulo y muestra el nombre de la persona en caso de ser identificada.
- Caso contrario imprime que es un desconocido y no se encuentra en el dataset.

Figura 18

Algoritmo de identificación de la textura

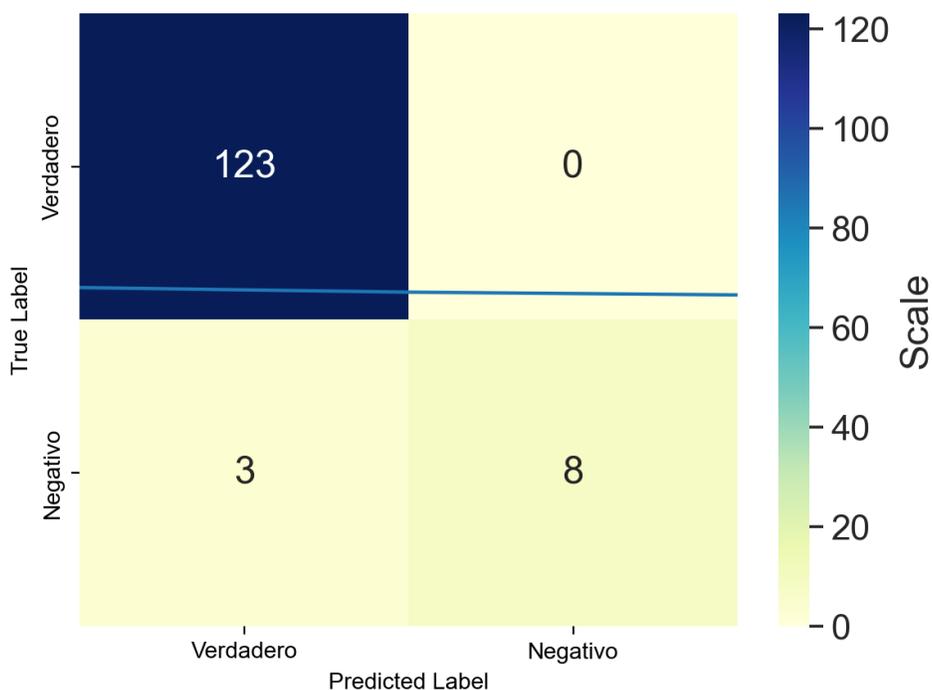


En la Figura 19, se muestra la matriz de confusión de uno de los videos de la clase Luis para el reconocimiento textura mientras pasa de frente por la cámara 1, esta matriz se obtiene de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación de personas para el reconocimiento de características soft-biométricas (textura) donde se obtiene:

- 123 verdaderos positivos.
- 8 verdaderos negativos.
- 3 falsos negativos.

Figura 19

Matriz de confusión (video 2) de la clase Luis



Nota. El gráfico es obtenido en base a los resultados de la Re-Identificación de la textura en la primera cámara.

Los resultados obtenidos en la matriz de confusión conforman un total de 151 imágenes generadas del primer video de la clase Luis, 123 de ellas son verdaderas y detectadas por el modelo.

Con los datos de los videos 1 y video 3, se generan 2 matrices de confusión adicionales por cada video. Con estos datos se puede generar la tabla de métricas, representando los resultados en la tabla 15.

Tabla 15

Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación de personas mediante identificación de la textura.

Video	1	2	3
Número de imágenes	151	134	147
Imágenes VP	123	111	131
Clasificador	SVM clasificador	SVM clasificador	SVM clasificador
Precisión	0.9851	1	0.9664
Accuracy	0.9536	0.9776	0.9704
Recall	0.9635	0.9762	1
Desviación Estándar	± 0.01610	± 0.01335	± 0.01835

Nota. Al finalizar este Sprint 04, se encontró ligeros inconvenientes para cumplir con los requerimientos establecidos, el sistema aún está encontrando varios falsos positivos como negativos, además el modelo aun no realiza una correcta identificación de la persona al pasar por la cámara. El sistema está comenzando a tardar dado que tiene mucha carga en los procesos, los videos están de baja calidad y con poca iluminación para realizar un correcto reconocimiento, se realizará las debidas correcciones, utilizando el sprint review donde se ajustará el umbral mejorando la iluminación en los videos, para validar el efecto en el reconocimiento.

Sprint 05: Re-Identificación de personas mediante características soft-biométricas (textura) al pasar por la cámara II

Para el desarrollo del quinto Sprint, se tomó como base la Historia de Usuario H.U. 05 especificada en la Tabla 3, el cual indica Re-ID de personas mediante características soft-biométricas (textura) con técnicas de Visión por Computadora y la aplicación de un algoritmo de Machine Learning mientras pasa por la cámara II.

Historias de Usuario Detalladas

La Tabla 16: Historia de usuario para Re-ID de personas mediante características soft-biométricas (textura) con técnicas de Visión por Computadora y la aplicación de un algoritmo de Machine Learning mientras pasa por la cámara II.

Tabla 16

Pruebas de Re-Identificación personas mediante la textura que pasa por la cámara II

Historias de Usuario Número: H.U. 05	
Usuario: Programadores de sistema Video Vigilancia	
Nombre historia: Re-ID de personas mediante características soft-biométricas (textura) con técnicas de Visión por Computadora y la aplicación de un algoritmo de Machine Learning mientras pasa por la cámara II	
Prioridad de negocio: Alta	Riesgo en desarrollo: Media
Puntos estimados (días): 15	Interacción asignada: 1
Programadores responsables: Diego Betancourt, José Carrillo	
Descripción:	
1. Quiero probar el funcionamiento de técnicas de Visión por Computadora y la aplicación de algoritmo de Machine Learning para la identificación de las características soft-biométricas (textura) mientras está ejecutándose la cámara II	
Validación (Criterios de aceptación):	

Historias de Usuario Número: H.U. 05

- Probar con distintos videos en diferentes ambientes para ver el funcionamiento de la precisión de la Re-ID.
 - Comprobar que los modelos estén reconociendo de manera correcta a la persona mientras está en la cámara II.
-

Sprint Backlog

Tabla 17: detalle de ejecución del Sprint Backlog 05.

Tabla 17

Sprint Backlog 05 pruebas de Re-Identificación de personas por textura en la cámara 2

Sprint	Fecha Inicio	Fecha Fin	Jornada
5	16/12/2022	09/01/2023	8 horas

Especificación de Sprint ejecutado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Estado
H.U.05	Re-ID de personas mediante el uso de características soft-biométricas (textura) mientras pasa por la cámara II.	48	16/12/2022	23/12/2022	Finalizado
H.U.05	Generación de pruebas del sistema para el reconocimiento mediante características soft-biométricas (textura)	24	02/01/2023	04/01/2023	Finalizado
H.U.05	Generar matriz de confusión y métricas del sistema para conocer el rendimiento del clasificador.	24	05/15/2022	09/12/2022	Finalizado

Resultados del Sprint

Después de aplicar el algoritmo de SVM de Machine Learning para la clasificación de las imágenes y las técnicas de Visión por Computadora con el descriptor LBP y las variaciones

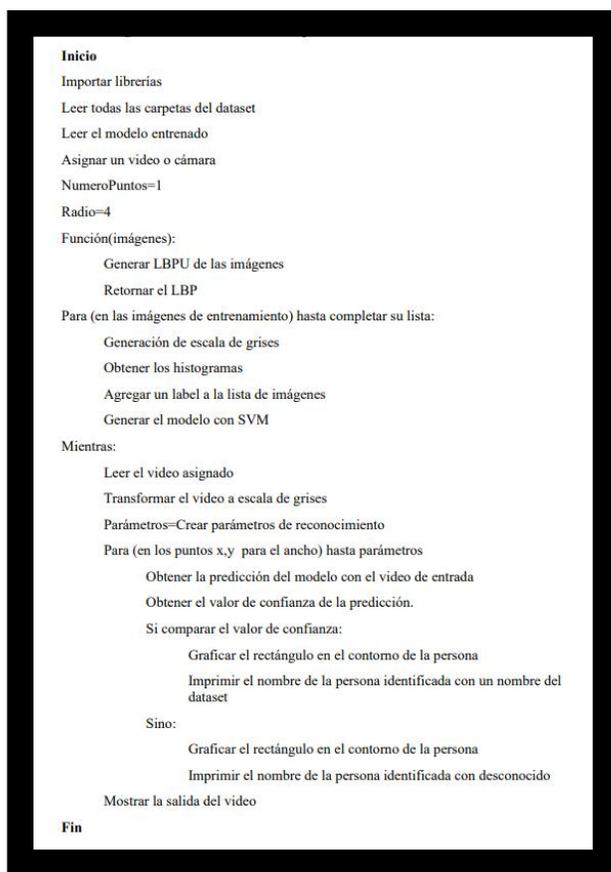
de LBP-U y LBP-H para características soft-biométricas (Textura), probándolos con un dataset de 350 imágenes de la clase Luis en distintos ambientes mientras pasan por la cámara 2.

En la Figura 20, se evidencia la implementación del algoritmo de Visión por Computadora LPB con sus variaciones para la identificación de la textura con la configuración de los parámetros y la aplicación de la obtención de métricas de evaluación.

- Primero se importan las librerías que se va a utilizar.
- Después el sistema lee el dataset creado con anterioridad para comparar con el video de entrada.
- Se crea variables que se van a usar para los vecinos de LBP con sus variaciones.
- Se obtiene las características de las imágenes con LBP-U, para luego retornar el LBP.
- Genera la escala de grises.
- Obtiene los histogramas, agregando el label a la lista de imágenes para generar el modelo con SVM.
- Una vez entre el video, transforma el video a escala de grises para proceder a utilizar
- Genera parámetros de reconocimiento.
- Obtiene la predicción del modelo y el valor de confianza de la predicción.
- Grafica el rectángulo y muestra el nombre de la persona en caso de ser identificada.
- Caso contrario imprime que es un desconocido y no se encuentra en el dataset.

Figura 20

Algoritmo de identificación de la textura en la cámara II

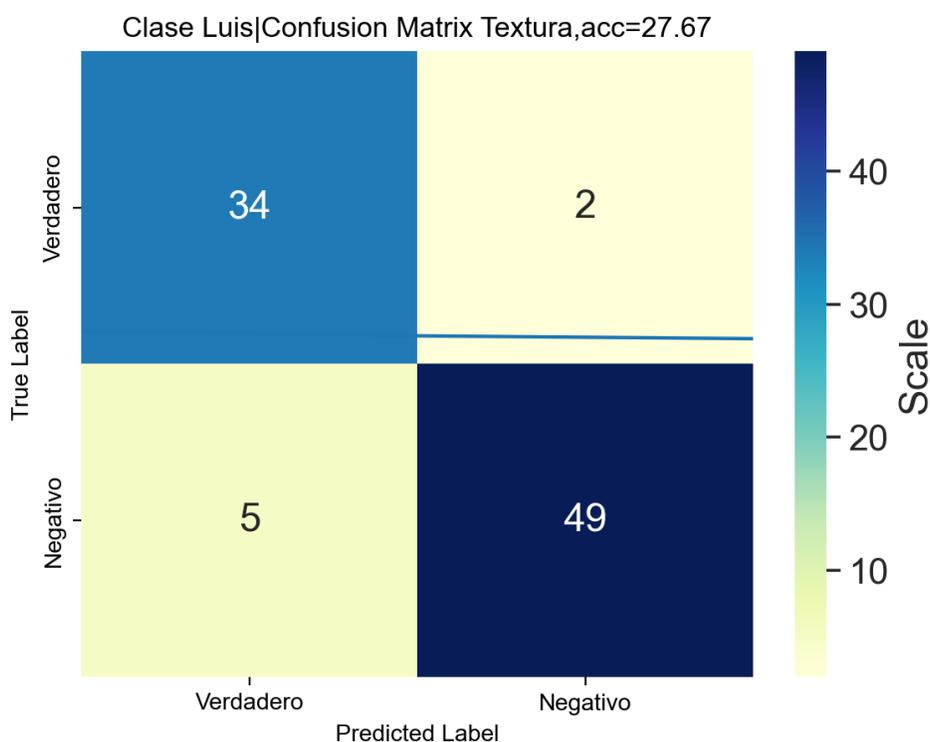


En la Figura 21, se muestra la matriz de confusión de uno de los videos de la clase Luis para el reconocimiento textura mientras pasa de frente por la cámara 2, esta matriz se obtiene de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación de personas para el reconocimiento de características soft-biométricas (textura) donde se obtiene:

- 34 verdaderos positivos.
- 49 verdaderos negativos.
- 5 falsos negativos.
- 2 falsos positivos.

Figura 21

Matriz de confusión (video 1) de la clase Ana.



Nota. El gráfico es obtenido en base a los resultados de la Re- de la textura en la segunda cámara.

Los resultados obtenidos en la matriz de confusión conforman un total de 90 imágenes generadas del primer video de la clase Luis, 34 de ellas son verdaderas y detectadas por el modelo.

Con los datos de los videos 1 y video 3, se generan 2 matrices de confusión adicionales por cada video. Con estos datos se puede generar la tabla de métricas, representando los resultados en la tabla 18.

Tabla 18

Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación de personas mediante identificación de la textura.

Video	1	2	3
Número de imágenes	90	96	160
Imágenes VP	34	67	143
Clasificador	SVM clasificador	SVM clasificador	SVM clasificador
Precisión	0.9444	1	0.8966
Accuracy	0.9222	0.9167	0.8523
Recall	0.8718	0.8222	0.7222
Desviación Estándar	± 0.03720	± 0.08895	± 0.09064

Nota. Al concluir con el sprint 05, se encontraron problemas para cumplir con los requisitos establecidos, el algoritmo tiene aún falencias en cuanto a la Re-Identificación de la textura cuando la persona va por el recorrido 2, dado a que no está bien ajustado el modelo y las pruebas realizadas con el conjunto de datos está dando inconvenientes por la posición de la cámara y la iluminación del entorno, muchas de las veces también pueden afectar el reflejo causado por el entorno.

Capítulo IV

Validación del sistema

Este capítulo se enfoca en los experimentos realizados en el proyecto. Se presenta una explicación del marco de evaluación, incluyendo las métricas utilizadas; además, se muestran y analizan los resultados alcanzados.

Marco de Evaluación

Como se menciona en el capítulo anterior, el sistema de Re-Identificación de personas se da en procesos separados, primero se identifica a las personas mediante el uso de características biométricas (el rostro) mientras pase por la cámara 1 y el segundo proceso donde se realiza la detección y Re-Identificación de las personas mediante el uso de la característica soft-biométrica (textura), cuando pasa por la cámara 2 y su rostro no está en el foco de la cámara.

Durante el desarrollo de cada Sprint, se daban limitaciones cuando se ejecutaba el sistema, dado a que la carga era muy grande, por lo tanto, se dividirá la carga del programa en 3 procesadores. Para comenzar, se utiliza el primer procesador para identificar el rostro, creando así un dataset. luego, se obtiene el descriptor y se entrena un modelo de textura con el segundo procesador, finalmente, con el tercer procesador, se detecta y vuelve a identificar a la persona mediante el modelo de textura anteriormente desarrollado. Para llevar a cabo este proceso se utilizaron videos de diferentes personas en dos escenarios consecutivos.

Definición y aplicación de métricas de evaluación

Definición de métricas

Para evaluar el sistema se utilizaron las métricas explicadas en el capítulo 3, para los distintos tipos de algoritmos desarrollados para la identificación de una persona, En la Tabla 1 se detalla los valores de sesgo de predicción, en donde:

1. **Los Verdaderos Positivos (VP)** son las imágenes positivas que fueron clasificadas como correctas por el modelo, esto cuando la predicción y observación es de 1, (1,1).
2. **Los Verdaderos Negativos (VN)** son las imágenes negativas que fueron clasificadas como falsos por el modelo, esto cuando la predicción y observación es de 0, (0,0).
3. **Los Falsos positivos (FP)** son las imágenes negativas que fueron clasificados incorrectamente como positivos (denominado como Error tipo 1), esto cuando la observación es 0 y la predicción es 1, (0,1).
4. **Los Falsos Positivos (FN)** son las imágenes positivas que fueron clasificados incorrectamente como falsos (denominado como Error tipo 2), cuando la observación es 1 y la predicción es 0, (1,0).

Aplicación de las métricas de evaluación

Se consideró el tamaño de las imágenes al realizar las pruebas del sistema de Re-Identificación de personas, creando una base de datos con imágenes de 150 x 150. Además, se grabaron varios videos de diferentes personas y escenarios para generar la matriz de confusión de cada algoritmo.

Se llevó a cabo las pruebas del sistema de Re-Identificación facial y textura con su clasificador y descriptor correspondiente, para evaluar el rendimiento de cada algoritmo individualmente. Después, se probó la integración de los tres algoritmos para evaluar el tiempo de ejecución y la capacidad de Re-Identificación.

Para probar el sistema de Re-Identificación por medio de características biométricas (rostro), se usó videos en los cuales la persona pasaba por la primera cámara de frente, donde se pudieran obtener rasgos faciales, mientras que para las características soft-biométricas

(textura), se usó videos donde la persona caminaba de frente por la cámara 1 y de espaldas cuando pasaba por la cámara 2, formando una secuencia de un circuito cerrado de cámaras.

Pruebas del algoritmo de identificación facial.

A continuación, se presentan las evaluaciones del algoritmo de reconocimiento facial, que fueron realizadas con cuatro categorías con el fin de evaluar el rendimiento del modelo de reconocimiento de características biométricas (facial) previamente capacitado. Para este punto se han aplicado mejoras en el sistema, se ajustó el umbral, el conjunto de datos tienen mejor iluminación generando el reconocimiento con mayor exactitud.

Cabe mencionar que, para generar las matrices de confusión, cada video fue tomado de la cámara 1 para la Re-Identificación mediante la característica biométrica (facial), donde se presentan el número de Verdaderos Positivos (VP), el número de Verdaderos Negativos (VN), Falsos Negativos (FN) y Falsos Positivos (FP).

Pruebas de identificación facial con la clase Alex.

En la tabla 19, 20 y 21 se representan las matrices de confusión con los resultados obtenidos de la clase Alex.

Tabla 19

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Alex (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	105 (VP)	0 (FP)
NEGATIVO	2 (FN)	15(VN)

Tabla 20

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Alex (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	114 (VP)	0 (FP)

	POSITIVOS	NEGATIVOS
NEGATIVO	0 (FN)	31 (VN)

Tabla 21

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Alex (video 3)

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	71 (VP)	1 (FP)
NEGATIVO	7 FN)	10 (VN)

Como se menciona anteriormente, el sistema tiene una base de datos de 350 imágenes por cada persona, con los resultados de las tablas se determina que tanto la iluminación del escenario (Figura 22) y la ubicación del objetivo de identificación, en este caso el centro del pasillo son elementos decisivos que afecta directamente al sistema de Re-Identificación de personas, la tabla 21 evidencia un porcentaje menor de reconocimiento de la persona, esto sucede porque en este caso, Alex transitaba por el lado de las barandas con un escenario muy iluminado donde no se identifica bien el rostro, este parámetro se analizará en las evaluaciones de las siguientes clases.

La Tabla 22, muestra la métrica de evaluación de la exactitud de la clase Alex en los diferentes videos, El algoritmo clasificador Haar Cascade determina un promedio de 0.96 sobre 1 de exactitud, a la detección del rostro. Siendo un nivel menor de exactitud al video 3, porque la persona se encuentra caminado por el lado derecho del escenario, donde el nivel de iluminación es mayor Figura 22. Los resultados obtenidos por el video 2 es de 1 sobre 1, esto se debe a que Alex caminaba por el centro del pasillo, por lo tanto, el nivel de reflejo de la iluminación es medio.

Tabla 22

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Alex (facial).

Video	Clasificador	Accuracy
1	Haar Cascade	0.9836
2	Haar Cascade	1
3	Haar Cascade	0.9101
Promedio de exactitud		0.9645
Desviación Estándar		± 0.04787

La Tabla 23 presenta los resultados de la detección del rostro del sistema de Re-Identificación Facial. El mismo que fue validado a las 10:05 de la mañana con la persona Alex, el sistema identifico a Alex con un promedio de 96 por ciento de exactitud.

Tabla 23

*Resultados de las pruebas del sistema de la clase **Alex** (facial).*

Escenario	Hora	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	10:05 am	Rostro	Identificado	Alex	Alex

En la Figura 22, se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Alex con el algoritmo de Viola Jones y uso de Haar Cascade para la identificación facial.

Figura 22

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Alex en la primera cámara.



Nota. En esta figura se puede notar que la iluminación del lado derecho del escenario es muy alta, por ello afecta el rendimiento del sistema para reconocer a Alex, por otro lado, los dos tramos de la ruta 1 tienen una buena iluminación y se puede reconocer con facilidad a Alex.

Pruebas de identificación facial con la clase Ángel.

En la tabla 24, 25 y 26 se representan las matrices de confusión de los resultados obtenidos de la clase Ángel.

Tabla 24

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Ángel (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	140 (VP)	0 (FP)
NEGATIVO	0 (FN)	7 (VN)

Tabla 25

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Ángel (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	146 (VP)	0 (FP)
NEGATIVO	4 (FN)	57 (VN)

Tabla 26

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Ángel (video 3).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	107 (VP)	2 (FP)
NEGATIVO	3 (FN)	35 (VN)

Como se mencionó en la prueba anterior, el sistema tiende a mostrar fallos cuando la persona transita por la parte más iluminada del recorrido Figura 23, la tabla 26 muestra los resultados del tramo derecho contenido en el video 3, entonces la iluminación del escenario puede llegar a afectar al reconocimiento de la persona, haciendo que pierda algunas características del rostro dado que se ilumina, se seguirá validando en las siguientes pruebas el funcionamiento.

La Tabla 27 muestra la métrica de evaluación de la exactitud de la clase Ángel en los diferentes videos, El algoritmo clasificador Haar Cascade determina un promedio de 0.98 sobre 1 de exactitud, a la detección del rostro. Siendo un nivel menor de exactitud al video 3, porque

la Ángel se encuentra caminado por el lado derecho del escenario, donde el nivel de iluminación es mayor Figura 23. Los resultados obtenidos por el video 1 es de 1 sobre 1, esto se debe a que Ángel caminaba por el lado izquierdo del pasillo, donde se tenía mucha menos iluminación y en este caso resulto ser de ayuda para la identificación de la persona.

Tabla 27

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Ángel (facial).

Video	Clasificador	Accuracy
1	Haar Cascade	1
2	Haar Cascade	0.9807
3	Haar Cascade	0.9560
Promedio de la exactitud		0.9806
Desviación Estándar		± 0.01705

La Tabla 28 presenta los resultados de la detección del rostro del sistema de Re-Identificación Facial. El mismo que fue validado a las 10:33 de la mañana con la persona Ángel, el sistema identifico a Ángel con un promedio de 98 por ciento de exactitud.

Tabla 28

Resultados de las pruebas del sistema de la clase Ángel (facial).

Escenario	Hora	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	10:33 am	Rostro	Identificado	Ángel	Ángel

En la Figura 23, se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Ángel con el algoritmo de Viola Jones y uso de Haar Cascade para la identificación facial.

Figura 23

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Ángel en la primera cámara.



Pruebas de identificación facial con la clase Diego.

En la tabla 29, 30 y 31 se representan las matrices de confusión de los resultados obtenidos de la clase Diego.

Tabla 29

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	153 (VP)	0 (FP)
NEGATIVO	0 (FN)	6 (VN)

Tabla 30

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	125 (VP)	2 (FP)
NEGATIVO	0 (FN)	31 (VN)

Tabla 31

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 3).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	108(VP)	2 (FP)
NEGATIVO	5 (FN)	39 (VN)

En este caso con Diego, se puede observar en la tabla 31, mejoro un poco el reconocimiento, aunque aún se encuentra muy iluminado el escenario por la parte de la derecha figura 24, entonces se puede determinar que es mejor el reconocimiento del sistema cuando la iluminación no satura la imagen del rostro.

La Tabla 32, muestra la métrica de evaluación de la exactitud de la clase Diego en los diferentes videos, El algoritmo clasificador Haar Cascade determina un promedio de 0.98 sobre 1 de exactitud, a la detección del rostro. El tramo de la derecha sigue siendo un problema en la ruta 1. Los resultados obtenidos por el video 1 es de 1 sobre 1, esto se debe a que Diego caminaba por el lado izquierdo del pasillo donde la iluminación era menor.

Tabla 32

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Diego (facial).

Video	Clasificador	Accuracy
1	Haar Cascade	1
2	Haar Cascade	0.9873
3	Haar Cascade	0.9668
Promedio de la exactitud		0.9822
Desviación Estándar		± 0.02347

La Tabla 33 presenta los resultados de la detección del rostro del sistema de Re-Identificación Facial. El mismo que fue validado a las 09:55 de la mañana con la persona Diego, el sistema identifico a Diego con un promedio de 98 por ciento de exactitud.

Tabla 33

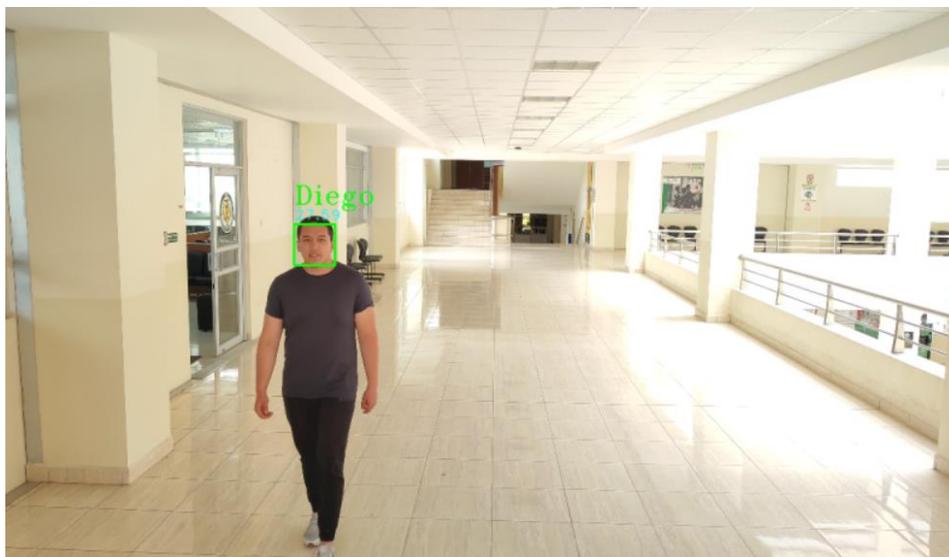
Resultados de las pruebas del sistema de la clase Diego (facial).

Escenario	Hora	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	09:55 am	Rostro	Identificado	Diego	Diego

En la Figura 24, se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Diego con el algoritmo de Viola Jones y uso de Haar Cascade para la identificación facial.

Figura 24

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Diego en la primera cámara.



Nota. En esta figura se puede notar la iluminación más baja con respecto a las otras pruebas, la baldosa no reflejaba tanto y el foco de la cámara no se saturaba de luz.

Pruebas de identificación facial con la clase Flor.

En la tabla 34, 35 y 36 se representan las matrices de confusión de los resultados obtenidos de la clase Flor.

Tabla 34

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	120 (VP)	0 (FP)
NEGATIVO	0 (FN)	34 (VN)

Tabla 35

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	114 (VP)	5 (FP)
NEGATIVO	0 (FN)	3 (VN)

Tabla 36

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 3).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	101 (VP)	0 (FP)
NEGATIVO	6 (FN)	17 (VN)

En este caso los resultados fueron menores, aunque existía un poco menos de iluminación figura 25, el rostro de Flor estaba un poco más obstruido por el tipo de chaqueta que estaba usando, ocultando el mentón de la persona y haciendo que el sistema a veces no reconozca, este es otro problema de reconocimiento, cuando se oculta una parte del rostro y este se ilumina los resultados son menores como se puede ver en la tabla 36.

La Tabla 37, muestra la métrica de evaluación de la exactitud de la clase Flor en los diferentes videos, El algoritmo clasificador Haar Cascade determina un promedio de 0.978 sobre 1 de exactitud, a la detección del rostro. Los resultados fueron menores, dado al inconveniente de la chaqueta que usaba Flor, no es un problema muy grande, porque aun así el video 1 tiene un buen valor de identificación.

Tabla 37

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Flor (facial).

Video	Clasificador	Accuracy
1	Haar Cascade	1
2	Haar Cascade	0.9590
3	Haar Cascade	0.9773
Promedio de la exactitud		0.9787
Desviación Estándar		± 0.02053

La Tabla 38 presenta los resultados de la detección del rostro del sistema de Re-Identificación Facial. El mismo que fue validado a las 13:33 de la tarde con la persona Flor, el sistema identifico a Flor con un promedio de 97.8 por ciento de exactitud.

Tabla 38

Resultados de las pruebas del sistema de la clase Flor (facial).

Escenario	Hora	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	13:33 pm	Rostro	Identificado	Flor	Flor

En la Figura 25, se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Flor con el algoritmo de Viola Jones y uso de Haar Cascade para la identificación facial.

Figura 25

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Flor en la primera cámara.



Pruebas de identificación facial con la clase Jhon

En la tabla 39, 40 y 41 se representan las matrices de confusión de los resultados obtenidos de la clase Jhon.

Tabla 39

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	154 (VP)	0 (FP)
NEGATIVO	0 (FN)	3 (VN)

Tabla 40

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	161 (VP)	1 (FP)

	POSITIVOS	NEGATIVOS
NEGATIVO	4 (FN)	15 (VN)

Tabla 41

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 3).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	136 (VP)	3 (FP)
NEGATIVO	9 (FN)	14 (VN)

Como se mencionaba en las pruebas anteriores la iluminación es uno de los problemas más grandes para la identificación facial, en el caso de Jhon no fue muy distinto, incluso se llegó a tener menores resultados, este caso también fue un poco distinto, a veces el cabello de la persona tapaba parte de la cara haciendo que el sistema tenga problemas en identificar a Jhon como se puede ver en la tabla 41.

La Tabla 42, muestra la métrica de evaluación de la exactitud de la clase Jhon en los diferentes videos, El algoritmo clasificador Haar Cascade determina un promedio de 0.966 sobre 1 de exactitud, a la detección del rostro. Los resultados fueron mucho menores a las pruebas anteriores, debido a la iluminación y a veces se ocultaba parte del rostro de la persona con el cabello.

Tabla 42

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Jhon (facial).

Video	Clasificador	Accuracy
1	Haar Cascade	1
2	Haar Cascade	0.9724
3	Haar Cascade	0.9259
Promedio de la exactitud		0.9661
Desviación Estándar		± 0.03744

La Tabla 43 presenta los resultados de la detección del rostro del sistema de Re-Identificación Facial. El mismo que fue validado a las 13:50 de la tarde con la persona Jhon, el sistema identifico a Jhon con un promedio de 96.6 por ciento de exactitud.

Tabla 43

Resultados de las pruebas del sistema de la clase Jhon (facial).

Escenario	Hora	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	13:50 pm	Rostro	Identificado	Jhon	Jhon

En la Figura 26, se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Jhon con el algoritmo de Viola Jones y uso de Haar Cascade para la identificación facial.

Figura 26

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación facial para identificar a Jhon en la primera cámara.



Pruebas del algoritmo de Re-Identificación por textura.

A continuación, se presentan las evaluaciones del algoritmo de identificación de textura, que fueron realizadas con cuatro categorías con el objetivo de evaluar el rendimiento del modelo de identificación de características soft-biométricas (textura) previamente capacitado. Para este punto se han aplicado mejoras en el sistema, se ajustó el umbral, el conjunto de datos tienen mejor iluminación generando el reconocimiento con mayor exactitud.

Cabe mencionar que, para generar las matrices de confusión, cada video fue tomado de la cámara 2 para la Re-Identificación mediante la característica soft-biométrica (textura), donde se presentan el número de Verdaderos Positivos (VP), el número de Verdaderos Negativos (VN), Falsos Negativos (FN) y Falsos Positivos (FP), además se añade una figura de la identificación de textura en la cámara 1 para validar el reconocimiento por la ruta 1.

Pruebas de identificación de textura con la clase Alex.

En la tabla 44, 45 y 46 se representan las matrices de confusión de los resultados obtenidos de la clase Alex.

Tabla 44

Matriz de confusión de identificación textura de la clase Alex (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	111 (VP)	10 (FP)
NEGATIVO	6 (FN)	7 (VN)

Tabla 45

Matriz de confusión de identificación textura de la clase Alex (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	128 (VP)	4 (FP)
NEGATIVO	8 (FN)	11 (VN)

Tabla 46

Matriz de confusión de identificación de textura de la clase Alex (video 3).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	106 (VP)	8 (FP)
NEGATIVO	13 (FN)	5 (VN)

En la Re-Identificación de la textura es un poco más complicado la obtención de datos, a veces el estilo de la ropa es similar y el sistema se puede confundir con el reconocimiento de la persona, la iluminación en la ruta 2 fluctúa un poco por los ventanales del pasillo, esto ocasiona que el sistema no reconozca de manera efectiva a la persona y se ve reflejado en la tabla 44 y 46, los resultados son menores debido a que el video 1 circula por alado de la barandilla, la cual tiene iluminación directa, y por otro lado, el video 3 tiene iluminación de los ventanales a los costados del pasillo figura 28, a pesar de esto el rendimiento del sistema es muy bueno, se obtiene buenos resultados.

La Tabla 47, muestra los resultados de las métricas de evaluación para el sistema de Re-Identificación textura. Se muestra una exactitud de 0.88 de precisión de reconocimiento donde se obtuvo un mejor rendimiento en el video 2, porque Alex pasaba por el centro del escenario.

Tabla 47

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Alex (textura).

Video	Clasificador	Accuracy
1	SVM Clasificador	0.8806
2	SVM Clasificador	0.9205
3	SVM Clasificador	0.8409
Promedio de la exactitud		0.8806
Desviación Estándar		± 0.03980

La Tabla 48 presenta los resultados de la detección de textura del sistema de Re-Identificación de personas. El mismo que fue validado a las 11:02 de la mañana con la persona Alex, el sistema identifico a Alex con un promedio de 88.06 por ciento de exactitud.

Tabla 48

Resultados de las pruebas del sistema de la clase Alex (textura).

Escenario	Hora	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno y dos, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	11:02 am	Textura	Identificado	Alex	Alex

Se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Alex con los algoritmos LBP-H y LBP-U de Visión por Computadora, con el uso de SVM Machine Learning para la identificación de textura en el primer Figura 27 y Figura 28 para el segundo video.

Figura 27

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Alex en la primera cámara.



Figura 28

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Alex en la segunda cámara.



Pruebas de identificación de textura con la clase Ángel.

En la tabla 49, 50 y 51 se representan las matrices de confusión de los resultados obtenidos de la clase Ángel.

Tabla 49

Matriz de confusión de identificación de textura de la clase Ángel (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	105 (VP)	15 (FP)
NEGATIVO	3 (FN)	8 (VN)

Tabla 50

Matriz de confusión de identificación de textura de la clase Ángel (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	118 (VP)	8 (FP)
NEGATIVO	5 (FN)	9 (VN)

Tabla 51

Matriz de confusión de identificación de textura de la clase Ángel (video 3).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	120 (VP)	16 (FP)
NEGATIVO	9 (FN)	10 (VN)

Los datos de las tablas 49, 50 y 51, evidencian la afectación del reconocimiento por el cambio de iluminación, cuando se entrenó el modelo se tenía mayor iluminación Figura 30, esto puede afectar un poco debido que LBP trabaja con escala de grises para el reconocimiento, teniendo en cuenta que la escala va de 0 a 255, la iluminación puede hacer que un color se vea más vivo, por ello se nota que en el video 3 de la tabla 51 se puede encontrar un poco más de errores de reconocimiento.

La Tabla 52, muestra los resultados de las métricas de evaluación para el sistema de Re-Identificación textura. Se muestra una exactitud de 0.869 de precisión de reconocimiento donde se obtuvo un mejor rendimiento en el video 2, porque Ángel pasaba por el centro del escenario.

Tabla 52

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Ángel (textura).

Video	Clasificador	Accuracy
1	SVM Clasificador	0.8626
2	SVM Clasificador	0.9071
3	SVM Clasificador	0.8387
Promedio de la exactitud		0.8694
Desviación Estándar		± 0.03471

La Tabla 53 presenta los resultados de la detección de textura del sistema de Re-Identificación de personas. El mismo que fue validado a las 10:50 de la mañana con la persona Ángel, el sistema identifico a Ángel con un promedio de 88.69 por ciento de exactitud.

Tabla 53

Resultados de las pruebas del sistema de la clase Ángel (textura).

Escenario	Hora	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno y dos, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	10:50 am	Textura	Identificado	Ángel	Ángel

Se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Ángel con los algoritmos LBP-H y LBP-U de Visión por Computadora, con el uso de SVM Machine Learning para la identificación de textura en el primer Figura 29 y Figura 30 para el segundo video.

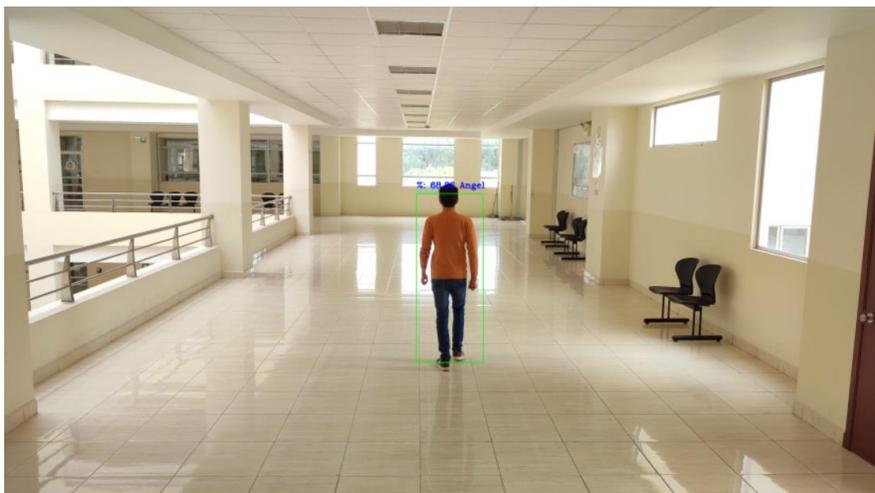
Figura 29

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Ángel en la primera cámara.



Figura 30

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a *Ángel* en la segunda cámara.



Pruebas de identificación textura con la clase Diego.

En la tabla 54, 55 y 56 se representan las matrices de confusión de los resultados obtenidos de la clase Diego.

Tabla 54

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	102 (VP)	7 (FP)
NEGATIVO	5 (FN)	18 (VN)

Tabla 55

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	121 (VP)	6 (FP)

	POSITIVOS	NEGATIVOS
NEGATIVO	3 (FN)	7 (VN)

Tabla 56

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Diego (video 3).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	118 (VP)	8 (FP)
NEGATIVO	6 (FN)	9 (VN)

Los datos de las tablas 54,55,y 56, evidencian que este es uno de los mejores casos donde el sistema hace uno de los mejores reconocimientos, la iluminación de las dos escenas es similar, además la textura de la clase Diego es diferente a las otras por el hecho de no tener las mangas largas en la vestimenta, ayuda a que se diferencie mucho más de las otras personas y el reconocimiento es mucho más acertado, el rendimiento es mucho mejor en el centro por tener menos iluminación en el escenario figura 32.

La Tabla 57, muestra los resultados de las métricas de evaluación para el sistema de Re-Identificación textura. Se muestra una exactitud de 0.905 de precisión de reconocimiento donde se obtuvo un mejor rendimiento en el video 2, porque Diego pasaba por el centro del escenario.

Tabla 57

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Diego (textura).

Vídeo	Clasificador	Accuracy
1	SVM Clasificador	0.8824
2	SVM Clasificador	0.9343
3	SVM Clasificador	0.9007
Promedio de la exactitud		0.9058
Desviación Estándar		± 0.02632

La Tabla 58 presenta los resultados de la detección de textura del sistema de Re-Identificación de personas. El mismo que fue validado a las 09:55 de la mañana con la persona Diego, el sistema identifico a Diego con un promedio de 90.58 por ciento de exactitud.

Tabla 58

Resultados de las pruebas del sistema de la clase Diego (textura).

Escenario	Hora	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno y dos, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	09:55 am	Textura	Identificado	Diego	Diego

Se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Diego con los algoritmos LBP-H y LBP-U de Visión por Computadora, con el uso de SVM Machine Learning para la identificación de textura en el primer Figura 31 y Figura 32 para el segundo video.

Figura 31

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Diego en la primera cámara.

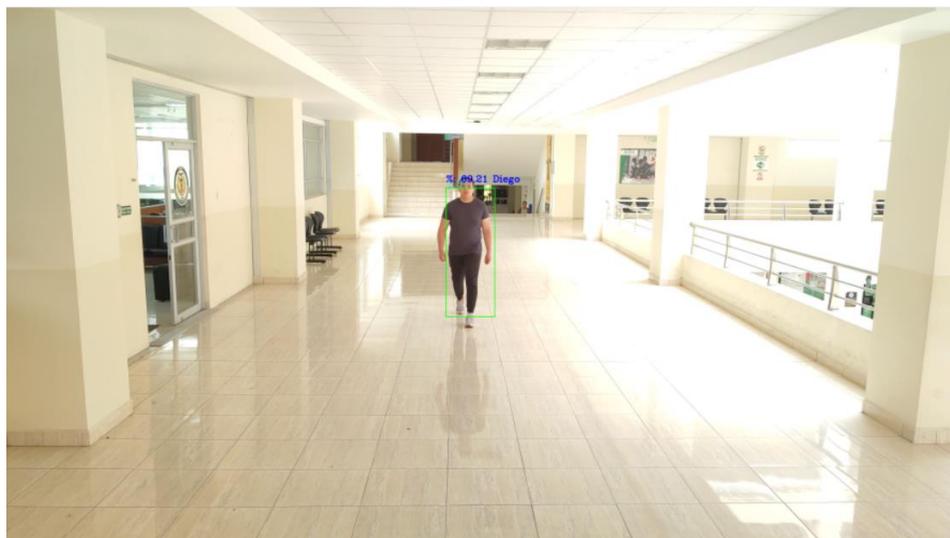


Figura 32

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Diego en la segunda cámara.



Pruebas de identificación textura con la clase Flor.

En la tabla 59, 60 y 61 se representan las matrices de confusión de los resultados obtenidos de la clase Flor.

Tabla 59

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	106 (VP)	8 (FP)
NEGATIVO	6 (FN)	10 (VN)

Tabla 60

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	117 (VP)	9 (FP)

	POSITIVOS	NEGATIVOS
NEGATIVO	5 (FN)	13 (VN)

Tabla 61

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Flor (video 3).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	109 (VP)	6 (FP)
NEGATIVO	3 (FN)	15 (VN)

Los datos de las tablas 59, 60 y 61, evidencian que en este caso, la persona Flor tiene un mejor reconocimiento por tener una iluminación estándar del escenario figura 34, a diferencia de los anteriores casos, esta vez el sistema no fallo tanto al reconocer a la persona, evidenciándose en todas las matrices de confusión, además puede influir la estatura de Flor, diferenciándose de las demás personas del dataset.

La Tabla 62, muestra los resultados de las métricas de evaluación para el sistema de Re-Identificación textura. Se muestra una exactitud de 0.9091 de precisión de reconocimiento donde se obtuvo un mejor rendimiento en el video 3, la iluminación es estándar y se obtuvo mejores resultados.

Tabla 62

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Flor (textura).

Video	Clasificador	Accuracy
1	SVM Clasificador	0.8923
2	SVM Clasificador	0.9028
3	SVM Clasificador	0.9323
Promedio de la exactitud		0.9091
Desviación Estándar		± 0.02073

La Tabla 63 presenta los resultados de la detección de textura del sistema de Re-Identificación de personas. El mismo que fue validado a las 13:33 de la tarde con la persona Flor, el sistema identifico a Flor con un promedio de 90.91 por ciento de exactitud.

Tabla 63

Resultados de las pruebas del sistema de la clase Flor (textura).

Escenario	Hora	Característic a Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno y dos, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	13:33 pm	Textura	Identificado	Flor	Flor

Se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Flor con los algoritmos LBP-H y LBP-U de Visión por Computadora, con el uso de SVM Machine Learning para la identificación de textura en el primer Figura 33 y Figura 34 para el segundo video.

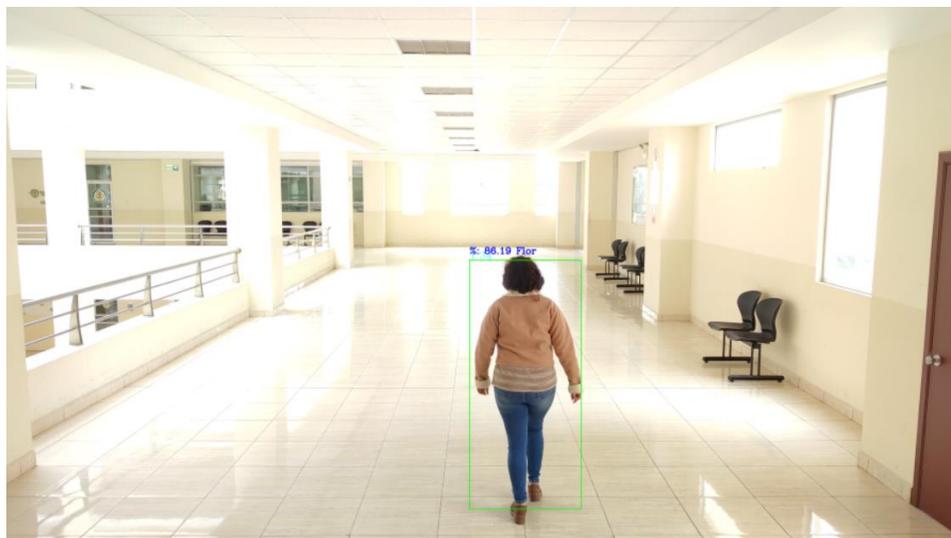
Figura 33

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Flor en la primera cámara.



Figura 34

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Flor en la segunda cámara.



Pruebas de identificación textura con la clase Jhon.

En la tabla 64, 65 y 66 se representan las matrices de confusión de los resultados obtenidos de la clase Jhon.

Tabla 64

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 1).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	127 (VP)	6 (FP)
NEGATIVO	4 (FN)	11 (VN)

Tabla 65

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 2).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	118 (VP)	9 (FP)
NEGATIVO	3 (FN)	8 (VN)

Tabla 66

Matriz de confusión de identificación facial de la clase Jhon (video 3).

	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	120 (VP)	7 (FP)
NEGATIVO	5 (FN)	15 (VN)

Los datos de las tablas 64,65 y 66, evidencian los resultados de las pruebas realizadas a Jhon, el sistema tiene un buen rendimiento por el tipo de textura, la iluminación del entorno no afecta mucho por los colores de vestimenta que lleva la persona como se puede ver en la figura 36, para la detección de textura es mucho mejor si el entorno es iluminado.

La Tabla 67, muestra los resultados de las métricas de evaluación para el sistema de Re-Identificación de textura. Se muestra una exactitud de 0.9212 en el reconocimiento de la persona, se obtuvo un mejor rendimiento en el video 1, la iluminación es estándar y la textura de la persona influyo para obtener mejores resultados.

Tabla 67

Resultados de las métricas de evaluación de la clase Jhon (textura).

Video	Clasificador	Accuracy
1	SVM Clasificador	0.9324
2	SVM Clasificador	0.9130
3	SVM Clasificador	0.9184
Promedio de la exactitud		0.9212
Desviación Estándar		± 0.0100

La Tabla 68 presenta los resultados de la detección de textura del sistema de Re-Identificación de personas. El mismo que fue validado a las 13:50 de la tarde con la persona Jhon, el sistema identificó a Jhon con un promedio de 92.12 por ciento de exactitud.

Tabla 68

Resultados de las pruebas del sistema de la clase Jhon (textura).

Escenario	Hora	Característica Biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Cámara uno y dos, pasillo frente al departamento de ciencias de la computación	13:50 pm	Textura	Identificado	Jhon	Jhon

Se evidencia el funcionamiento del sistema de Re-Identificación de Jhon con los algoritmos LBP-H y LBP-U de Visión por Computadora, con el uso de SVM Machine Learning para la identificación de textura en el primer Figura 35 y Figura 36 para el segundo video.

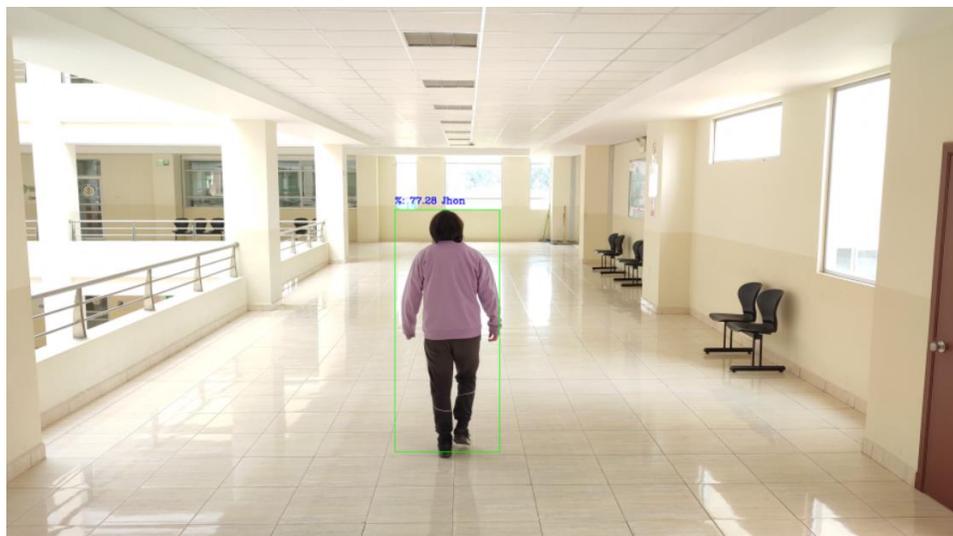
Figura 35

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Jhon en la primera cámara.



Figura 36

Funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura para identificar a Jhon en la segunda cámara.



Capítulo V

Conclusiones

Conclusiones

El estudio del estado del arte sobre métodos y técnicas para la Re-Identificación de personas a través de características biométricas y soft-biométricas, ha demostrado la importancia y el potencial en los ámbitos de seguridad y análisis de datos, los avances recientes en la Visión por Computadora y Machine Learning han llevado a resultados prometedores por un mayor grado de precisión y robustez en los algoritmos de Re-Identificación, y sugieren un futuro prometedor para la investigación en este campo.

La aplicación de la metodología Scrum en el proyecto de Re-Identificación de personas a través de las características biométricas como faciales y soft-biométricas como textura, ha demostrado ser altamente ventajosa en términos de eficiencia, calidad y flexibilidad en la gestión del proyecto. El enfoque iterativo e incremental de Scrum permite una mejor comunicación y colaboración entre los miembros del equipo y los interesados, lo que se traduce en una mayor satisfacción del cliente y una entrega más rápida y eficaz del producto final.

Se propuso un sistema de Re-Identificación de personas que funciona correctamente con resultados de exactitud dentro del rango establecido por la literatura, aunque se presentaron inconvenientes en las imágenes almacenadas en el dataset, debido al entorno demasiado iluminado y reflejo de las baldosas y los ventanales. Sin embargo, después de realizar algunos cambios, como ajustar el umbral, mejorar el conjunto de datos almacenados y obtener un mayor número de imágenes para el entrenamiento del sistema, incrementando 6 clases con un total de 2,100 imágenes, se logró reducir los fallos y mejorar la precisión del sistema.

La documentación de la tesina de grado es fundamental para garantizar la transparencia, confiabilidad y reproducibilidad del proyecto, por lo tanto, es importante evidenciar los métodos, técnicas utilizadas en el proceso de desarrollo del sistema de Re-Identificación de personas, además, la documentación detalla también el proceso de verificación y validación de resultados emitidos por el sistema, generando una base sólida para futuras investigaciones de video seguridad y mejoras en el campo de la Re-Identificación de personas.

Bibliografía

- Ahmed, A., Guo, J., Ali, F., Deeba, F., & Ahmed, A. (2018, May). LBPH based improved face recognition at low resolution. In 2018 international conference on Artificial Intelligence and big data (ICAIBD) (pp. 144-147). IEEE.
- Alonso, A., & Jara, E. (2016). Visión por computadora: identificación, clasificación y seguimiento de objetos. FPUNE Scientific, (10).
- Alssadi, I. (2015, diciembre). Physiological Biometric Authentication Systems, Advantages, Disadvantages and Future Development: A Review. INTERNATIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC & TECHNOLOGY RESEARCH, 1(1), Article 322686764. <https://www.researchgate.net/publication/322686764>
- An, L., Chen, X., Kafai, M., Yang, S., & Bhanu, B. (2013). Improving person re-identification by soft biometrics based reranking. 2013 Seventh International Conference on Distributed Smart Cameras (ICDSC), 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICDSC.2013.6778216>
- Arteaga, H. C. (2015). Técnicas de aprendizaje supervisado y no supervisado para el aprendizaje automatizado de computadoras. Memorias del primer Congreso Internacional de Ciencias Pedagógicas: Por una educación integral, participativa e incluyente, 2015, ISBN 978-9942-17-011-8, págs. 549-564, 549-564. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7192675>
- Bass, J. M. (2014, August). Scrum master activities: process tailoring in large enterprise projects. In 2014 IEEE 9th International Conference on Global Software Engineering (pp. 6-15). IEEE.
- Borja, C. T., & Bueno, Á. G. (2010). Sistemas Biométricos. 39.

- Brusil Cruz, C. A. (2020). Análisis comparativo entre aprendizaje supervisado y aprendizaje semi-supervisado para la clasificación de señales sísmicas vulcanológicas del volcán Cotopaxi [BachelorThesis, Quito, 2020.]. <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/20723>
- Butler, K. T., Davies, D. W., Cartwright, H., Isayev, O., & Walsh, A. (2018). Machine learning for molecular and materials science. *Nature*, 559(7715), 547-555. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0337-2>
- Carlos, G., Jesús, R., & Pablo, P. (s. f.). Aplicación de SVM para la Decodificación Neural de Estímulos Visuales Recibidos por Primates.
- Cifuentes, A., Mendoza, E., Lizcano, M., Santrich, A., & Moreno-Trillos, S. (2019). Desarrollo de una red neuronal convolucional para reconocer patrones en imágenes. *Investigación y desarrollo en TIC*, 10(2), Art. 2.
- Ciscar, F. (2021). Sistema de Reidentificación de Personas [Trabajo de fin de grado]. Universidad de Alicante. <http://hdl.handle.net/10045/115978>
- Dabhi, M. K., & Pancholi, B. K. (2013). *Face Detection System Based on Viola—Jones Algorithm*. 5(4).
- Díaz-Ramírez, J., & Díaz-Ramírez, J. (2021). Aprendizaje Automático y Aprendizaje Profundo. *Ingeniare. Revista chilena de ingeniería*, 29(2), 180-181. <https://doi.org/10.4067/S0718-33052021000200180>
- Farenzena, M., Bazzani, L., Perina, A., Murino, V., & Cristani, M. (2010). Person re-identification by symmetry-driven accumulation of local features, In Proc. IEEE Intern. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition.
- Foreman, E. (2018). What is Scrum? Scrum.org. Recuperado 2 de febrero de 2023, de <https://www.scrum.org/resources/what-is-scrum>

- Gallego, J., & Slater, M. (2020). Multi-Person Re-Identification Based on Face, Pose and Texture Analysis in Unconstrained Videos. 2020 IEEE 21st International Conference on Computational Problems of Electrical Engineering (CPEE), 1-4. <https://doi.org/10.1109/CPEE50798.2020.9238766>
- Godoy, D. A. (2015). *Diseño de un Simulador Dinámico de Proyectos de Desarrollo de Software que utilizan metodología Scrum* [Tesis, Universidad Nacional de La Plata]. <https://doi.org/10.35537/10915/44915>
- Goel, P., & Agarwal, S. (2012, September). Hybrid approach of haar cascade classifiers and geometrical properties of facial features applied to illumination invariant gender classification system. In 2012 International Conference on Computing Sciences (pp. 132-136). IEEE.
- Gómez Silva, M. J. (2019). Appearance similarity learning for multi-person tracking and re-identification. <https://doi.org/10.1049/ic.2016.0093>.
- Goncalves, L. (2018). Scrum | SpringerLink. <https://link.springer.com/article/10.1007/s12176-018-0020-3>
- Gong, S. (2014). Person re-identification. Springer Science & Business Media, 1–2(Revisado).
- Hamdoun, O., Moutarde, F., Stanculescu, B., & Steux, B. (2008, September). Person re-identification in multi-camera system by signature based on interest point descriptors collected on short video sequences. In 2008 Second ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras (pp. 1-6). IEEE.
- Jurado, A., & Munoz, R. (2017). Scrum Methodology in Higher Education: Innovation in Teaching, Learning and Assessment. *International Journal of Higher Education*, 6(6), 1-18.
- Ken, S., & Sutherland, J. (2020). *The Scrum Guide*. Scrum Alliance.

- Kim, M., Joung, S., Park, K., Kim, S., & Sohn, K. (2019, September). Unpaired cross-spectral pedestrian detection via adversarial feature learning. In 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP) (pp. 1650-1654). IEEE.
- Layne, R., Hospedales, T., & Gong, S. (2012). Person Re-identification by Attributes. *Proceedings of the British Machine Vision Conference 2012*, 24.1-24.11. <https://doi.org/10.5244/C.26.24>
- Lian, H. C., & Lu, B. L. (2006). Multi-view gender classification using local binary patterns and support vector machines. In *Advances in Neural Networks-ISNN 2006: Third International Symposium on Neural Networks, Chengdu, China, May 28-June 1, 2006, Proceedings, Part II 3* (pp. 202-209). Springer Berlin Heidelberg.
- Martínez, R. G. (2003). *Sistemas inteligentes*. Nueva Librería.
- Melnyk, K. V., Hlushko, V. N., & Borysova, N. V. (2020). DECISION SUPPORT TECHNOLOGY FOR SPRINT PLANNING. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 1, Art. 1. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-1-14>
- Mendoza Arteaga, A. G., Mendoza Cedeño, G. I., Macías Arias, E. J., & Chum Molina, S. R. (2016). Sistemas de reconocimiento facial, como herramienta para la búsqueda de personas. *Sinapsis: La revista científica del ITSUP*, 1(8), 10.
- Mery, D. (2004). *Visión por Computador [Tesis de maestría]*. Universidad Católica de Chile.
- Nieto, A., Ghosh, S., Tourville, J., & Guenther, F. H. (2003). Region of interest-based analysis of functional imaging data. *Neuroimage*, 19(4), 1303-1316.
- Padilla, R., Filho, C. F. F. C. & Costa, M. G. F. (2012). Evaluation of Haar Cascade Classifiers Designed for Face Detection. *World Academy of Science, Engineering and Technology*,

- International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering, 6(4), 466-469.
- Pietikäinen, M. (2010, 3 marzo). Local Binary Patterns - Scholarpedia. http://www.scholarpedia.org/article/Local_Binary_Patterns
- Prado, K. S. D. (2018, 19 junio). Face Recognition: Understanding LBPH Algorithm - Towards Data Science. Medium. <https://towardsdatascience.com/face-recognition-how-lbph-works-90ec258c3d6b>
- Presutti, M. (2004). LA MATRIZ DE CO-OCURRENCIA EN LA CLASIFICACIÓN MULTIESPECTRAL: TUTORIAL PARA LA ENSEÑANZA DE MEDIDAS TEXTURALES EN CURSOS DE GRADO UNIVERSITARIO. 9.
- Qi, X., Qiao, Y., Li, C. G., & Guo, J. (2013, September). Multi-scale Joint Encoding of Local Binary Patterns for Texture and Material Classification. In BMVC.
- Roy, A., & Marcel, S. (2009). Haar local binary pattern feature for fast illumination invariant face detection. In British Machine Vision Conference 2009 (No. CONF).
- Ruiz, C. G. (2020). TRABAJO FIN DE GRADO, RE-IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS Y VEHÍCULOS. 56.
- Sachdeva, S. (2016). Scrum Methodology. International Journal Of Engineering and Computer Science. <https://doi.org/10.18535/ijecs/v5i6.11>
- Sáez, D. (2019). Re-Identificación de personas [Tesis de maestría]. Universidad Autónoma de Madrid.
- Sairamy, N., Susmitha, L., Subathra, M. & Thomas, S. (2019). Hybrid Approach for Classification of Electroencephalographic Signals Using Time–Frequency Images With Wavelets and

- Texture Features. *Scopus*, 3(1), 253-273. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815553-0.00013-6>
- Serratos, F. (2008). La biometría para la identificación de las personas. *Universitat Oberta de Catalunya*.
- Shapiro, L. G., & Stockman, G. C. (2001). *Computer vision (Vol. 3)*. New Jersey: Prentice Hall.
- Sharifara, A., Rahim, M. S. M., & Anisi, Y. (2014, August). A general review of human face detection including a study of neural networks and Haar feature-based cascade classifier in face detection. In *2014 International symposium on biometrics and security technologies (ISBAST)* (pp. 73-78). IEEE.
- Solutions, Management. (2018). *Machine learning, una pieza clave en la transformación de los modelos de negocio*. (2018). 44.
- Surakarin, W., & Chongstitvatana, P. (2015). Classification of clothing with weighted SURF and local binary patterns. *2015 International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC)*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/ICSEC.2015.7401409>
- Sutherland, C. L., Rabinovich, B., Chalupny, N. J., Brawand, P., Miller, R. & Cosman, D. (2006). ULBPs, human ligands of the NKG2D receptor, stimulate tumor immunity with enhancement by IL-15. *Blood*, 108(4), 1313-1319. <https://doi.org/10.1182/blood-2005-11-011320>
- Szeliski, R. (2010, 19 octubre). *Computer Vision: Algorithms and Applications*. Springer.
- Troya Sherdek, C. (2016, febrero 26). LBP y ULBP – Local Binary Patterns y Uniform Local Binary Patterns. *César Troya Sherdek*.
<https://cesartroyasherdek.wordpress.com/2016/02/26/deteccion-de-objetos-vi/>

Vikram, K., & Padmavathi, S. (2017, January). Facial parts detection using Viola Jones algorithm. In 2017 4th international conference on advanced computing and communication systems (ICACCS) (pp. 1-4). IEEE.

Viola, P., & Jones, M. (2001, December). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. In Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. CVPR 2001 (Vol. 1, pp. I-I). Ieee.

Zhang, G., Huang, X., Li, S. Z., Wang, Y., & Wu, X. (2004, December). Boosting local binary pattern (LBP)-based face recognition. In Chinese Conference on Biometric Recognition (pp. 179-186). Springer, Berlin, Heidelberg. ***

Zhao, G., Ahonen, T., Matas, J., & Pietikainen, M. (2012). Rotation-Invariant Image and Video Description With Local Binary Pattern Features. IEEE Transactions on Image Processing, 21(4), 1465-1477. <https://doi.org/10.1109/TIP.2011.2175739>

Zheng, L., Yang, Y. & A, H. (2016). Person re-identification: Past, present and future. arXiv preprint arXiv, 5(2).

ZHU_CHEN_TFG2020-JoaquinBarrioLottmannXueboZhuChen_4398577_776647045.pdf. (s. f.). Recuperado 12 de octubre de 2022, de https://eprints.ucm.es/id/eprint/62039/1/ZHU_CHEN_TFG2020-JoaquinBarrioLottmannXueboZhuChen_4398577_776647045.pdf

Anexos