



**ESPE**  
**UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS**  
**INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA**

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

Pérez Villagómez, David Alejandro y Velasteguí Asto, Alison Karina

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

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

Ing. Jacho Guanoluisa, Nancy del Pilar, (mCL).

23 de febrero del 2023

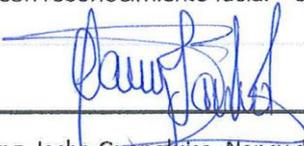
Latacunga - Ecuador

## Document Information

Analyzed document	TESIS PEREZ - VELASQUEGUI.pdf (D159273344)
Submitted	2/22/2023 9:43:00 PM
Submitted by	Juan Carlos Altamirano
Submitter email	jc.altamiranoc@uta.edu.ec
Similarity	2%
Analysis address	jc.altamiranoc.uta@analysis.orkund.com

## Sources included in the report

W	URL: <a href="https://idus.us.es/handle/11441/30319">https://idus.us.es/handle/11441/30319</a> Fetched: 2/22/2023 9:47:00 PM	 1
W	URL: <a href="https://omes-va.com/deteccion-de-rostros-con-haar-cascades-python-opencv/">https://omes-va.com/deteccion-de-rostros-con-haar-cascades-python-opencv/</a> Fetched: 2/22/2023 9:47:00 PM	 2
W	URL: <a href="https://oa.upm.es/39016/">https://oa.upm.es/39016/</a> Fetched: 2/22/2023 9:47:00 PM	 1
W	URL: <a href="https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html">https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html</a> Fetched: 2/22/2023 9:47:00 PM	 1
W	URL: <a href="https://www.section.io/engineering-education/understanding-facial-recognition-using-local-bina...">https://www.section.io/engineering-education/understanding-facial-recognition-using-local-bina...</a> Fetched: 2/22/2023 9:47:00 PM	 1
SA	<b>M2.879_20202_PEC4 - Redacci3n de la memoria_15227115.txt</b> Document M2.879_20202_PEC4 - Redacci3n de la memoria_15227115.txt (D108672277)	 1
W	URL: <a href="https://doi.org/10.21830/19006586.725">https://doi.org/10.21830/19006586.725</a> Fetched: 2/22/2023 9:47:00 PM	 3
W	URL: <a href="http://54.213.100.250/bitstream/UCSP/15496/1/QUISPE_VERGARAY_YAN_IDE.pdf">http://54.213.100.250/bitstream/UCSP/15496/1/QUISPE_VERGARAY_YAN_IDE.pdf</a> Fetched: 2/22/2023 9:47:00 PM	 1
W	URL: <a href="http://repositorioslatinoamericanos.uchile.cl/handle/2250/4722605">http://repositorioslatinoamericanos.uchile.cl/handle/2250/4722605</a> Fetched: 2/22/2023 9:47:00 PM	 1
SA	<b>Prototipo de sistema de control de acceso con reconocimiento facial - Gomez Karen, Melo Steven, Orobio Jhohan.pdf</b> Document Prototipo de sistema de control de acceso con reconocimiento facial - Gomez Karen, Melo Steven, Orobio Jhohan.pdf (D99382020)	 1

  
Ing. Jacho Guanofuiza, Nancy del Pilar, (mCL).



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 softbiométricas la silueta corporal, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning”** fue realizado por los señores **Pérez Villagómez, David Alejandro y Velasteguí Asto, Alison Karina**; el cual 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, 22 de febrero del 2023

Firma:

Ing. Jacho Guanoluísa, Nancy del Pilar, (mCL).

C. C: 0501963086



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Responsabilidad de Autoría

Nosotros, **Pérez Villagómez, David Alejandro** con cedula de ciudadanía N° 1804641452 y **Velasteguí Asto, Alison Karina** con cedula de ciudadanía N° 1718856808 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 softbiométricas la silueta corporal, 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, 23 de febrero del 2022

Pérez Villagómez, David Alejandro  
C.C: 1804641452

Velasteguí Asto, Alison Karina  
C.C: 1718856808



# ESPE

UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS  
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

### Autorización de Publicación

Nosotros, **Pérez Villagómez, David Alejandro** con cedula de ciudadanía N° 1804641452 y **Velasteguí Asto, Alison Karina** con cedula de ciudadanía N° 1718856808, 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 softbiométricas la silueta corporal, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning”** en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Latacunga, 23 de febrero del 2023

Pérez Villagómez, David Alejandro  
C.C: 1804641452

Velasteguí Asto, Alison Karina  
C.C: 1718856808

### **Dedicatoria**

Quiero dedicar este trabajo de titulación a mi padre que lamentablemente dejó este mundo cuando era un niño, espero haberme convertido en la persona que esperaba ante sus ojos; a mi familia que es el pilar fundamental de lo que hago, quienes han sabido guiarme en cada etapa de mi vida inculcándome valores esenciales que me han permitido ser la persona que soy ahora, y brindarme su apoyo y amor incondicional pese a cualquier circunstancia. A mis tutores por su paciencia brindada a lo largo de la elaboración de este trabajo de titulación. Y a mis queridos amigos los cuáles he ido conociendo a lo largo de mi vida y me han acompañado durante los momentos de felicidad y tristeza.

A todos ellos, mi más profundo agradecimiento por hacer posible la culminación de este trabajo de titulación y con ello una etapa de mi vida.

**Pérez Villagómez, David Alejandro**

### **Dedicatoria**

Quiero dedicar este trabajo de investigación a mi familia, quienes siempre me han brindado su amor, apoyo y motivación incondicional durante toda mi formación académica. A mis padres, por su ejemplo de esfuerzo y dedicación en todo lo que hacen, y por inculcarme la importancia de la educación desde temprana edad. A mis hermanos, por su amor y compañía, y por ser siempre mi motivación para seguir adelante. A mi tutora, por su orientación, paciencia y sabiduría en la guía de mi proyecto. A mis amigos, por sus palabras de aliento y por acompañarme en esta etapa de mi vida. A todas aquellas personas que creyeron en mí y me animaron a seguir adelante en este proceso académico. Gracias por su invaluable ayuda y compañía. Gracias a todos ellos, he logrado alcanzar este sueño y hoy les dedico este logro.

**Velasteguí Asto, Alison Karina**

### **Agradecimiento**

Agradezco a mis tutores Dr. José Carrillo y la Ing. Nancy Jacho (mCL), quienes a lo largo de este trabajo de titulación nos han brindado su experiencia y dominio en el tema. Su ayuda fue fundamental para realizar este trabajo.

Agradezco a mi querida madre Rosa por brindarme su amor y ayuda incondicional, a mis queridos hermanos Jose Luis y Alicia que han sido otros padres para mí siempre apoyándome en todos los aspectos de mi vida y ser una ayuda cuando más lo necesitaba, a mi primo Steven que me brindó las puertas de su hogar y me ha tratado como a un hermano y a mi cuñada Adry que ha sido una hermana más para mí estando presente en momentos difíciles de mi vida.

Agradezco a mi amiga Tesina Alison por su ayuda en todo momento a lo largo del desarrollo de este proyecto de titulación.

Y agradezco a todas las personas que supieron darme un consejo y una guía constructiva para llevar a cabo este proyecto, su ayuda fue de vital importancia a lo largo del desarrollo del proyecto y me permitieron culminarlo de manera satisfactoria.

**Pérez Villagómez, David Alejandro**

### **Agradecimiento**

"Agradezco a mi directora de tesis, la Ing. Nancy Jacho (mCL), por su invaluable orientación y asesoramiento en todo el proceso de investigación. Su experiencia y conocimiento en el área han sido fundamentales para la realización de este trabajo.

Agradezco a mis padres, a mi madre quien se ha sacrificado día a día por darme el ejemplo de perseverancia, a mi padre que siempre confió en mí y me brindo todas las herramientas para alcanzar mis objetivos, además quiero agradecer a mi hermana Cristina por ser mi guía, cómplice y consejera durante todo este tiempo, a mi amigo Juan por mostrarme lo que la amistad existe siendo una fuente constante de motivación y aliento durante los momentos más desafiantes de la tesis. Sin su amor y apoyo incondicional, este logro no hubiera sido posible.

No puedo dejar de mencionar a mi amigo Tesino David quien fue una parte esencial para la realización de esta investigación.

Por último, quiero agradecer a todas las personas que de alguna forma u otra contribuyeron a la realización de esta investigación, ya sea a través de sus comentarios, sugerencias o críticas constructivas. Este trabajo no solo es mío, sino de todos aquellos que hicieron posible que llegara a buen término."

**Velasteguí Asto, Alison Karina**

## ÍNDICE DE CONTENIDO

Carátula.....	1
Reporte de verificación de contenido .....	2
Certificación .....	3
Responsabilidad de Autoría.....	4
Autorización de Publicación .....	5
Dedicatoria.....	6
Dedicatoria.....	7
Agradecimiento .....	8
Agradecimiento .....	9
Índice de contenido .....	10
Índice de tablas.....	14
Índice de figuras.....	16
Resumen .....	18
Abstract.....	19
Capítulo I: Introducción.....	20
Antecedentes.....	20
Planteamiento del Problema .....	21
Justificación .....	22
Objetivos .....	23
<i>Objetivo General</i> .....	23
<i>Objetivos Específicos</i> .....	23

	11
<b>Metodología .....</b>	<b>23</b>
<i>Fase teórica.....</i>	<i>23</i>
<i>Fase de Desarrollo .....</i>	<i>24</i>
<i>Fase de Validación.....</i>	<i>24</i>
<b>Capítulo II: Marco teórico.....</b>	<b>26</b>
<b>Características Biométricas.....</b>	<b>26</b>
<b>Características Soft-biométricas.....</b>	<b>27</b>
<b>Técnicas de Visión por Computadora .....</b>	<b>29</b>
<i>Patrones Binarios Locales (Local Binary Pattern - LBP) .....</i>	<i>29</i>
<i>Histograma de Patrones Binario Local (Local Binary Pattern Histogram - LBPH) ...</i>	<i>30</i>
<i>Algoritmo Viola - Jones.....</i>	<i>31</i>
<b>Haar Cascade .....</b>	<b>32</b>
<b>Machine Learning.....</b>	<b>34</b>
<i>Máquinas de Vectores de Soporte (Support Vector Machine - SVM) .....</i>	<i>36</i>
<b>Capítulo III: Implementación del Sistema .....</b>	<b>38</b>
<b>Métricas de evaluación .....</b>	<b>41</b>
<b>Análisis y Diseño del Sistema .....</b>	<b>43</b>
<i>Análisis del Sistema .....</i>	<i>43</i>
<i>Diseño del Sistema .....</i>	<i>45</i>
<b>Esquema del Entorno Controlado.....</b>	<b>45</b>
<b>Herramientas de software para el desarrollo.....</b>	<b>48</b>

Definición e Implementación de Técnicas de Visión por Computadora y Modelos y/o Algoritmos de Machine Learning para la detección facial y de silueta corporal.....	49
<b><i>Sprint 01: Desarrollo para Identificación Facial</i></b> .....	<b>49</b>
Historias de usuario Detalladas.....	49
Sprint Backlog 1 .....	51
Desarrollo del Sprint.....	52
Resultados del Sprint.....	55
<b><i>Sprint 2: Desarrollo para Identificación por Silueta Corporal</i></b> .....	<b>59</b>
Historias de Usuario Detalladas .....	59
Sprint Backlog 2 .....	61
Desarrollo del Sprint.....	62
Resultados del Sprint.....	67
<b><i>Sprint 3: Re-Identificación por medio del rostro y la silueta</i></b> .....	<b>71</b>
Historias de Usuario Detalladas .....	71
Sprint Backlog 3 .....	72
Desarrollo del Sprint.....	73
Resultados del Sprint.....	74
<b>Capítulo IV: Validaciones del Sistema</b> .....	<b>75</b>
Definición y aplicación de métricas de evaluación .....	75
<i>Definición de métricas de evaluación</i> .....	75
<i>Aplicación de métricas de evaluación</i> .....	75

Pruebas al módulo de Re-Id facial .....	78
Pruebas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal .....	88
<i>Corrección de errores y ajuste de modelos</i> .....	98
Facial .....	98
Silueta .....	98
<i>Análisis de resultados</i> .....	105
Capítulo IV: Conclusiones .....	107
Conclusiones.....	107
Bibliografía .....	109
Anexos .....	114

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1</b> <i>Definición de los roles de SCRUM</i> .....	39
<b>Tabla 2</b> <i>Valores de la Matriz de Confusión</i> .....	42
<b>Tabla 3</b> <i>Roles de SCRUM</i> .....	43
<b>Tabla 4</b> <i>Historias de usuario del proyecto</i> .....	44
<b>Tabla 5</b> <i>Product Backlog</i> .....	45
<b>Tabla 6</b> <i>Herramientas usadas en el sistema</i> .....	48
<b>Tabla 7</b> <i>Historia de Usuario 1</i> .....	50
<b>Tabla 8</b> <i>Historia de Usuario 2</i> .....	50
<b>Tabla 9</b> <i>Sprint Backlog 1</i> .....	51
<b>Tabla 10</b> <i>Matriz de confusión de Luis en el trayecto 1</i> .....	57
<b>Tabla 11</b> <i>Matriz de confusión de Luis en el trayecto 2</i> .....	58
<b>Tabla 12</b> <i>Matriz de confusión de Luis en el trayecto 3</i> .....	58
<b>Tabla 13</b> <i>Resultados, pruebas realizadas al algoritmo de identificación facial</i> .....	58
<b>Tabla 14</b> <i>Historia de usuario 3 detallada</i> .....	59
<b>Tabla 15</b> <i>Historia de usuario 4 detallada</i> .....	60
<b>Tabla 16</b> <i>Historia de usuario 5 detallada</i> .....	61
<b>Tabla 17</b> <i>Sprint Backlog 2</i> .....	62
<b>Tabla 18</b> <i>Matriz de confusión de Luis en el trayecto 1</i> .....	69
<b>Tabla 19</b> <i>Matriz de confusión de Luis en el trayecto 2</i> .....	70
<b>Tabla 20</b> <i>Matriz de confusión de Luis en el trayecto 3</i> .....	70
<b>Tabla 21</b> <i>Resultados, pruebas realizadas al algoritmo de identificación por silueta corporal</i> .....	71
<b>Tabla 22</b> <i>Historia de usuario 6</i> .....	72
<b>Tabla 23</b> <i>Sprint Backlog 3</i> .....	73
<b>Tabla 24</b> <i>Matrices de confusión Trayecto 1</i> .....	82
<b>Tabla 25</b> <i>Matrices de confusión Trayecto 2</i> .....	83

<b>Tabla 26</b> <i>Matrices de confusión Trayecto 3</i> .....	84
<b>Tabla 27</b> <i>Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id facial</i> .....	86
<b>Tabla 28</b> <i>Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id facial</i> .....	87
<b>Tabla 29</b> <i>Matrices de confusión Trayecto 1</i> .....	93
<b>Tabla 30</b> <i>Matrices de confusión Trayecto 2</i> .....	94
<b>Tabla 31</b> <i>Matrices de confusión Trayecto 3</i> .....	95
<b>Tabla 32</b> <i>Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal</i> .....	96
<b>Tabla 33</b> <i>Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal</i> .....	97
<b>Tabla 34</b> <i>Matrices de confusión Trayecto 1</i> .....	100
<b>Tabla 35</b> <i>Matrices de confusión Trayecto 2</i> .....	101
<b>Tabla 36</b> <i>Matrices de confusión Trayecto 3</i> .....	102
<b>Tabla 37</b> <i>Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal</i> .....	103
<b>Tabla 38</b> <i>Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal</i> .....	104

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> <i>Características biométricas</i> .....	27
<b>Figura 2</b> <i>Primer paso de LBPH</i> .....	30
<b>Figura 3</b> <i>LBPH</i> .....	31
<b>Figura 4</b> <i>Etapas para crear un clasificador</i> .....	33
<b>Figura 5</b> <i>Características Haar</i> .....	33
<b>Figura 6</b> <i>Detección con características Haar</i> .....	34
<b>Figura 7</b> <i>SVM</i> .....	37
<b>Figura 8</b> <i>Flujo de SCRUM</i> .....	40
<b>Figura 9</b> <i>Matriz de Confusión</i> .....	42
<b>Figura 10</b> <i>Diagrama del entorno dirigido</i> .....	46
<b>Figura 11</b> <i>Esquema para el reconocimiento facial</i> .....	47
<b>Figura 12</b> <i>Esquema para la detección mediante la silueta corporal</i> .....	48
<b>Figura 13</b> <i>Algoritmo para generar un Dataset de rostros</i> .....	53
<b>Figura 14</b> <i>Algoritmo para entrenar el modelo de reconocimiento facial</i> .....	54
<b>Figura 15</b> <i>Algoritmo para reconocimiento facial</i> .....	55
<b>Figura 16</b> <i>Resultados de las carpetas creadas para el Dataset</i> .....	56
<b>Figura 17</b> <i>Entrenamiento del modelo</i> .....	56
<b>Figura 18</b> <i>Re-Id de Luis</i> .....	57
<b>Figura 19</b> <i>Creación Dataset de silueta corporal</i> .....	64
<b>Figura 20</b> <i>Entrenar el modelo</i> .....	65
<b>Figura 21</b> <i>Algoritmo para reconocimiento de la silueta corporal</i> .....	66
<b>Figura 22</b> <i>Resultados de las carpetas creadas para el Dataset</i> .....	67
<b>Figura 23</b> <i>Entrenar el modelo</i> .....	68
<b>Figura 24</b> <i>Reconocimiento por la silueta</i> .....	69
<b>Figura 25</b> <i>Ejecución en paralelo</i> .....	74

<b>Figura 26</b> <i>Resultado de reconocimiento por facial y silueta</i> .....	74
<b>Figura</b> <i>Re-Identificación de personas mediante el rostro</i> .....	77
<b>Figura 28</b> <i>Re-Identificación de personas mediante la silueta corporal</i> .....	77
<b>Figura 29</b> <i>Re-Identificación de Jhon trayecto 1</i> .....	78
<b>Figura 30</b> <i>Re-Identificación de Jhon trayecto 2</i> .....	79
<b>Figura 31</b> <i>Re-Identificación de Jhon trayecto 3</i> .....	79
<b>Figura 32</b> <i>Errores en la Re-Identificación de Jhon</i> .....	80
<b>Figura 33</b> <i>Matriz de confusión en la trayectoria 1 de Jhon</i> .....	81
<b>Figura 34</b> <i>Matriz de confusión en la trayectoria 2 de Jhon</i> .....	81
<b>Figura 35</b> <i>Matriz de confusión en la trayectoria 3 de Jhon</i> .....	82
<b>Figura 36</b> <i>Re-Identificación de Jhon trayecto 1</i> .....	88
<b>Figura 37</b> <i>Re-Identificación de Jhon trayecto 2</i> .....	89
<b>Figura 38</b> <i>Re-Identificación de Jhon trayecto 3</i> .....	89
<b>Figura 39</b> <i>Errores en la Re-Identificación de Jhon</i> .....	90
<b>Figura 40</b> <i>Matriz de confusión en la trayectoria 1 de Jhon</i> .....	91
<b>Figura 41</b> <i>Matriz de confusión en la trayectoria 2 de Jhon</i> .....	92
<b>Figura 42</b> <i>Matriz de confusión en la trayectoria 3 de Jhon</i> .....	92
<b>Figura 43</b> <i>Matriz de confusión en la trayectoria 1 de Jhon</i> .....	99
<b>Figura 44</b> <i>Matriz de confusión en la trayectoria 2 de Jhon</i> .....	99
<b>Figura 45</b> <i>Matriz de confusión en la trayectoria 3 de Jhon</i> .....	100

## Resumen

El uso de sistemas Re-Id de personas en distintos lugares y momentos es cada vez más común en nuestra sociedad, estos sistemas son implementados a través de modelos y/o algoritmos de Machine Learning y técnicas de Visión por Computadora. Para diferenciar a las personas, se utilizan patrones o características que pueden ser biométricas y soft-biométricas; para el primer tipo de características se utiliza el rostro de las personas, la huella digital, el tono de voz o la secuencia de ADN, y para el segundo tipo de características es utilizada la silueta corporal, textura y/o color de la piel, tatuajes, entre otras. Sin embargo, la implementación de la Re-Id presenta problemas como diferentes resoluciones de imágenes, cambios de iluminación, oclusiones, reflejos en el entorno, entre otros, lo que ha motivado a los investigadores a mejorar la precisión de la Re-ID de personas. Este trabajo propone la implementación de un sistema de Re-Identificación de personas que utiliza características faciales y soft-biométricas como es la silueta corporal, a través de técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning en un ambiente controlado, para mejorar la detección de individuos en entornos complejos y mejorar la seguridad en lugares públicos y privados.

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

### **Abstract**

The use of Re-Id systems of people in different places and moments is becoming more and more common in our society, these systems are implemented through Machine Learning models and/or algorithms and Computer Vision techniques. To differentiate people, patterns or characteristics that can be biometric and soft-biometric are used; for the first type of characteristics, the face, fingerprint, tone of voice or DNA sequence are used, and for the second type of characteristics, the body silhouette, texture and/or skin color, tattoos, among others, are used. However, the implementation of Re-Id presents problems such as different image resolutions, illumination changes, occlusions, reflections in the environment, among others, which has motivated researchers to improve the accuracy of Re-ID of people. This work proposes the implementation of a system of Re-Identification of people using facial and soft-biometric features such as body silhouette, through Computer Vision techniques and Machine Learning models and/or algorithms in a controlled environment, to improve the detection of individuals in complex environments and improve security in public and private places.

*Key words:* Re-Identification, Machine Learning, Computer Vision, patterns, biometric features, soft-biometrics.

## Capítulo I

### Introducción

#### Antecedentes

En los últimos años, los sistemas más empleados cuando se habla de seguridad son la videovigilancia (Araujo Mena, 2015). Estos sistemas requieren de un circuito cerrado de cámaras que sirven para monitorear y controlar a personas y/u objetos en constante movimiento (Kao et al., 2008). La videovigilancia está presente en distintos lugares y/o espacios cerrados o abiertos como hospitales, calles, aeropuertos, estaciones del metro, establecimientos educativos, etc. Estos sistemas han mejorado el análisis y procesamiento de imágenes emitiendo resultados más fiables y rápidos debido al incremento de velocidad, procesamiento y almacenamiento que disponen los equipos informáticos actuales.

La principal diferencia entre los sistemas de videovigilancia tradicionales y los sistemas inteligentes radica en el análisis automático de la escena. Los sistemas tradicionales monitorean y controlan los eventos que suceden en el circuito cerrado de cámaras mediante agentes de seguridad, en cambio, los sistemas inteligentes por lo general pueden prescindir de agentes de seguridad, además, estos no se cansan ni se distraen y brindan la información en forma automática.

En general, un sistema de vigilancia por video realiza actividades de monitoreo y grabación en tiempo real, con el objetivo de detectar y prevenir situaciones inseguras o irregulares en un entorno determinado, detección de movimiento, seguimiento de la trayectoria de personas y objetos entre otras (García-Martin et al., 2015). La Re-Identificación (Re-Id) de personas es uno de los aspectos más importantes dentro de la vigilancia por video.

La Re-Id está basado en identificar personas en un conjunto de imágenes tomadas a partir de múltiples cámaras de vigilancia a través del tiempo, es decir, una vez identificada una persona en una de estas imágenes, es posible rastrearla en otras cámaras, en distintos lugares y momentos (Gómez Silva et al., 2018).

## Planteamiento del Problema

Actualmente, para mejorar la identificación de personas en distintos lugares y momentos, los sistemas Re-Id de personas son implementados a través del uso de modelos y/o algoritmos de Machine Learning y técnicas de Visión por Computadora, en dichos sistemas identificar los patrones o características es esencial para poder diferenciar a las personas unas de otras. Estos patrones pueden ser características biométricas y soft-biométricas. Las primeras utilizan el rostro, la huella digital o la secuencia de ADN para diferenciar personas. Mientras las segundas utilizan la silueta corporal, textura y/o color de la piel, el radio de aspecto, la forma de andar, cicatrices, tatuajes, inclusive la ropa de la persona, etc.

Por ejemplo, para verificar la identidad de una persona a través del rostro se utiliza características faciales como: ojos, nariz, boca, frente, pómulos, etc., por otro lado, las características soft-biométricas, son utilizadas en condiciones críticas cuando el rostro de la persona está cubierto o fuera del alcance de la cámara (Moctezuma-Ochoa, 2016). Las características soft-biométricas brindan información adicional útil para identificar a los individuos, pero no son únicas ni permanentes y el nivel de precisión es bajo como para diferenciar a las personas entre sí, especialmente cuando se utiliza de forma individual (Jain et al., 2004). La combinación de características soft-biométricas garantizan el proceso de Re-Identificación de personas mejorando el porcentaje de reconocimiento.

La Re-Id, sin embargo, presenta varios problemas para su implementación, como las diferentes resoluciones de las imágenes, los cambios de iluminación, las oclusiones, las modalidades heterogéneas, los entornos de cámara complejos, los fondos desordenados, la generación de cuadros de límites poco confiables, etc. (Gómez Silva et al., 2018). Por tal motivo, resolver esta tarea ha despertado un gran interés de investigadores, que notaron la importancia de la Re-ID para monitorear y analizar los comportamientos individuales de personas. Este trabajo, plantea la implementación de un sistema de Re-Identificación de personas utilizando las características faciales

y características soft-biométricas como es la silueta corporal, implementando técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning.

### **Justificación**

Actualmente, la seguridad a nivel mundial es prioridad para las personas, no solo en lugares públicos, sino también, en lugares privados. Los sistemas de videovigilancia actuales tratan de monitorear y controlar el comportamiento de las personas, de una manera automática, debido a la enorme cantidad de cámaras instaladas, que combinadas con técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning permiten construir sistemas inteligentes.

La Re-Identificación de personas consiste en identificar a una persona y poderla reconocer en distintos lugares y momentos, por diferentes cámaras. Algunas de las ventajas conseguidas con estos sistemas son: el registro y control de acceso a ciertos lugares privados de una empresa, aviso inmediato a la central receptora de alarmas, información visual sobre el delito o el delincuente, etc., haciendo más proactiva a la videovigilancia.

El presente trabajo de investigación tiene como finalidad el desarrollo de un sistema de Re-Identificación de personas, la base de un sistema de videovigilancia inteligente, que utilizan características faciales y la silueta corporal para identificar incluso en casos donde visualizar el rostro a lo largo de un circuito cerrado de cámaras es complicado, usando técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning, realizando sistemas más robustos y sensibles, para mejorar la detección de personas. Además, el sistema permitirá incrementar la cantidad de gente reconocidas y servirá como una orientación para llevar a cabo otros proyectos relacionados o enfocados en la protección de personas.

## **Objetivos**

### ***Objetivo General***

- Crear un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y softbiométricas de la silueta corporal, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning.

### ***Objetivos Específicos***

- Conocer el estado del arte sobre métodos y técnicas para la re-identificación de personas a través de características faciales y softbiométricas de la silueta corporal.
- Implementar un sistema de re-identificación de personas a través de las características softbiométricas faciales y la silueta corporal, 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-Identificación de personas.

## **Metodología**

Para realizar esta tesina se utiliza una metodología que consta de cuatro fases, las cuales se enmarcan en los objetivos planteados:

### ***Fase teórica***

Para iniciar el proyecto de investigación hay que conocer el estado del arte partiendo de un método sistemático para encontrar literatura relacionada con el tema de investigación. Para esto, se realiza una revisión bibliográfica con la finalidad de obtener artículos científicos relevantes para la propuesta de investigación, a través de la búsqueda de artículos científicos en bases de datos indexadas como: Scopus, ISI Web e IEEExplore. Esta fase comienza con el estudio de la Re-Identificación de personas, utilizando características soft-biométricas (silueta, textura, color, relación

de aspecto). Para luego, investigar las técnicas de inteligencia artificial (como Machine Learning y Visión por Computadora) que utilizan características soft-biométricas para la Re-Identificación de personas.

### ***Fase de Desarrollo***

En esta fase se analiza, diseña e implementa técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning para desarrollar un sistema de Re-ID de personas. Para esto, se adquiere un conjunto de imágenes, fotografías y/o videos que contienen personas caminando, a este conjunto de imágenes se les conoce como Datasets digitales, en donde se pueden observar el rostro y/o características soft-biométricas de una persona. A continuación, hay que seleccionar las técnicas de Visión por Computadora que permitan extraer las características (conocidas como descriptores) de la imagen, como por ejemplo Local Binary Patern (LBP) o Histogram of Oriented Gradients (HOG) (Chen et al., 2013; Pietikäinen et al., 2011) descriptores que son necesarios para que el modelo y/o algoritmo de Machine Learning aprenda y sepa como clasificar personas, es decir, aprenda a distinguir un individuo de otro, teniendo la particularidad de identificar a una persona aunque su rostro este oculto, en distintos lugares y momentos, algunos modelos que se pueden utilizar en esta fase son: Support Vector Machine (SVM ) y Convolutional Neural Network (CNN). Además, uno de los propósitos es construir un Dataset mediante un circuito cerrado de cámaras, las cuales no están superpuestas, lo que permitiría probar el modelo de Re-ID de personas.

### ***Fase de Validación***

En esta fase, se valida el modelo de Re-ID implementado mediante características faciales y la silueta corporal para identificar un individuo, que va a comparar y analizar distintas imágenes de personas y predecir si tratamos con el mismo individuo observado por otra cámara o video. En donde, el rostro es el principal elemento para reconocer, cuando la cámara la detecta, o usando la silueta corporal como no se pueda distinguir el rostro. En general, esta fase sirve para evaluar,

analiza los errores y en función de los resultados ajustar el modelo propuesto, para luego volver a validarlo con nuevos datos, con el fin de medir su rendimiento.

## Capítulo II

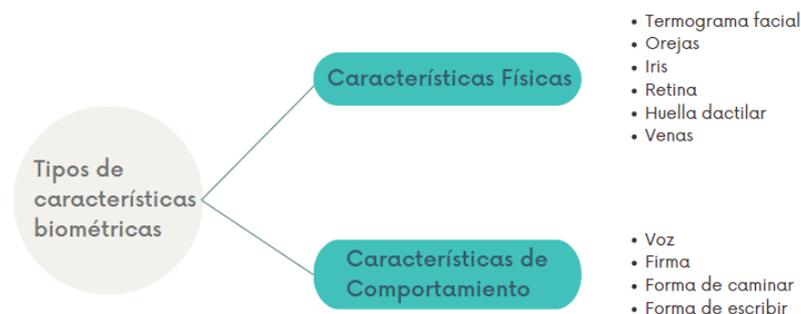
### Marco teórico

La re-identificación de personas es una tarea que consiste en comprobar si en otro campo de visión (FoV) fue encontrada una determinada persona previamente captada. Esta tarea conlleva algunos problemas debido a factores como la baja resolución de las cámaras, problemas de iluminación, el fondo en los videos, entre otros tipos de ruidos, los cuales llegan a dificultar el proceso de Re-Identificación en los sistemas de videovigilancia (Santiago Ramírez et al., 2019).

Actualmente, para realizar la identificación de una persona los sistemas inteligentes usan características biométricas y soft-biométricas que combinadas con técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine y/o Deep Learning permiten obtener rendimientos y/o predicciones aceptables en la Re-Identificación de personas (Ruesgas, 2019).

#### Características Biométricas

La biometría, es una ciencia que permite identificar y Re-Identificar a los seres vivos a través de sus propiedades físicas y de comportamiento (Singh et al., 2019), se encarga de realizar mediciones referenciales y análisis estadísticos de todos los seres vivos, estos disponen de identificadores o características biométricas las cuales son únicas, como son: rostro, tono de voz, forma de actuar, el iris, el árbol de venas, etc., que ayudan a reconocer a los individuos automáticamente (Serratosa, 2008), la *Figura 1* indica cuales son estas características y como están clasificadas.

**Figura 1***Características biométricas*

*Nota.* Figura 1: La imagen muestra la clasificación de las características biométricas y su clasificación

Una de las características biométricas más utilizada para la identificación de personas es el rostro, pues cumple con la principal propiedad biométrica, la universalidad, en otras palabras, que cualquier humano posee, otro punto es la unicidad porque a excepción de los gemelos todos poseen un rostro diferente y único. (Quisphe, 2017).

La gente piensa en esta característica como fiable porque su uso y captura es fácil, mediante el uso de cámaras de video, debido a que es un método de adquisición no intrusivo y que no requiere interacción directa con la persona (Quisphe, 2017; Serratosa, 2008).

Sin embargo, debido a la propiedad de permanencia la utilidad del reconocimiento facial se ve afectado por algunas circunstancias como el envejecimiento, el uso de accesorios (gafas, mascarillas), la intensidad de luz, la calidad de la cámara, distintos peinados, entre otros (Quisphe, 2017).

### **Características Soft-biométricas**

Las facciones soft-biométricas son características físicas de las personas, que pueden ser de comportamiento o de adherencia, y que pueden clasificarse en categorías predefinidas del cumplimiento humano. Estos rasgos a diferencia de los biométricos carecen de un nivel discriminatorio alto, pero son de gran ayuda al combinarlas para identificar a una persona (Jain et al., 2004). El principio de los rasgos soft-biométricos fue introducido por Alphonse Bertillon, quien

propuso un sistema de identificación personal que tenía como base especificaciones biométricas, morfológicas y antropométricas. Las características más comunes que fueron establecidas son: el color de los ojos, la silueta corporal, el pelo, la barba, la piel, la forma y el tamaño de la cabeza; características corporales como altura y peso, además marcas de nacimiento, tatuajes o cicatrices indelebles.

En tiempos recientes Jain (2004) propuso una nueva definición de rasgos soft-biométricos, definiéndola como un grupo de características que brindan información sobre un individuo, aunque se ven imposibilitadas de autenticar sujetos individualmente debido a que carecen de distinción y permanencia (Jain et al., 2004). Otras investigaciones posteriores, han revelado que es posible valerse de un conjunto mucho más amplio de características soft-biométricas para realizar la identificación de personas, y estableciendo como rasgos soft-biométricos a cualquier característica de los seres humanos que se pueden explicar con naturalidad (Hassan et al., 2021). Por ejemplo, incorporan el cuerpo, incluidas las extremidades, así como características físicas como la ropa y accesorios. El uso de estos atributos puede ser de particular interés en aplicaciones de re-identificación de personas con un breve intervalo entre la imagen de referencia y la imagen de prueba (Ezichi et al., 2021).

Cabe notar que, la integración de características biométricas y soft-biométricas hace que la unión de rasgos faciales con características como, la silueta corporal, color y textura de la vestimenta, den como resultado un sistema más robusto que tengan ventaja en entornos especiales donde exista poca iluminación del ambiente, una baja resolución y calidad de las imágenes, el zoom, el cambio en la perspectiva, entre otros (Hassan et al., 2021). Es decir, si se desea mejorar un sistema de Re-ID se debería hacer uso de la combinación de varias características.

En este trabajo para el proceso de Re-identificación, se combinará características biométricas como las faciales con la característica soft-biométrica de la silueta corporal. La silueta corporal es una de las características soft-biométricas alternativas para la identificación de personas,

algunos estudios científicos han revelado que, el uso de esta característica en particular resulta beneficioso en actividades de estimación de género, edad y reconocimiento de personas (Sosa, 2017).

### **Técnicas de Visión por Computadora**

La Visión por computadora también se la conoce como visión artificial, visión de máquina, visión de robot, visión computacional, se trata de un conjunto de algoritmos que permiten analizar el contenido de imágenes digitales mediante modelos matemáticos que emulan el sistema visual humano para detectar cosas que las personas no logran visualizar a simple vista (Aulestia et al., 2017). Existen muchas aplicaciones que se pueden desarrollar mediante las técnicas de Visión por Computador como son: seguridad y vigilancia de personas, vehículos autónomos que detecten objetos, detección y diagnóstico de enfermedades.

La Visión por Computador está relacionada con el reconocimiento de objetos dentro de una imagen. Si en una determinada imagen se busca un objeto particular o conocido, se realiza una detección del objeto. Sin embargo, si se busca diferentes clases de una categoría genérica se realiza el reconocimiento de instancias. En general, el reconocimiento de objetos implica asignarlos a diferentes categorías y el proceso es realizado por un clasificador.

En este trabajo se utilizan específicamente técnicas de Visión por Computador para la Re-Identificación de personas como es el descriptor LBPH, que en este caso permiten extraer las características de la silueta corporal y el algoritmo Viola Jones que se usa para identificar el rostro.

### ***Patrones Binarios Locales (Local Binary Pattern - LBP)***

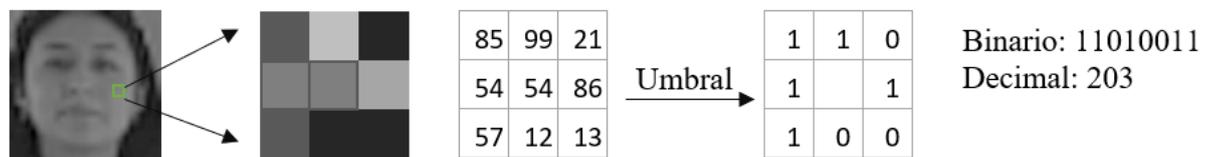
Es un algoritmo de textura un proceso sencillo, pero altamente efectivo que identifica los píxeles en una imagen a través de los umbrales de los vecinos de cada píxel y los interpreta como un número binario (Valderrama & Cesar, 2022), ver la Figura 2.

### **Histograma de Patrones Binario Local (Local Binary Pattern Histogram - LBPH)**

Es una técnica de procesamiento de imágenes utilizada para la identificación y reconocimiento de objetos como la silueta, la cual combina LBP con histogramas para mejorar la detección (Valderrama & Cesar, 2022).

**Figura 2**

*Primer paso de LBPH*



*Nota. Figura 2:* La imagen demuestra el primer paso del proceso que realiza el descriptor LBPH Adaptada de (Ahonen et al., 2006)

La Figura 2 muestra el primer paso para calcular el algoritmo de LBPH los cuales son:

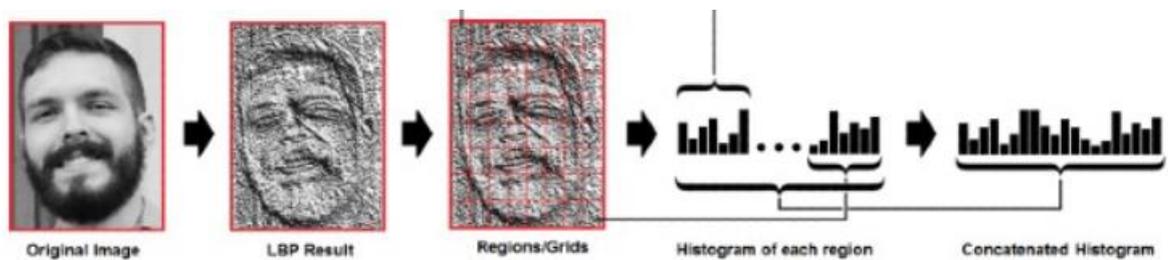
- Extraer una parte de la imagen original, la cual realiza una comparación directa de imágenes de dimensiones reducidas debido a que la imagen se segmenta en una cantidad X de regiones, extrayendo las características importantes de cada imagen. (Valderrama & Cesar, 2022)
- De cada región se calcula el LBP para el pixel central e ir comparando los niveles de gris de los pixeles del centro con su vecino, obteniendo un umbral (valor central) (Valderrama & Cesar, 2022)
- Luego los píxeles circundantes se convierten en 1 si el valor es mayor que el umbral y 0 si el valor es menor al umbral.
- Como siguiente se genera el valor binario que se obtiene al concatenar los valores vecinos en sentido horario, el valor binario se transforma en decimal y se lo asigna al pixel central pasando de valores de gris (0 a 255) a valores de LBP igual de 0 a 255,

logrando así una imagen que representa mejor a la original (Tesillo Gómez, 2016; Valderrama & Cesar, 2022).

El siguiente paso es extraer los histogramas de cada región, que consiste en contar cuantas veces aparece cada color en cada recuadro y se lo representa un gráfico de barras como se puede ver en la *Figura 3*.

**Figura 3**

*LBPH*



*Nota. Figura 3:* Proceso de extracción de histogramas. Obtenido de (Mare, 2021)

En este trabajo se utiliza LBPH para obtener la silueta de las personas, dado que el algoritmo puede identificar bordes al comparar los histogramas, de igual forma el algoritmo sabe qué histogramas representan contornos y cuales representan las características principales, como el color de los ojos, la forma de la boca, etc. (Singh, 2021)

### **Algoritmo Viola - Jones**

El algoritmo de Viola-Jones es un enfoque popular para la detección de objetos, especialmente para la detección de rostros en imágenes y video. Se basa en comparar las intensidades de luz en regiones rectangulares de las imágenes, conocidas como características Haar que se calcula empleando una imagen integral (Parra Barrero, 2015).

El algoritmo Viola-Jones, se destaca por su bajo costo computacional, lo que permite su uso en tiempo real, también se puede aplicar a otras clases de objetos que, como los rostros, se caracterizan por patrones de luz típicos. (Parra Barrero, 2015)

Además, los clasificadores se pueden calcular de manera eficiente a partir de la imagen completa, los cuales se conectan en cascada utilizando un algoritmo de aprendizaje basado en AdaBoost que proporciona una detección de alto rendimiento y una alta discriminación en las primeras etapas (Parra Barrero, 2015)

### **Haar Cascade**

Es un clasificador robusto de detección de objetos propuesto por (Viola & Jones, 2001a), que utiliza una imagen integral que es una representación modificada de la imagen original que se produce previamente con el fin de ser evaluada con las características Haar, (Barba Guamán, 2015) descritas en la Figura 4.

La Figura 4: muestra las etapas para crear un clasificador de rostros empleando Haar Cascade, donde el primer paso es seleccionar una gran cantidad de imágenes tanto positivas (del rostro o silueta) como negativas (imágenes que no contengan el objeto que se quiere detectar); Después se extraen las características utilizando Haar; y al final mediante Machine Learning realizar un entrenamiento. Finalmente se podrá obtener el clasificador. (Solano, 2020)

**Figura 4**

*Etapas para crear un clasificador*

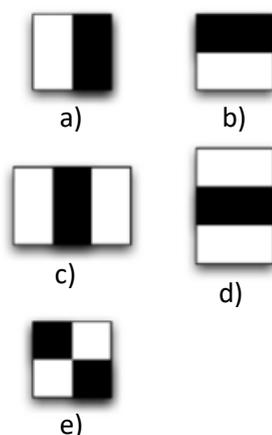


*Nota. Figura 4:* La imagen muestra las tres etapas principales para crear un clasificador con Haar-Cascade. Obtenido de (Solano, 2020)

Las características Haar *Figura 5, donde* “Cada característica es un único valor que se obtiene restando la suma de la intensidad de píxeles en el rectángulo blanco con la suma de la intensidad de píxeles en el rectángulo negro”(Osimani, 2014, p. 2), además la imagen indica los núcleos para identificar los patrones del borde (a y b), los patrones horizontales y verticales (c y d) y (e) indica los bordes diagonales.(Pereira Júnior et al., 2021)

**Figura 5**

*Características Haar*

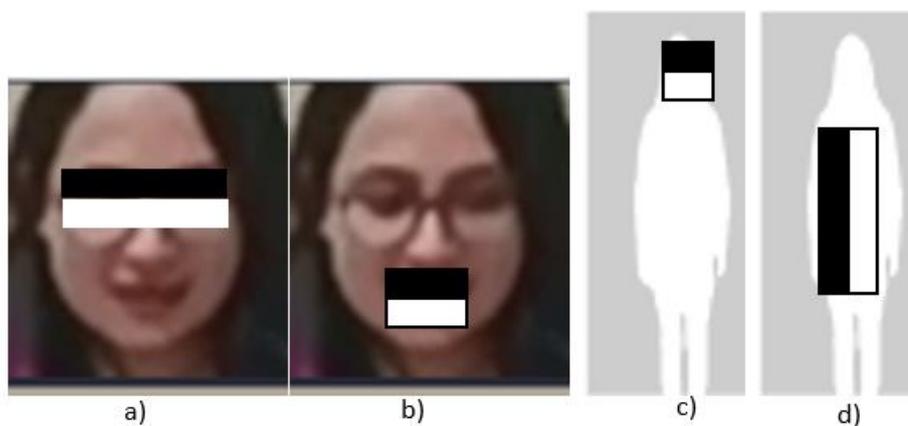


*Nota. Figura 5:* La imagen muestra los núcleos usados en Haar Cascade. (Osimani, 2014)

En este proyecto se utilizaron las características Haar para la detección facial. La figura 6 muestra cómo se emplearon los patrones en la identificación facial y de silueta, la imagen (a) para detectar los bordes de los ojos, la imagen (b) para detectar los bordes de la boca, la imagen (c) para detectar el contorno horizontal del cuerpo humano y la imagen (d) para detectar el contorno vertical del cuerpo humano.

**Figura 6**

*Detección con características Haar*



### **Machine Learning**

Es una disciplina científica que se considera un subcampo de la inteligencia artificial y se ocupa del desarrollo de modelos y/o algoritmos que permitan aprender a la computadora. Aprender en este contexto significa reconocer patrones complejos en millones de datos, en términos simples, se trata del desarrollo de técnicas que al pasar el tiempo y sin la intervención humana, sean capaces de realizar tareas y actividades de forma autónoma (Jakkula, 2006).

Los sistemas de Machine Learning computarizados utilizan la experiencia y la evidencia en forma de datos para comprender patrones o comportamientos por sí mismos. De esta manera, puede predecir escenarios o iniciar acciones que son soluciones a tareas específicas. En la computación clásica, la única forma de lograr que un sistema informático haga algo es escribir un algoritmo que defina el contexto y los detalles de cada acción. En cambio, los algoritmos utilizados

en el desarrollo del Machine Learning realizan gran parte de estas operaciones por su cuenta. Hacen sus propios cálculos en función de los datos recopilados en el sistema, y cuantos más datos obtengan, mejores y más precisas serán las acciones resultantes (Zhou, 2021).

A partir de una gran cantidad de ejemplos situacionales, se puede construir un modelo para inferir y generalizar el comportamiento observado y hacer predicciones sobre situaciones completamente nuevas a partir de él. Por ejemplo, se puede considerar predecir el valor futuro de algunas acciones en función de su comportamiento anterior. Existen 3 tipos principales de Machine Learning:

- **Aprendizaje supervisado:** En este tipo de aprendizaje, el modelo recibe un conjunto de ejemplos los cuales están etiquetados, con la finalidad que el modelo aprenda cómo realizar una tarea específica. Los ejemplos de algoritmos de aprendizaje supervisado incluyen regresión lineal, árboles de decisión, k-vecinos más cercanos (k-NN), redes neuronales artificiales (ANN) y más. Estas técnicas se utilizan ampliamente para tareas como clasificación, regresión y detección de patrones (Alpaydin, 2020).
- **Aprendizaje no supervisado:** En este tipo de entrenamiento, se entrena un modelo en un conjunto de datos sin etiquetas, cuya finalidad es encontrar patrones o relaciones comunes dentro de los datos. Los ejemplos de algoritmos de aprendizaje no supervisados incluyen agrupamiento (k-means), reducción de dimensionalidad (PCA), detección de anomalías y más. Estas técnicas se utilizan para tareas como la segmentación de clientes, el análisis de componentes principales y la detección de valores atípicos (Bishop C., 2006).

Existen varios algoritmos y modelos de Machine Learning que son eficaces para el análisis y tratamiento de imágenes, dentro de los cuales existen:

- Algoritmos tradicionales de Machine Learning como SVM (Support Vector Machine) y Random Forest también se utilizan con éxito para la clasificación de imágenes (Denghui & Le, 2011).

- Redes Neuronales Convolucionales (CNN): son muy eficaces para la clasificación de imágenes y la detección de objetos (Krizhevsky et al., 2012).
- Redes Neuronales Recurrentes (RNN): son útiles para tareas de procesamiento de secuencias, como la generación de descripciones de imágenes (Vinyals et al., 2015).
- Redes de generación de imágenes (GAN): son utilizadas para generar imágenes sintéticas a partir de un conjunto de datos de entrenamiento (Goodfellow et al., 2014).
- Redes Autoencoders: se utilizan para la compresión y reconstrucción de imágenes, así como para tareas de eliminación de ruido (Vincent et al., 2010).

En este trabajo se hará uso del algoritmo SVM debido a que en la clasificación de personas resulta ser robusto a cambios en la luz y la orientación de la cámara, lo que lo hace ideal para Re-Identificar personas en entornos con diferentes condiciones (Moctezuma-Ochoa, 2016).

### ***Máquinas de Vectores de Soporte (Support Vector Machine - SVM)***

Es un método de aprendizaje supervisado que está relacionado a la clasificación y regresión (Jakkula, 2006). El propósito de SVM es identificar un hiperplano que divida de manera eficiente dos grupos de puntos de datos. SVM busca optimizar un criterio conocido como margen, que es la amplitud máxima del área paralela al hiperplano que no contiene puntos de datos. El algoritmo aprende cuando recibe un conjunto de datos etiquetados y usa esos datos para determinar la línea divisoria óptima. Este proceso está diseñado para maximizar los límites de separación entre diferentes capas (Jakkula, 2006).

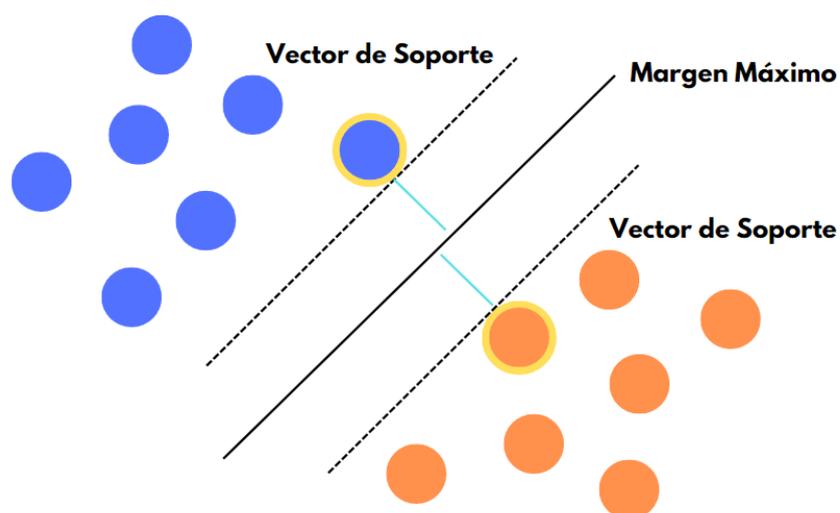
Una de las ventajas de SVM es su poder analítico para el procesamiento y clasificación de imágenes, los cuales se utilizan para encontrar características relevantes en las imágenes, como la forma de la cara, el patrón de ropa o la silueta corporal, y utilizar estas características para clasificar cada imagen en una clase específica. Esto se logra mediante la extracción de características y la aplicación de técnicas de Machine Learning, como el algoritmo SVM, para clasificar las imágenes. En una tarea de re-identificación de personas, donde se busca identificar a un individuo en varias

imágenes diferentes, los SVMs son especialmente útiles debido a su capacidad para manejar datos de alta dimensionalidad y robustez a los cambios en la iluminación y la orientación de la cámara (Bedagkar-Gala & Shah, 2014).

Con respecto a su funcionamiento, SVM crea un hiperplano de separación en un espacio multidimensional formado por vectores (Zubiaga et al., 2009). Una medida para encontrar el clasificador de datos más adecuado es aquel hiperplano que maximice la distancia entre él y los puntos más cercanos, conocidos como vectores de soporte, que son aquellos que tocan el límite del margen como se puede ver en la Figura 7.

**Figura 7**

*SVM*



*Nota.* Figura 7: Ejemplo de maximización del margen con SVM, donde Los vectores de soporte son aquellos puntos que establecen el borde de la separación del hiperplano de separación de clases (Zubiaga et al., 2009)

En este trabajo se va a utilizar el clasificador SVM, una vez que se obtuvo el descriptor de silueta corporal utilizarlo como entrada al clasificador y obtener un valor de predicción sobre si el individuo es o no el mismo previamente identificado (Liu et al., 2016).

## Capítulo III

### Implementación del Sistema

En el presente capítulo se describe la secuencia de pasos que fueron necesarios para el desarrollo del tema planteado, un sistema de Re-Identificación de personas a través de una característica biométrica (facial) y una característica soft-biométricas (silueta corporal), utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning; detallando la metodología de desarrollo de software utilizada, los requerimientos y los datos de entrenamiento que fueron utilizados.

El algoritmo LBPH se basa en la idea de comparar patrones binarios de características faciales de una foto con una base de datos de rostros conocidos (Klare et al., 2012). Por otro lado, Viola-Jones es un algoritmo de detección de rostros que utiliza técnicas de Machine Learning para detectar patrones de rasgos faciales en imágenes (Viola & Jones, 2001b). Para tener una idea de cómo funciona el sistema de Re-Identificación propuesto, brevemente se explicará los pasos usados para llevar a cabo el reconocimiento facial:

1. Capturar una imagen facial del individuo desconocido.
2. Utilizar el algoritmo Viola-Jones para detectar la cara en la imagen y delimitarla.
3. Aplicar un filtro para convertir la imagen a escala de grises y calcular el patrón binario de la cara utilizando el algoritmo LBPH.
4. Se compara el patrón binario calculado con los patrones binarios almacenados en la base de datos de rostros conocidos, para encontrar una coincidencia.
5. Si encuentra una coincidencia, el individuo desconocido es Re-Identificado.

Para el proceso de Re-Identificación de personas basado en la silueta corporal se siguen pasos similares a los utilizados en el reconocimiento facial, primero capturando la imagen, luego detectando el cuerpo, se extraen las características de la silueta corporal y se hace uso de SVM como clasificador para identificar cuando la persona es conocida o desconocida.

En la elaboración del sistema se utilizó la metodología ágil SCRUM, un método de desarrollo de software con un proceso flexible utilizado para gestionar y controlar el desarrollo de software y productos complejos mediante procesos iterativos e incrementales (Cho, 2010).

Scrum también incluye roles específicos, con sus propias funciones y responsabilidades como se visualiza en la Tabla 1.

**Tabla 1**

*Definición de los roles de SCRUM*

<b>N°</b>	<b>Roles Scrum</b>	<b>Responsabilidad</b>
1	Scrum Master (SM)	Dirige, gestiona y asegura que los equipos responsables entreguen resultados exitosamente en cada sprint.
2	Product Owner (PO)	Responsable de las interacciones con los clientes externos, los requerimientos y mantener la justificación comercial
3	Team Development	Entiende los requisitos para transformarlos en diseño y desarrollo de la aplicación

*Nota. Tabla 1:* Esta tabla muestra cuáles son los roles de SCRUM y la responsabilidad que cada rol tiene (Sutherland J, 2014).

Las siguientes son algunas prácticas importantes de Scrum que ayudaron a desarrollar el proyecto:

- Equipos autogestionados, multifuncionales y autoorganizados de ocho o menos miembros que desarrollan software en base a Sprint.
- Los Sprint son repeticiones de máximo un mes, repartidos en semanas (mínimo 1, máximo 4), donde cada sprint aporta una funcionalidad adicional, que ha demostrado ser útil para los usuarios.
- El trabajo contenido dentro del sprint es constante, cuando se selecciona el alcance del sprint, no se puede agregar ningún trabajo externo, excepto si viene del equipo de desarrollo.
- El Product Backlog es desarrollado, administrado y priorizado por el Product Owner.

- Todos los días se lleva a cabo el Daily Scrum que es una reunión donde se muestra el progreso de las tareas y se realizan preguntas como:
  - ¿Qué hice ayer para contribuir al Sprint Goal?
  - ¿Qué voy a hacer hoy para contribuir al Sprint Goal?
  - ¿Tengo algún impedimento que me impida entregar?
- Scrum permite establecer requisitos, arquitectura y diseño a lo largo del proyecto.
- Al final de cada iteración, scrum ofrece una demostración a las partes interesadas externas, y cada iteración se vuelve una planificación adaptativa fomentada por el cliente.

**Figura 8**

*Flujo de SCRUM*



*Nota.* Figura 8: Ejemplo de los artefactos y eventos principales que se llevan a cabo en SCRUM (Adi, 2015)

Como se puede observar en la Figura 8 se detalla la manera que SCRUM, es desarrollado partiendo del Product Backlog, compuesto de todas las tareas a realizar durante el desarrollo del proyecto, de este artefacto parte el Sprint Backlog que contiene las tareas planificadas por el equipo SCRUM, las cuales fueron desarrolladas en cada Sprint; para revisar las tareas una reunión es llevada a cabo todos los días, con una duración de máximo 15 minutos, llamada Daily, la tiene lugar en todos los Sprints hasta culminar las actividades, dando como resultado el proyecto finalizado.

## Métricas de evaluación

Para evaluar la efectividad del sistema de re-identificación mediante el reconocimiento facial y la silueta corporal es necesario aplicar métricas de evaluación que permitan medir la efectividad del sistema. Las métricas utilizadas en el sistema son:

- **Exactitud (Accuracy):** es igual a la proporción de predicciones que el modelo clasifica correctamente.

$$Accuracy = \frac{\# \text{ of correct predictions}}{\text{total \# of predictions}} = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$$

- **Sensibilidad (Recall):** es una fracción del número total de casos relevantes realmente obtenidos.

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

- **Precisión:** también conocida como valor predictivo positivo, es la relación entre los eventos asociados y los eventos recuperados.

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

Para calcular cada métrica hay que generar una matriz de incertidumbre o de confusión y 4 posibles resultados de sus predicciones como se observa en la *Figura 9*.

Figura 9

Matriz de Confusión



Nota. Figura 9: El gráfico representa los valores que conforman la matriz de confusión.

Para un mejor análisis visual de estos valores se construyó una tabla, la cual muestra de mejor manera los resultados que se obtienen al ejecutar las pruebas, en donde las filas representan las clases reales y las columnas las clases que predijo el modelo como se puede observar en la Tabla 2.

**Tabla 2**

Valores de la Matriz de Confusión

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

Nota. Tabla 2: Esta tabla muestra cuáles son los valores que conforman la matriz de confusión.

A continuación, se explica el significado de cada uno de estos valores que conforman la matriz de confusión:

- **Verdaderos Positivos (VP):** Es el valor real positivo y el modelo predijo que también era positivo, es decir la persona es “Juan” y el modelo así lo predijo.

- **Verdaderos Negativos (VN):** Es el valor real negativo y el modelo predijo que también era negativo, es decir la persona no es “Juan” y el modelo predijo que sí.
- **Falsos Positivos (FP):** Es el valor real negativo y el modelo predijo que era positivo, es decir la persona no es “Juan” y el modelo predijo que sí era “Juan”.
- **Falsos Negativos (FN):** Es el valor real positivo y el modelo predijo que era negativo, es decir la persona es “Juan” y el modelo predijo que no era “Juan”.

## Análisis y Diseño del Sistema

### *Análisis del Sistema*

De acuerdo con los lineamientos de Scrum, para especificar los requerimientos del sistema son utilizadas las Historias de Usuario (HU) y a partir de esta sección se involucran los miembros del sistema, como son: el propietario del proyecto o usuario del sistema (Product Owner), el desarrollador encargado de gestionar y controlar el equipo de desarrollo (scrum master) y el equipo de desarrollo (Development Team) (Kurnia et al., 2018). La designación de cada uno de estos roles fue organizada como se indica en la *Tabla 3*.

**Tabla 3**

### *Roles de SCRUM*

N°	Rol Scrum	Integrante	Descripción
01	Scrum Master	Ing. Nancy del Pilar Jacho Guanoluisa	Líder del equipo de Scrum
02	Product Owner	Dr. José Luis Carrillo Medina	Representa a las partes interesadas
03	Team Development	Alison Karina Velasteguí Asto, David Alejandro Pérez Villagómez	Desarrollo y diseño de la aplicación

*Nota. Tabla 3:* Para la creación de la tabla se aplicaron los lineamientos de Scrum.

El proyecto está compuesto por seis historias de usuario, como se puede ver en la *Tabla 4*, donde está definido el rol, la característica o funcionalidad y la razón o resultado de cada una de las *HU*. Además, para cada *HU* se pensó en las tareas que se llevan a cabo para la Re-Identificación.

**Tabla 4**

Historias de usuario del proyecto

Nombre	Rol	Característica / Funcionalidad	Razón / Resultado
HU. 1	Como cliente	Solicito tener conjunto de imágenes de rostros.	Para entrenar un modelo de reconocimiento de rostros.
HU. 2	Como cliente	Solicito un sistema que permita identificar personas a través de sus rostros con el uso de tecnologías de Visión por Computadora.	Para reconocer a las personas por medio del rostro.
HU. 3	Como cliente	Solicito tener conjunto de imágenes de la silueta.	Para entrenar un modelo de reconocimiento de silueta.
HU. 4	Como cliente	Solicito un modelo de entrenamiento en base del descriptor de silueta.	Para obtener un modelo entrenado de identificación de silueta.
HU. 5	Como cliente	Quiero un sistema que permita identificar personas a través de sus siluetas con el uso de tecnologías de Machine Learning y Visión por Computadora.	Para reconocer a las personas por medio de la silueta cuando no se pueda reconocer por el rostro.
HU. 6	Como cliente	Solicito un sistema que realice la Re-Identificación de personas por medio del rostro y silueta.	Para que el reconocimiento de personas sea más preciso.

Una vez listas las *HU*, el *PO* realiza una lista priorizada de funcionalidades, también llamada *Product Backlog (PB)* (Deemer et al., 2009), estas aparecen en la planificación del proyecto, como se observa en la *Tabla 5*, para el *PB* del proyecto, se especifican las *HU* con su respectiva estimación de tiempo en días, la fecha de inicio, la fecha de fin y el N° de *Sprint* al que corresponden, para lo cual se ha establecido 3 *Sprints*.

**Tabla 5***Product Backlog*

<b>Nombre</b>	<b>Estimación (días)</b>	<b>Fecha de inicio</b>	<b>Fecha de fin</b>	<b>N° de Sprint</b>
HU. 1	7	24/10/2022	01/11/2022	01
HU. 2	13	02/11/2022	18/11/2022	01
HU. 3	6	21/11/2022	28/11/2022	02
HU. 4	2	29/11/2022	30/11/2022	02
HU. 5	12	01/12/2022	16/12/2022	02
HU. 6	15	19/01/2022	05/01/2023	03

***Diseño del Sistema***

Esta sección, proporciona una descripción exhaustiva de todo el proyecto implementado en el sistema de Re-Identificación, para lo cual se elaboraron varios diagramas para el diseño y desarrollo del sistema.

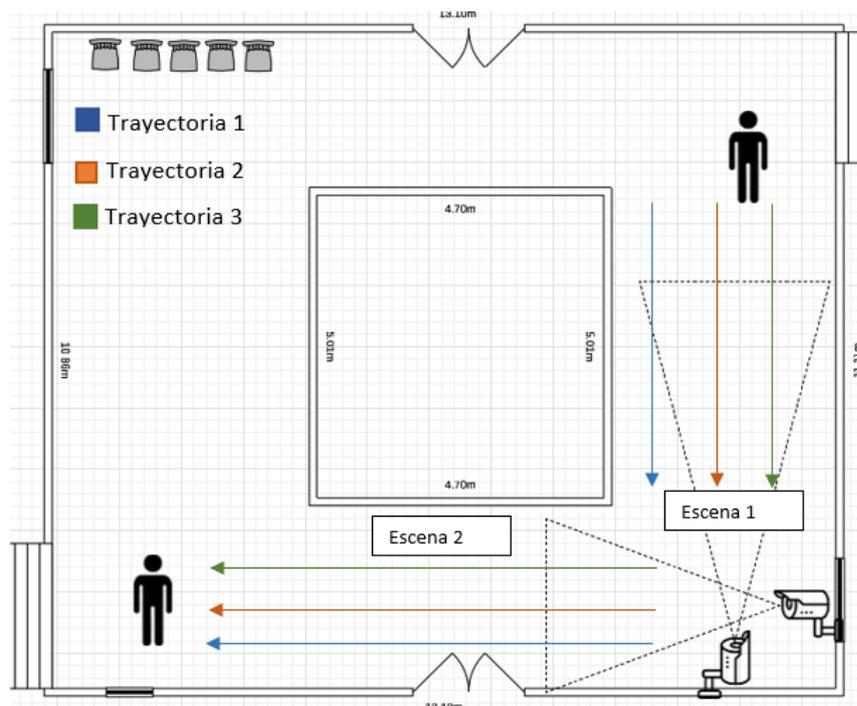
**Esquema del Entorno Controlado**

Al grabar los videos para el sistema de Re-Identificación de personas, hay que tomar en cuenta aspectos como la luz solar, oscuridad del lugar, movimiento de la cámara, fondo confuso, etc., que afectan a la detección de personas, por esto se diseñó en un entorno controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas Sede Latacunga campus Guillermo Rodrigo Lara, como se puede ver en la Figura 10.

Además, las flechas representan las trayectorias utilizadas para las grabaciones dentro del ambiente controlado, los videos recogidos muestran tres trayectorias, la primera es por el lado izquierdo del pasillo, la segunda es por el centro del pasillo y el tercero corresponde al lado derecho del pasillo. Además, hay dos escenas, la escena 1 graban la parte frontal de las personas y la escena 2 graba la parte trasera de las personas y en cada escena se realizan las 3 trayectorias.

Figura 10

Diagrama del entorno dirigido



Nota. Figura 10: La imagen muestra el entorno que se aplicó para grabar los videos para el sistema de Re-Identificación

Es fundamental destacar los métodos utilizados para el reconocimiento y/o identificación en el sistema de Re-Identificación de personas. A continuación, mediante esquemas se ilustra el proceso seguido para identificar a una persona, ya sea mediante una característica biométrica (facial) Figura 11, o una soft-biométrica (silueta) Figura 12.

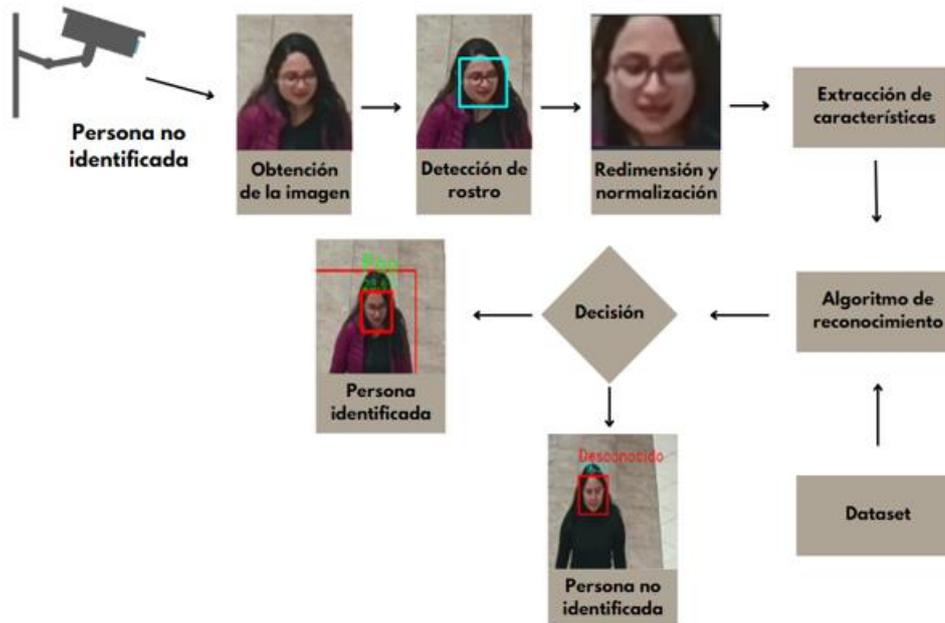
La Figura 11 muestra los pasos a realizar para identificar personas mediante su rostro, utilizando el Algoritmo de Viola-Jones, los cuales son:

1. Grabar videos de las personas que pasan por el entorno controlado.
2. Adquirir la imagen para generar un Dataset personal.
3. Detectar el rostro de la persona que aparece en el video.
4. Redimensionar y normalizar la imagen obtenida, para extraer las características.
5. El Dataset generado es utilizado en el algoritmo de reconocimiento.

- Decidir si la persona es reconocida o es marcada como desconocida por el sistema, lo cual es mostrado en la salida del video.

**Figura 11**

*Esquema para el reconocimiento facial*

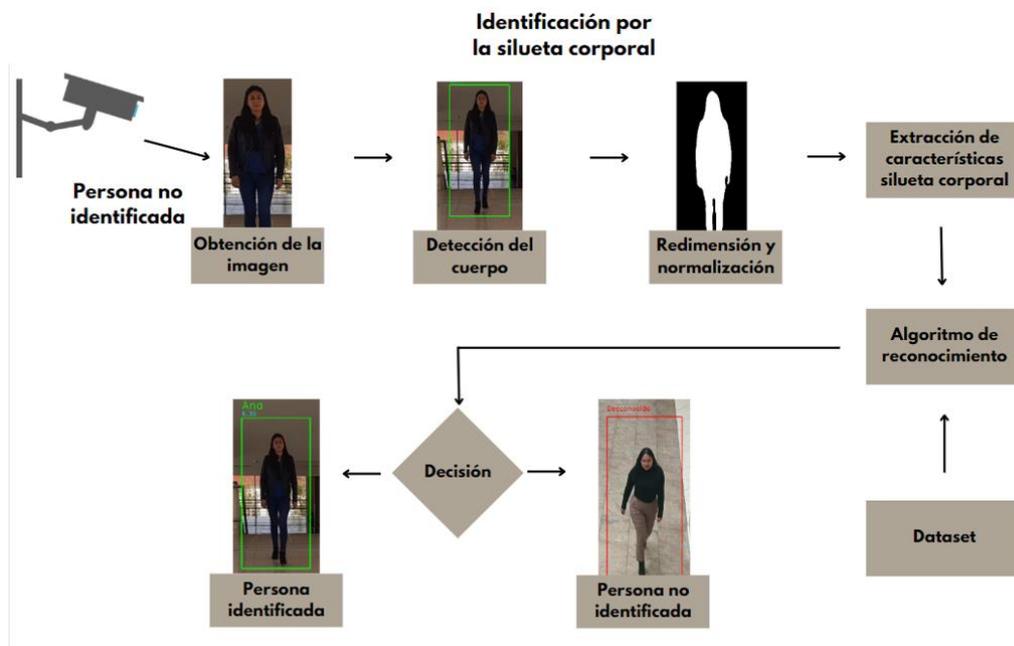


La Figura 12 muestra los pasos a realizar para identificar personas mediante su rostro, utilizando LPB y SVM, los cuales son:

- Grabar videos de las personas que pasan por el entorno controlado.
- Adquirir la imagen para generar un Dataset personal.
- Detectar el cuerpo de la persona que aparece en el video.
- Redimensionar y normalizar en modo blanco y negro la imagen obtenida, para extraer las características.
- El Dataset generado es utilizado en el algoritmo de reconocimiento.
- Decidir si la persona es reconocida o es marcada como desconocida por el sistema, lo cual es mostrado en la salida del video.

Figura 12

Esquema para la detección mediante la silueta corporal



**Herramientas de software para el desarrollo**

El sistema de Re-Identificación de personas fue realizado usando las herramientas que se detallan en la Tabla 6.

Tabla 6

Herramientas usadas en el sistema

Actividad	Herramienta Descripción
Codificación y programación del proyecto	El Entorno de desarrollo (IDE Visual Studio Code en su versión 1.74.3 El lenguaje de programación Python en su versión 3.10.7 para el desarrollo del sistema.
Detección de rostros, detección de la silueta corporal y procesamiento de imágenes.	OpenCv 4.6.0 para procesar las imágenes, para el reconocimiento facial y la silueta corporal. Numpy en su versión 1.23.4 para el procesamiento de datos matemáticos.

## **Definición e Implementación de Técnicas de Visión por Computadora y Modelos y/o Algoritmos de Machine Learning para la detección facial y de silueta corporal.**

Al inicio de cada Sprint se hizo una Planificación del Sprint (Sprint Planning-SP), mediante una reunión donde el *DT* decide las historias de usuario y la horas que cada miembro va a realizar durante el Sprint y lo guarda en un documento llamado Sprint Backlog(Deemer et al., 2009). Para cumplir con las reuniones que propone Scrum, Google Meet fue la herramienta utilizada.

Para realizar las pruebas al sistema de Re-Identificación de personas, fueron empleados dos métodos, primero la cámara 1 identifica al individuo a través de sus rostros y segundo la cámara 2 realiza la Re-Identificación basándose en la silueta corporal. El Dataset tanto de rostros como de silueta está compuesta por carpetas individuales para cada persona, designada como “clase”, las cuales también fueron utilizadas para las comprobaciones. Además, hay que mencionar que para desarrollar y ejecutar el proyecto fue empleado como recurso un computador compuesto de: un procesador AMD Ryzen 7 3750H, una memoria RAM DDR 4 de 16 GB, tarjeta gráfica NVIDIA GTX 1650 y el sistema operativo Windows 11.

### ***Sprint 01: Desarrollo para Identificación Facial***

Dentro del Sprint 1, las historias de usuario 1 y 2 fueron realizadas, como se detalla en la Tabla 4, las cuales hacen referencia a la creación de un Dataset y un modelo para la identificación facial de personas respectivamente

#### **Historias de usuario Detalladas**

Como se puede observar en la Tabla 7, se detallada la HU. 1, la cual muestra a que Sprint pertenecen, prioridad, riesgo de desarrollo, puntos estimados, integración asignada, responsables de desarrollo y criterios de aceptación, esta *HU* fue utilizada para crear un Dataset de rostros que cuenta con 200 imágenes, la cual está almacenada en una carpeta con el nombre de la persona a quien corresponde dicho rostro.

Tabla 7

## Historia de Usuario 1

---

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> 1	<b>Usuario:</b> Cliente
<b>Nombre historia:</b> Creación de Dataset	<b>Número Sprint:</b> 1
<b>Prioridad:</b> Media	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Baja
<b>Puntos estimados (días):</b> 7	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Alison Velasteguí, David Pérez	
<b>Descripción:</b> Como cliente solicito tener conjunto de imágenes de rostros.	
<b>Validación</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>● Las imágenes son capturadas en diferentes ambientes controlados.</li> <li>● Las imágenes capturadas deben ser de 5 personas en distintas poses.</li> <li>● Cada persona debe tener una carpeta con su nombre, donde las imágenes de su rostro están almacenadas.</li> </ul>	

---

Como se puede observar en la Tabla 8, se detallada la HU. 1, la cual muestra a que Sprint pertenecen, prioridad, riesgo de desarrollo, puntos estimados, integración asignada, responsables de desarrollo y criterios de aceptación, esta *HU* pide un sistema de identificación a través del rostro.

Tabla 8

## Historia de Usuario 2

---

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> 2	<b>Usuario:</b> Cliente
<b>Nombre historia:</b> Creación de Dataset	<b>Número Sprint:</b> 1
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Alta

---

---

**Puntos estimados (días): 13**

**Interacción asignada: 1**

**Desarrolladores responsables:** Alison Velasteguí, David Pérez

**Descripción:** Como cliente solicito un sistema que permita identificar personas a través de sus rostros con el uso de tecnologías de Visión por Computadora.

**Validación**

- Se desarrolló un modelo para la identificación de una persona a través del reconocimiento facial, aplicando las métricas de evaluación.
  - Se aplicaron las pruebas correspondientes con los Datasets generados a partir de diferentes personas.
  - El modelo con mayor valor de accuracy será seleccionado.
- 

**Sprint Backlog 1**

La especificación de las tareas realizadas durante el Sprint, los responsables de cada una de estas tareas son Alison Velasteguí y David Pérez, la planificación en días que tomo ejecutar el Sprint, el tiempo estimado en horas, cabe recalcar que las tareas al momento de la documentación de la tesina se encuentran terminadas, ver en la Tabla 9.

**Tabla 9**

*Sprint Backlog 1*

---

<b>Backlog</b>		<b>Fecha Inicio: 24/10/2022</b>	<b>Fecha Fin: 18/11/2022</b>	<b>Jornada: 8 horas</b>	
<b>H.U ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Inicio</b>	<b>Fin</b>	
HU. 1	Grabar vídeos de varias personas en distintos ambientes.	16	24/10/2022	25/10/2022	
HU. 1	Investigar un algoritmo que permita extraer el rostro a partir de videos.	08	26/10/2022	26/10/2022	
HU. 1	Desarrollar un algoritmo para capturar los rostros de forma automática.	24	27/10/2022	31/10/2022	
HU. 1	Almacenar los rostros de cada persona en carpetas individuales.	8	01/11/2022	01/11/2022	
HU. 2	Investigar sobre modelos de Machine Learning para identificación facial.	16	02/11/2022	03/11/2022	

---

<b>Backlog</b>		<b>Fecha Inicio: 24/10/2022</b>	<b>Fecha Fin: 18/11/2022</b>	<b>Jornada: 8 horas</b>	
<b>H.U ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Inicio</b>	<b>Fin</b>	
HU. 2	Investigar sobre modelos de Visión por Computadora para identificación facial.	16	04/11/2022	07/11/2022	
HU. 2	Desarrollar un algoritmo para entrenar el modelo.	24	08/11/2022	10/11/2022	
HU. 2	Desarrollar un algoritmo para la identificación facial.	24	11/11/2022	15/11/2022	
HU. 2	Realizar pruebas con distintos videos para ver el valor de confianza.	16	16/11/2022	17/11/2022	
HU. 2	Generar la matriz de confusión y las métricas para conocer el rendimiento del clasificador.	08	18/11/2022	18/11/2022	

### **Desarrollo del Sprint**

El proceso para desarrollar el algoritmo que controle la generación del Dataset de los rostros de las personas inicia con una investigación sobre como almacenar las imágenes de manera óptima y automática. La Figura 13 demuestra este proceso, con los siguientes pasos: especificar la ruta del video (línea 2), activar el clasificador Haar Cascade para detectar la cara (línea 4), leer los frames del video (línea 8), transformar los frames a escala de grises (línea 11) generando una copia de respaldo del frame (línea 13).

Después con el clasificador, detectar la existencia de rostros en la escala 1.2 utilizado para ajustar el tamaño de la imagen en cada iteración, con rectángulos vecinos separados en mínimo 4 rectángulos y con un tamaño mínimo de 10 de ancho y largo(línea 15), cuando detecte la cara se considera la posición (x, y), el ancho y alto, para dibujar el rectángulo alrededor del mismo (línea 20), capturar el rostro (línea 22), redimensionar la imagen(línea 24) y guardarla en una carpeta individual con el nombre de la persona(línea 26).

Figura 13

Algoritmo para generar un Dataset de rostros

```

1 #Escoger el video para generar el Dataset
2 cap = cv2.VideoCapture('Videos/12-01-2023/David3_F.mp4')
3 #Obtener el clasificador de rostros de HaarCascade
4 faceClassif = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.harcascades+'haarcascade_frontalface_default.xml')
5
6 while True:
7     #Leer el video
8     ret , frame = cap.read()
9     if ret == False : break
10    #Transformar a escalas de grises
11    gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
12    #Guardar una copia del frame del video
13    auxFrame = frame.copy()
14    #Mediante el clasificador hacer una deteccion de los rostros
15    faces = faceClassif.detectMultiScale(gray, scaleFactor=1.2, minNeighbors=4, minSize=(10,10), flags=cv2.CASCADE_SCALE_IMAGE)
16
17    #Bucle para dibujar el rectangulo y capturar el rostro
18    for (x, y, w, h) in faces:
19        #Dibuja un rectángulo al rededor del rostro de la persona
20        cv2.rectangle(frame, (x, y), (x+w, y+h), (255, 255, 0), 2)
21        #Captura el rostro
22        rostro = auxFrame[y:y+h, x:x+w]
23        #Redimensiona el tamaño dela imagen
24        rostro = cv2.resize(rostro, (150, 150), interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
25        #Almacena la imagen en una carpeta
26        cv2.imwrite(personPath + '/face_{}.jpg'.format(count), rostro)
27

```

*Nota.* Figura 13: La imagen muestra el código que se programó para genere un conjunto de imágenes de rostro.

El proceso para desarrollar el algoritmo que entrene el modelo de reconocimiento facial inicia con una investigación de cómo crear un modelo de aprendizaje robusto. La Figura 14 demuestra este proceso, con los siguientes pasos: leer las ilustraciones del Dataset generado previamente (línea 2 a la 6), transformar las imágenes a valores de LPBH utilizando el método LBPHFaceRecognizer\_create () de la librería OpenCV (línea 9), instruir el modelo utilizando la variable face\_recognizer.train mandando como parámetros el arreglo donde se encuentran las imágenes(en escala de grises) y una etiqueta, cuando el procedimiento finalice hay que guardarlo en un documento XML(línea 13).

Figura 14

*Algoritmo para entrenar el modelo de reconocimiento facial.*

```

1 #Bucle para leer todas las imagenes del dataset
2 for nameDir in peopleList:
3     for fileName in os.listdir(personPath):
4         labels.append(label)
5         facesData.append(cv2.imread(personPath+'/'+fileName,0)) #transformacion a escala de grises
6         image = cv2.imread(personPath+'/'+fileName,0)
7
8 # Métodos para entrenar el reconocedor
9 face_recognizer = cv2.face.LBPHFaceRecognizer_create()
10 # Entrenando el reconocedor de rostros
11 face_recognizer.train(facesData, np.array(labels))
12 # Almacenando el modelo obtenido
13 face_recognizer.write('modeloLBPHFace.xml')

```

*Nota.* Figura 14: La imagen muestra el código que se utilizó para entrenar el modelo.

El proceso para desarrollar el algoritmo que identifique los rostros de las personas utilizando el algoritmo de Visión por Computadora Viola Jones inicia con una investigación de como reconocer a las personas de manera óptima. La Figura 15 demuestra este procedimiento, con los siguientes pasos: activar el método para la identificación facial usando los clasificadores Haar Cascade (línea 3), especificar las rutas de los videos (línea 5), activar el clasificador de rostros de Haar Cascade (línea 8), abrir el modelo entrenado (línea 12), leer los frames del video (línea 15), transformarlo a escala de grises (línea 19 a la 20) generando una copia de respaldo (línea 21), después con el clasificador, detecta la existencia de rostros en la escala 1.3 utilizado para ajustar el tamaño de la imagen en cada iteración, con rectángulos vecinos separados en mínimo 6 rectángulos y con un tamaño mínimo del rostro de 30 de ancho y largo(línea 22), y capturar el rostro (línea 25).

Los frames detectados son redimensionados (línea 26), para la predicción de los rostros se utiliza el método de la línea 3 (línea 28) generando resultados que tienen un formato con 2 decimales (línea 29), para la identificación hay que aplicar el umbral donde cada vez que el valor obtenido es menor quiere decir que la persona fue detectada, caso contrario es desconocida para el sistema, entonces hay que imprimir el porcentaje de predicción conseguido (línea 33), junto con los nombres de la persona el cual está almacenado en result [0], los nombres son extraídos de la

carpeta donde se encuentra el Dataset (línea 35), se considera la posición (x, y), el ancho y alto, para dibujar el rectángulo alrededor del mismo (línea 36), en cambio cuando la predicción es mayor, hay que imprimir Desconocido (línea 40), el resultado de la predicción (línea 41) y se considera la posición (x, y), el ancho y alto, para dibujar el rectángulo alrededor del rostro (línea 43).

**Figura 15**

*Algoritmo para reconocimiento facial.*

```

1
2 #Especificar el método que se va a usar par reconocimiento facial
3 face_recognizer = cv2.face.LBPHFaceRecognizer_create()
4 # Especificar rutas donde estan almacenados los videos
5 cap = cv2.VideoCapture('Videos/12-01-2023/Al11_F.mp4')
6
7 #Leer el clasificador de rostros
8 faceClassif = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades+'haarcascade_frontalface_default.xml')
9
10 def facial():
11     #Leer el modelo entrenado
12     face_recognizer.read('modeloLBPHFace.xml')
13     #Ciclo para reconocimiento facial de personas
14     while True:
15         ret, frame = cap.read()
16         if not ret:
17             break
18         #Proceso para convertir la imagen en escala de grises
19         gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
20         gray = cv2.GaussianBlur(gray, (21, 21), 1)
21         auxFrame = gray.copy()
22         faces = faceClassif.detectMultiScale(gray, scaleFactor=1.33, minNeighbors=6, minSize=(30, 30))
23
24     for (x, y, w, h) in faces:
25         rostro = auxFrame[y:y + h, x:x + w]
26         rostro = cv2.resize(rostro, (200, 200), interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
27         #Predecir los resultados
28         result = face_recognizer.predict(rostro)
29         results = '{}.2f'.format(result[1])
30         #Aplicacion del umbral
31         if result[1] < 50:
32             #Imprime el porcentaje de predicción
33             cv2.putText(frame, '{}.format(results), (x, y - 2), 1, 1.3, (0, 255, 0), 1,cv2.LINE_AA)
34             #Muestra la persona del Dataset a quien se parec
35             cv2.putText(frame, '{}.format(imagePaths[result[0]]), (x, y - 25), 2, 1.1, (0, 255, 0), 1,cv2.LINE_AA)
36             cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 0, 255), 4)
37
38         else:
39             #En caso de que el resultado sea mayor se le asigna como desconocido
40             cv2.putText(frame, 'Desconocido', (x, y - 20), 2, 0.8, (0, 0, 255), 1, cv2.LINE_AA)
41             cv2.putText(frame, '{}.format(results), (x, y - 5), 1, 1.3, (255, 255, 0), 1,cv2.LINE_AA)
42             cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 0, 255), 2)

```

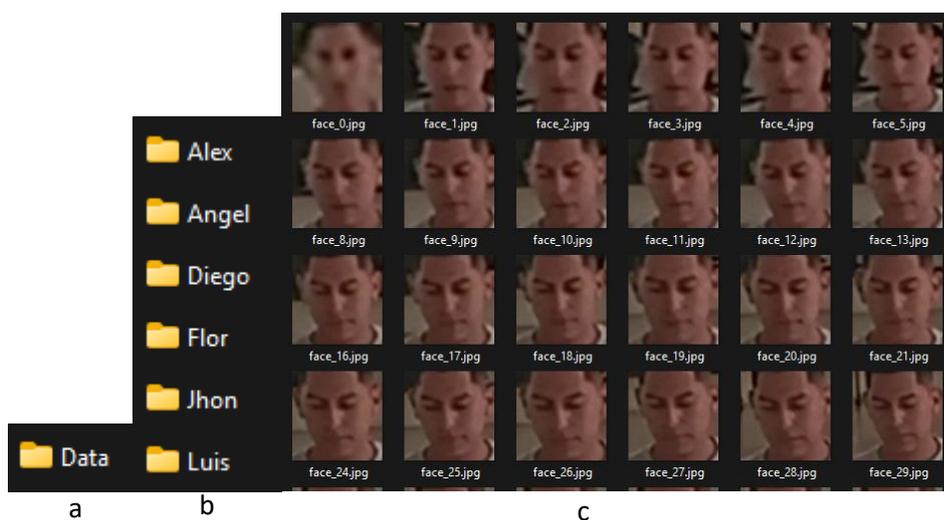
## Resultados del Sprint

Este apartado indica los resultados obtenidos al finalizar el Sprint, donde una de las primeras tareas realizadas fue generar un Dataset, donde la carpeta Data fue creada (a), para amacenar las carpetas individuales para cada persona (b) en las cuales están guardadas las imágenes que fueron

capturadas con el modelo (c). Los resultados obtenidos de esta tarea se pueden observar en la Figura 16.

**Figura 16**

*Resultados de las carpetas creadas para el Dataset.*

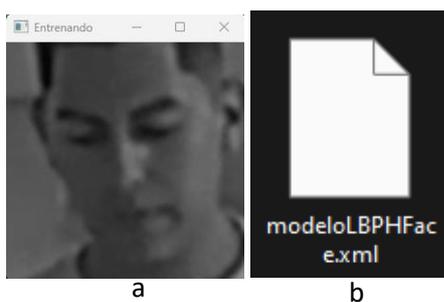


La siguiente tarea fue entrenar el modelo y (b) el documento XML que se creo

Después de finalizar la generación del Dataset, se inicia el entrenamiento al modelo de Re-Id mediante el rostro, el modelo analiza imagen por imagen todas las carpetas existentes en la base de datos de caras, desplegando una pantalla la cual muestra los retratos del Dataset (a) y generando un archivo con el nombre modeloLBPHFace.xml que contiene una matriz con información correspondiente a cada sujeto de prueba (b), ver *Figura 17*.

**Figura 17**

*Entrenamiento del modelo.*



Como ultimo el algoritmo es capaz de realizar la Re-identificación de personas mediante el rostro encerrando en un cuadrado la cara del sujeto de prueba y mostrando su nombre en caso de pertenecer a la persona del video, de lo contrario aparecerá la palabra Desconocido, ver *Figura 18*.

**Figura 18**

*Re-Id de Luis*



La Tabla 10 muestra la matriz de confusión de la clase Luis, después de ejecutarse el sistema de identificación facial en el trayecto 1, con la información del primer video grabado en el entorno controlado, dando resultados alentadores con un reconocimiento de 50 Verdaderos Positivos y 0 tanto en falsos positivos, falsos negativos y verdaderos negativos.

**Tabla 10**

*Matriz de confusión de Luis en el trayecto 1*

	<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Positivos</b>	50 (VP)	0 (FP)
<b>Negativos</b>	0 (FN)	0 (VN)

La Tabla 11 muestra la matriz de confusión de la clase Luis, después de ejecutarse el sistema de identificación facial en el trayecto 2, con la información del segundo video grabado en el entorno

controlado, los resultados en esta tabla tienen el valor de 98 en falso negativo, dado que el video muestra la espalda de la persona y el rostro no puede visualizarse.

**Tabla 11**

*Matriz de confusión de Luis en el trayecto 2*

	<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Positivos</b>	0 (VP)	0 (FP)
<b>Negativos</b>	0 (FN)	98 (VN)

En la Tabla 12 muestra la matriz de confusión de la clase Luis, después de ejecutarse el sistema de identificación facial en el trayecto 3, con la información del tercer video grabado en el entorno controlado, dando valores alentadores porque los resultados indican que el reconocimiento es bueno mostrando un valor de 105 VP, 0 tanto en falsos positivos como falsos negativos y 2 verdaderos negativos.

**Tabla 12**

*Matriz de confusión de Luis en el trayecto 3*

	<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Positivos</b>	105 (VP)	0 (FP)
<b>Negativos</b>	0 (FN)	2 (VN)

Por otra parte, con los resultados de la matriz de confusión se calculan las métricas establecidas, obteniendo valores de 1 lo que indica que el sistema de reconocimiento facial usando el algoritmo de Viola-Jones es eficiente para realizar dicho trabajo *Tabla 13*.

**Tabla 13**

*Resultados, pruebas realizadas al algoritmo de identificación facial*

Clasificador	Métricas	Primer trayecto	Segundo trayecto	Tercer trayecto	Desviación estándar
Haar Cascade	Accuracy	1	1	1	1 ± 0
	Recall	1	1	1	1 ± 0
	Precisión	1	1	1	1 ± 0

Al finalizar el sprint, se realizó la reunión de retrospectiva, concluyendo que la iluminación del video debía mejorar, por lo tanto, se repitió el proceso de generar los Datasets. Además, se determinó que mientras más imágenes de una persona tenía el Dataset más preciso era el sistema con el reconocimiento de rostros.

### ***Sprint 2: Desarrollo para Identificación por Silueta Corporal***

Dentro del Sprint 02, fueron desarrolladas las historias de usuario 3, 4, 5 como se detalla en la Tabla 4, las cuales pretenden crear un Dataset, un modelo de entrenamiento y un algoritmo de identificación para la identificación de personas mediante la silueta corporal.

#### **Historias de Usuario Detalladas**

Como se puede observar en la Tabla 14, se detallada la HU. 3, la cual muestra a que Sprint pertenecen, prioridad, riesgo de desarrollo, puntos estimados, integración asignada, responsables de desarrollo y criterios de aceptación, esta *HU* fue utilizada para crear un Dataset de silueta que cuenta con 200 imágenes, la cual está almacenada en una carpeta con el nombre de la persona a quien corresponde dicho rostro.

**Tabla 14**

*Historia de usuario 3 detallada*

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número: 3</b>	<b>Usuario: Cliente</b>

---

**Nombre historia:** Creación de conjunto de datos

**Número Sprint:** 2

**Prioridad:** Alta

**Riesgo de desarrollo:** Baja

**Puntos estimados (días):** 6

**Interacción asignada:** 1

**Desarrolladores responsables:** Alison Velasteguí, David Pérez

**Descripción:** Como cliente solicito tener conjunto de imágenes de la silueta.

#### Validación

- Las imágenes son capturadas en diferentes ambientes controlados.
- Las imágenes capturadas deben ser de 5 personas diferentes.
- Cada persona debe tener una carpeta con su nombre, donde las imágenes de su silueta corporal estarán almacenadas.

---

*Nota. Tabla 14:* La tabla muestra a detalle la historia de usuario 3 del proyecto.

Como se puede observar en la Tabla 15, se detallada la HU. 4, la cual muestra a que Sprint pertenecen, prioridad, riesgo de desarrollo, puntos estimados, integración asignada, responsables de desarrollo y criterios de aceptación, esta *HU* fue utilizada para crear un modelo de entrenamiento de silueta.

#### Tabla 15

*Historia de usuario 4 detallada*

---

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> 4	<b>Usuario:</b> Cliente
<b>Nombre historia:</b> Creación de un modelo de entrenamiento para la silueta corporal	<b>Número Sprint:</b> 2
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Baja
<b>Puntos estimados (días):</b> 2	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Alison Velasteguí, David Pérez	
<b>Descripción:</b> Solicito un modelo de entrenamiento en base del descriptor de silueta.	

---

---

**Validación**

- Debe generarse un archivo XML.
- 

*Nota. Tabla 15:* La tabla muestra a detalle la historia de usuario 4 del proyecto.

Como se puede observar en la Tabla 16, se detallada la HU. 5, la cual indica a que Sprint pertenecen, prioridad, riesgo de desarrollo, puntos estimados, integración asignada, responsables de desarrollo y criterios de aceptación, esta *HU* fue utilizada para crear un modelo y/o algoritmo para la identificación de personas mediante la silueta corporal.

**Tabla 16**

*Historia de usuario 5 detallada*

---

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> 5	<b>Usuario:</b> Cliente
<b>Nombre historia:</b> Creación de un algoritmo para la identificación de personas mediante la silueta corporal.	<b>Número Sprint:</b> 2
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Alta
<b>Puntos estimados (días):</b> 12	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Alison Velasteguí, David Pérez	
<b>Descripción:</b> Como cliente quiero un sistema que permita identificar personas a través de sus siluetas con el uso de tecnologías de Machine Learning y Visión por Computadora.	
<b>Validación</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se desarrolló un modelo para la identificación de una persona a través del reconocimiento de la silueta corporal, aplicando las métricas de evaluación.</li> <li>• Se aplicaron las pruebas correspondientes con los Datasets generados a partir de diferentes personas.</li> <li>• El modelo con mayor valor de accuracy será seleccionado.</li> </ul>	

---

*Nota. Tabla 16:* La tabla muestra a detalle la historia de usuario 5 del proyecto.

**Sprint Backlog 2**

La especificación de las tareas realizadas durante el Sprint, los responsables de cada una de estas tareas son Alison Velasteguí y David Pérez, la planificación en días que tomo ejecutar el Sprint,

el tiempo estimado en horas, cabe recalcar que las tareas al momento de la reunión están encuentran terminadas, ver en la Tabla 17.

**Tabla 17**

*Sprint Backlog 2*

<b>Backlog</b>		<b>Fecha Inicio: 21/11/2022</b>	<b>Fecha Fin: 16/12/2022</b>	<b>Jornada: 8 horas</b>	
<b>HU ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Inicio</b>	<b>Fin</b>	
HU. 3	Grabar vídeos de varias personas en distintos ambientes.	8	21/11/2022	21/11/2022	
HU. 3	Investigar un algoritmo para extraer la silueta corporal a partir de videos.	8	22/11/2022	22/11/2022	
HU. 3	Desarrollar un algoritmo para capturar la silueta corporal de forma automática.	24	23/11/2022	25/11/2022	
HU. 3	Almacenar la silueta de cada persona en carpetas individuales.	8	28/11/2022	28/11/2022	
HU. 4	Entrenar el modelo de silueta	16	29/11/2022	30/11/2022	
HU. 5	Investigar sobre modelos de Machine Learning para identificación mediante la silueta corporal.	8	01/12/2022	01/12/2022	
HU. 5	Investigar sobre modelos de Visión por Computadora para identificación mediante la silueta corporal.	16	02/12/2022	05/12/2022	
HU. 5	Desarrollar un algoritmo para entrenar el modelo.	24	06/12/2022	08/12/2022	
HU. 5	Desarrollar un algoritmo para la identificación de la silueta corporal.	24	09/12/2022	13/12/2022	
HU. 5	Realizar pruebas con distintos videos para ver el valor de confianza.	16	14/12/2022	15/12/2022	
HU. 5	Generar la matriz de confusión y las métricas para conocer el rendimiento del clasificador.	08	16/12/2022	16/12/2022	

*Nota. Tabla 17:* La tabla muestra las tareas que se ejecutaron en el Sprint 2 del proyecto.

### **Desarrollo del Sprint**

El proceso para desarrollar el algoritmo que controle la generación del Dataset de siluetas de las personas inicia con una investigación de como almacenar las imágenes de manera óptima y automática. La Figura 19 demuestra este proceso, con los siguientes pasos: especificar la ruta del

video (línea 2), activar el clasificador Haar Cascade para detectar el cuerpo (línea 4), crear una variable que utiliza la funcionalidad *selfie\_segmentation* de la librería *Mediapie*, la cual segmenta una imagen en partes (línea 6), leer los frames del video (línea 11), transformar los frames a escala de grises (Línea 12 y 14) generando una copia de respaldo del frame (línea 16).

Después con el clasificador, detecta la existencia de cuerpos en la escala 1.24 utilizado para ajustar el tamaño de la imagen en cada iteración con rectángulos vecinos separados en mínimo 5 rectángulos y con un tamaño del rostro de 140 de ancho y largo(línea 18), cuando la persona es detectada se transforma a RGB mediante la función *cvtColor* de la librería de OpenCV que permite convertir un gráfico a otro espacio de color (línea 20), capturar el tamaño del frame (línea 23) para luego ser convertido a RGB con la función *cvtColor* (línea 25) y con la función *medianBlur* de OpenCV se realiza una eliminación del ruido de la imagen y los bordes obtenidos de la silueta son suavizados (línea 27).

Después del tratamiento de la imagen los resultados pasan por una segmentación y son almacenados en la variable *resultBody* (línea 29), se considera la posición (x, y), el ancho y alto, para dibujar el rectángulo alrededor del cuerpo (línea 31) y usando la constante "*cv2.THRESH\_BINARY*" de la librería OpenCV la cual es utilizada en la función *cv2.threshold()* que sirve para establecer el tipo de umbralización binaria, la cual es una técnica de procesamiento de imágenes, que tiene asignado un valor límite a los píxeles del frame, los píxeles por debajo de este valor le asignan a negro (0) y los píxeles por encima de este valor le asignan a blanco (255) (línea 33), redimensionar la imagen (línea 38) y guardarla en una carpeta individual con el nombre de la persona (línea 40).

Figura 19

*Creación Dataset de silueta corporal*

```

1 # Especificar rutas donde estan almacenados los videos
2 cap = cv2.VideoCapture('Videos/08-02-2023/Luis2F.mp4')
3 #Leer el clasificador del cuerpo
4 body_classifier = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.harcascades + 'haarcascade_fullbody.xml')
5 #Crear una variable para la segmentacion
6 mp_selfie_segmentation = mp.solutions.selfie_segmentation
7 with mp_selfie_segmentation.SelfieSegmentation(
8     model_selection=0) as selfie_segmentation:
9     while True:
10         #Leer los frames del video
11         ret, frame = cap.read()
12         #Convertir a escala de grises
13         gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
14         gray = cv2.GaussianBlur(gray, (21, 21), 1)
15         #Crear una copia del frame
16         auxFrame = gray.copy()
17         #Mediante el clasificador hacer una deteccion de la silueta
18         bodies = body_classifier.detectMultiScale(gray, scaleFactor=1.24, minNeighbors=5, minSize=(140, 140))
19         #Transformar el frame a blanco y negro
20         frame_rgb = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)
21         for (x2, y2, w2, h2) in bodies:
22             #Se obtiene el tamaño del frame que detecta el cuerpo
23             body = auxFrame[y2:y2+h2, x2:x2+w2]
24             #Se transforma el frame a RGB
25             frame_rgb = cv2.cvtColor(body, cv2.COLOR_BGR2RGB)
26             #Se elimina el ruido de la imagen
27             frame_rgb = cv2.medianBlur(frame_rgb, 9)
28             #Se obtiene el resultado de la segmentacion del frame
29             resultBody = selfie_segmentation.process(frame_rgb)
30             #Dibujamos el rectangulo al detectar el cuerpo
31             cv2.rectangle(frame, (x2, y2), (x2+w2, y2+h2), (0, 0, 255), 2)
32             #Se realiza una umbralizacion binaria negro o blanco
33             _, th = cv2.threshold(resultBody.segmentation_mask, 0.80, 255, cv2.THRESH_BINARY)
34             #obteber imagen binaria
35             is_black = not np.any(th)
36             if not is_black:
37                 #Redimensionar la imagen
38                 redim = cv2.resize(th, (250, 750), interpolation= cv2.INTER_CUBIC)
39                 #Guardar la imagen en la carpeta que creamos y darle un nombre
40                 cv2.imwrite(personPath+ '/Silueta_{}.jpg'.format(count), redim)

```

El proceso para desarrollar el algoritmo que entrene el modelo de reconocimiento por la silueta inicia con una investigación sobre cómo crear un modelo de entrenamiento robusto. La Figura 20 demuestra este proceso, con los siguientes pasos: leer las imágenes del Dataset generado previamente (línea 2 a la 9), transformar las imágenes a valores de LPBH utilizando el método `LBPHFaceRecognizer_create()` de la librería OpenCV (línea 11), entrenar el modelo utilizando la variable `face_recognizer.train` mandando como parámetros el arreglo donde se encuentran las ilustraciones (en escala de grises) y una etiqueta, cuando el entrenamiento finaliza hay que guardarlo en un documento XML(línea 15).

Figura 20

Entrenar el modelo

```

1  #Bucle para leer todas las imagenes del Dataset
2  for nameDir in peoplelist:
3      for fileName in os.listdir(personPath):
4          #Le asignamos una etiqueta a cada imagen
5          labels.append(label)
6          #Agregamos todas las imagenes a un arreglo con el nombre de la persona
7          facesData.append(cv2.imread(personPath+'/'+fileName,0))
8          #Se leen todas las imagenes
9          image = cv2.imread(personPath+'/'+fileName,0)
10 # Métodos para entrenar el detector
11 face_recognizer = cv2.face.LBPHFaceRecognizer_create()
12 # Entrenando el detector de siluetas
13 face_recognizer.train(facesData, np.array(labels))
14 #Almacenar el modelo obtenido
15 face_recognizer.write('modeloLBPHSiluet.xml')

```

*Nota.* Figura 20: La imagen muestra el código que se utilizó para entrenar el modelo de la detección de silueta corporal.

El proceso para desarrollar el algoritmo que identifique la silueta de las personas utilizando el algoritmo de Visión por Computadora LBPH y Machine Learning de SVM inicia con una investigación sobre como reconocer a las personas de manera óptima. La Figura 21 demuestra este proceso, con los siguientes pasos: crear una función para el reconocimiento del perfil corporal, leer el modelo entrenado (línea 3), crear una variable que utiliza la funcionalidad *selfie\_segmentation* de la librería *Mediapie*, la cual segmenta una imagen en partes (línea 5), leer los frames del video (línea 10), transformarlo a escala de grises (línea 13) generando una copia de respaldo del frame (línea 14).

Después con el clasificador, detecta la existencia de cuerpos humanos en la escala 1.18 utilizado para ajustar el tamaño de la imagen en cada iteración, con rectángulos vecinos separados en mínimo 5 rectángulos y con un tamaño mínimo del cuerpo de 89 de ancho y 110 de largo (línea 15), transformar el frame a RGB mediante la función *cvtColor* de la librería de OpenCV que permite convertir una imagen a otro espacio de color (línea 16) y capturar el tamaño del frame (línea 19) para luego ser transformado a RGB con la función *cvtColor* (línea 20) y con la función *medianBlur* de

OpenCV hay que realizar una eliminación del ruido de la ilustración y los bordes que obtenidos de la silueta son suavizados (línea 21) para redimensionar la imagen (línea 22).

Los frames pasan por una segmentación y son almacenados en la variable *resultBody* (línea 23), obtener la predicción (línea 26) generando valores que tienen un formato con 2 decimales (línea 27), para la identificación hay que aplicar el umbral donde cada vez que el resultado generado es menor quiere decir que la persona fue detectada, caso contrario es desconocida para el sistema, entonces hay que imprimir los nombres de la persona el cual esta almacenado en *result [0]*, estos se obtienen de la carpeta del Dataset (línea 30), junto con el porcentaje de predicción obtenido (línea 31), se considera la posición (x, y), el ancho y alto, para dibujar el rectángulo alrededor del rostro (línea 32), en cambio cuando la predicción es mayor, hay que mostrar Desconocido (línea 35), y un rectángulo alrededor del rostro (línea 36)

**Figura 21**

*Algoritmo para reconocimiento de la silueta corporal.*

```

1  def silueta():
2      #Leer el modelo entrenado
3      sil_recognizer.read('modeloLBPHSiluet.xml')
4      #Crear una variable para la segmentación de imagenes
5      mp_selfie_segmentation = mp.solutions.selfie_segmentation
6      with mp_selfie_segmentation.SelfieSegmentation(
7          model_selection=1) as selfie_segmentation:
8          while True:
9              #Capturamos los frames del video
10             ret, frame = cap.read()
11             if ret == False: break
12             #Tratamos los frames obtenidos
13             gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
14             auxFrame = gray.copy()
15             bodies = body_classifier.detectMultiScale(gray, scaleFactor= 1.18, minNeighbors= 5, minSize = (110, 89))
16             frame_rgb = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)
17             for (x, y, w, h) in bodies:
18                 #Tratamos los frames de la silueta corporal
19                 body = auxFrame[y:y + h, x:x + w]
20                 body = cv2.cvtColor(body, cv2.COLOR_BGR2RGB)
21                 body = cv2.medianBlur(frame_rgb, 9)
22                 body = cv2.resize(body, (250, 750), interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
23                 #Segmentamos el frame de la silueta corporal
24                 resultsBody = selfie_segmentation.process(body)
25                 #Obtenemos la predicción del detección de la silueta
26                 result = sil_recognizer.predict(resultsBody.segmentation_mask)
27                 output = '{:.2f}'.format(result[1])
28                 #Aplicamos el umbral
29                 if result[1] < 5:
30                     cv2.putText(frame, '{}'.format(imagePaths[result[0]]), (x, y - 25), 2, 1.1, (0, 255, 0), 1, cv2.LINE_AA)
31                     cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 255, 0), 2)
32                     _, th = cv2.threshold(resultsBody.segmentation_mask, 0.75, 255, cv2.THRESH_BINARY)
33                     cv2.putText(frame, '{}'.format(output), (x, y - 5), 1, 1.3, (0, 0, 0), 1, cv2.LINE_AA)
34                 else:
35                     cv2.putText(frame, 'Desconocido', (x, y - 20), 2, 0.8, (0, 0, 255), 1, cv2.LINE_AA)
36                     cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), (0, 0, 255), 2)

```

## Resultados del Sprint

Este apartado indica los resultados obtenidos al finalizar el Sprint, donde una de las primeras tareas realizadas fue generar un Dataset. La Figura 22 muestra el proceso: crear carpeta Data\_Silueta(a), amacernar las carpetas individuales para cada persona (b) en las cuales están guardadas las imágenes que fueron capturadas con el modelo (c).

**Figura 22**

*Resultados de las carpetas creadas para el Dataset.*



*Nota.* Figura 22: La imagen muestra el código que se utilizó para entrenar el modelo de la detección de silueta corporal.

Después de finalizar la generación del Dataset, La Figura 23 muestra el proceso para el entrenamiento al modelo de Re-Id mediante la silueta, el cual es: analizar imagen por imagen todas las carpetas existentes en la base de datos de siluetas, desplegando una pantalla la cual muestra los retratos del Dataset.

**Figura 23**

*Entrenar el modelo.*



*Nota.* Figura 23: La imagen muestra la ventana de reconocimiento de personas

Una vez generada el Dataset y entrenado el modelo, el algoritmo es capaz de realizar la Re-identificación de personas mediante la silueta corporal encerrando en un rectángulo el contorno del sujeto de prueba y mostrando el nombre en caso de pertenecer a la persona del video y en caso contrario aparecerá la palabra Desconocido, ver *Figura 24*.

**Figura 24***Reconocimiento por la silueta*

*Nota.* Figura 24: La imagen muestra el reconocimiento a través de la silueta de la clase Luis

La Tabla 18 muestra la matriz de confusión de la clase Luis, después de ejecutarse el sistema de identificación de silueta en el trayecto 1, con la información del primer video grabado en el entorno controlado, dando como resultados valores de 118 verdaderos positivos, 78 falsos negativos y 0 tanto en falsos positivos como verdaderos negativos, lo que muestra que aún hay que hacer correcciones en el algoritmo.

**Tabla 18***Matriz de confusión de Luis en el trayecto 1*

	<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Positivos</b>	118 (VP)	0 (FP)
<b>Negativos</b>	78 (FN)	0 (VN)

La Tabla 19 muestra la matriz de confusión de la clase Luis, después de ejecutarse el sistema de identificación facial en el trayecto 2, con la información del segundo video grabado en el entorno

controlado, dando como resultados valores de 35 verdaderos positivos, 35 falsos negativos y 0 tanto en falsos positivos como verdaderos negativos, lo que muestra que aún hay que hacer correcciones en el algoritmo.

**Tabla 19**

*Matriz de confusión de Luis en el trayecto 2*

	<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Positivos</b>	35 (VP)	0 (FP)
<b>Negativos</b>	35 (FN)	0 (VN)

La Tabla 20 muestra la matriz de confusión de la clase Luis, después de ejecutarse el sistema de identificación facial en el trayecto 2, con la información del segundo video grabado en el entorno controlado, dando como resultados valores de 34 verdaderos positivos, 34 falsos negativos, 0 falsos positivos y 2 verdaderos negativos, lo que muestra que aún hay que hacer correcciones en el algoritmo.

**Tabla 20**

*Matriz de confusión de Luis en el trayecto 3*

	<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Positivos</b>	34 (VP)	0 (FP)
<b>Negativos</b>	34 (FN)	2 (VN)

Por otra parte, con los resultados de la matriz de confusión se calculan las métricas establecidas, obteniendo los valores que muestran en la Tabla 21, lo que indica que el sistema de reconocimiento de silueta usando el algoritmo de LBP y SVM aun necesitan correcciones para que la precisión mejore.

**Tabla 21**

*Resultados, pruebas realizadas al algoritmo de identificación por silueta corporal*

<b>Clasificador</b>	<b>Métricas</b>	<b>Primer trayecto</b>	<b>Segundo trayecto</b>	<b>Tercer trayecto</b>	<b>Desviación estándar</b>
SVM	Accuracy	0.6020	0.5	0.5142	0.5387 ± 0.0451
	Recall	0.6020	0.5	0.5	0.5340 ± 0.0481
	Precisión	1	1	1	1 ± 0

Una vez concluido el Sprint se realizó una reunión, en la cual fue determinado que la forma de caminar de las personas afecta en la generación del Dataset, por lo cual los videos fueron grabados nuevamente, pero con las personas caminando en línea recta, una vez solucionado eso se continuo con el siguiente Sprint. Una vez que fueron grabados nuevamente los videos en un ambiente con mejor iluminación y con el sujeto caminando en línea recta, el algoritmo capturó más imágenes de la silueta y lo realizó en un menor tiempo al tener una vista del contorno del sujeto más clara, lo que permitió entrenar al algoritmo con más datos, y por consiguiente sea capaz de reconocer a otras personas con mayor precisión.

### ***Sprint 3: Re-Identificación por medio del rostro y la silueta***

Dentro del Sprint 3, se desarrollará la historia de usuario 6 como se detalla en la Tabla 4, la cual fue utilizada para realizar la unión de la identificación facial con la identificación por la silueta.

#### **Historias de Usuario Detalladas**

Como se puede observar en la Tabla 22, detalla los responsables de desarrollo y los criterios de aceptación de la HU. 6, la cual trata de unir la identificación por medio del rostro y la silueta para la Re-Identificación de personas.

Tabla 22

Historia de usuario 6.

---

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> 6	<b>Usuario:</b> Cliente
<b>Nombre historia:</b> Re-Identificación por la silueta corporal	<b>Número Sprint:</b> 3
<b>Prioridad:</b> Baja	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Baja
<b>Puntos estimados (días):</b> 15	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Alison Velasteguí, David Pérez	
<b>Descripción:</b> Como cliente solicito un sistema que realice la Re-Identificación de personas por medio del rostro y silueta.	
<b>Validación</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>● Se puede hacer Re-Identificación de una persona a través del reconocimiento facial y la silueta.</li> <li>● Se aplicaron las pruebas correspondientes con los Datasets generados a partir de diferentes personas.</li> </ul>	

---

*Nota. Tabla 22:* La tabla muestra a detalle la historia de usuario 6 del proyecto

### Sprint Backlog 3

La especificación de las tareas realizadas durante el Sprint, los responsables de cada una de estas tareas son Alison Velasteguí y David Pérez, la planificación en días que tomo ejecutar el Sprint, el tiempo estimado en horas, cabe recalcar que las tareas al momento de la reunión se encuentran terminadas, ver en la Tabla 23.

Tabla 23

## Sprint Backlog 3

<b>Backlog</b>		<b>Fecha Inicio: 19/12/2022</b>	<b>Fecha Fin: 05/01/2023</b>	<b>Jornada: 8 horas</b>	
<b>H.U ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Inicio</b>	<b>Fin</b>	
HU. 6	Investigar cómo hacer multiprocesamiento en Python.	16	19/12/2022	20/12/2022	
HU. 6	Desarrollar un algoritmo para ejecutar en paralelo ambas formas de reconocimiento (facial y silueta).	48	21/12/2022	28/12/2022	
HU. 6	Realizar pruebas con distintos videos para ver si pueden realizar ambas operaciones a la vez.	24	29/12/2022	02/01/2023	
HU. 6	Generar un algoritmo para Data Augmentation en caso de tener un Dataset con un número limitado de imágenes	16	03/01/2023	05/01/2023	

*Nota. Tabla 23: La tabla muestra las tareas realizadas en el Sprint 3 del proyecto*

### Desarrollo del Sprint

El proceso para desarrollar un algoritmo que controle la ejecución de procesos en paralelo inicia con una investigación sobre que librerías posee Python, al final fue escogida la librería *multiprocessing* de Python que proporciona un conjunto de herramientas para la programación concurrente y permite ejecutar varios procesos de manera simultánea, donde cada proceso es una instancia independiente del intérprete de Python.

La Figura 25, demuestra los pasos a seguir: crear un proceso que instancie un objeto de la clase `multiprocessing.Process` y pasar la función que se quiere ejecutar, es decir detección por rostro o silueta (línea 5), luego hay que iniciar el proceso (línea 7), como en este caso el reconocimiento facial y de silueta que son procesos separados, se agrega cada proceso a un arreglo (línea 9) que espera a terminar con la función `join()` (línea 11).

Figura 25

*Ejecución en paralelo*

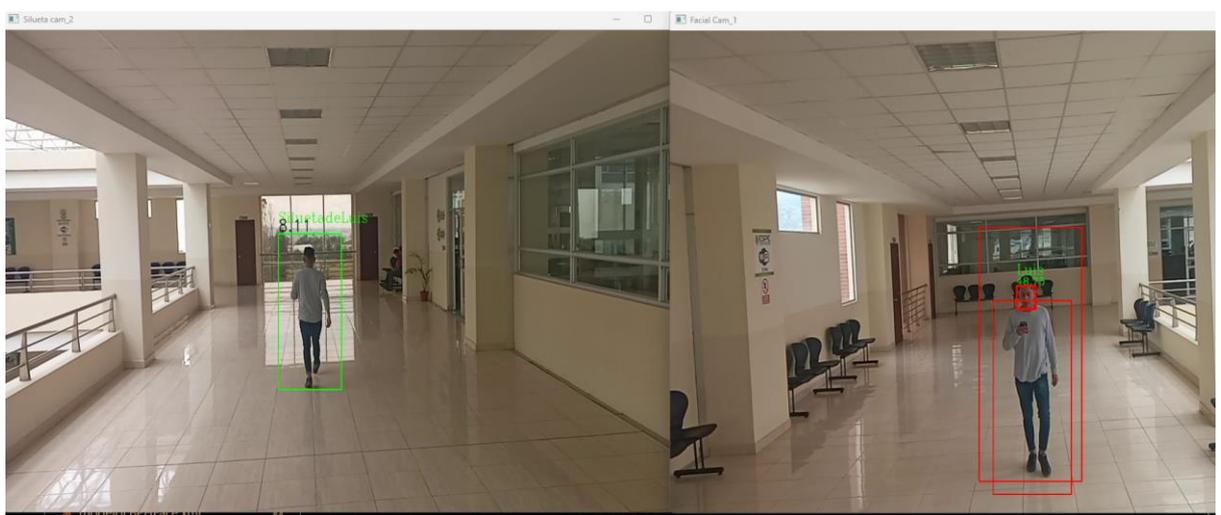
```
1 def runInParallel(*fns):
2     proc = []
3     for fn in fns:
4         #Crear un proceso
5         p = Process(target=fn)
6         #Iniciar el proceso
7         p.start()
8         #Agregar los procesos a una arreglo
9         proc.append(p)
10    #Se recorre los procesos
11    for p in proc:
12        #Esperar a termianr el proceso
13        p.join()
```

### Resultados del Sprint

En este Sprint los resultados obtenidos fueron el reconocimiento de personas por medio del rostro y la silueta corriendo dos videos en paralelo lo que hace uso del algoritmo que se muestra en la Figura 26.

Figura 26

*Resultado de reconocimiento por facial y silueta*



## Capítulo IV

### Validaciones del Sistema

A lo largo de este capítulo se explican las pruebas que se realizaron al programa, utilizando las métricas de evaluación descritas en el capítulo III; se mostrarán los resultados obtenidos de estas pruebas y se corregirá el modelo para obtener los mejores resultados al momento de realizar la Re-Identificación de personas tanto por el reconocimiento facial y silueta corporal.

#### Definición y aplicación de métricas de evaluación

##### *Definición de métricas de evaluación*

Las métricas de evaluación en un sistema de reconocimiento de personas son una forma de medir la exactitud y precisión de los modelos de reconocimiento humano. Estas métricas permiten al modelador evaluar qué tan bien el modelo realiza su tarea en un conjunto de datos de prueba. Algunas de estas métricas incluyen la exactitud, la precisión, el F-score, el puntaje AUC, el índice de Jaccard y la matriz de confusión.

Estas métricas permiten al modelador detectar errores y mejorar la exactitud y la precisión. Además, estas métricas también se pueden utilizar para comparar los resultados de modelos con diferentes parámetros o algoritmos para encontrar el mejor resultado. Para las pruebas realizadas en nuestro sistema se utilizó la precisión, accuracy, recall y la matriz de confusión.

##### *Aplicación de métricas de evaluación*

Las pruebas realizadas al sistema de Re-Identificación de personas se realizaron a los módulos por separado, es decir primero fueron aplicadas al módulo de Re-Id mediante el reconocimiento facial y después al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal.

Para las pruebas de Re-Id mediante el reconocimiento facial se grabaron videos en un entorno controlado dentro de las instalaciones de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE campus Guillermo Rodríguez Lara, los sujetos de prueba utilizados caminaban hacia la cámara en un

ambiente iluminado y sin ninguna oclusión en la cámara. Las imágenes que se generan al realizar la captura de rostros tienen una dimensión de 150x150 y sirvieron para entrenar al modelo.

Por otro lado, para las pruebas de Re-Id mediante la silueta corporal se grabaron videos en un ambiente controlado dentro del campus universitario mencionado anteriormente, los sujetos caminaron tanto hacia al frente de la cámara y de espaldas para generar el Dataset correspondiente a la silueta corporal. Las imágenes capturadas tienen una dimensión de 250x270 y fueron utilizadas para entrenar al modelo.

Se utilizaron dos cámaras para la grabación de los videos, una cámara que grabó a la persona caminando hacia al frente para generar el Dataset tanto de rostros como de silueta, la cual se utilizó para la Re-Id facial y la segunda cámara que capturó a la persona de espaldas y sirvió para para la Re-Id mediante la silueta corporal.

Fueron utilizadas 5 personas para ambos módulos con un total de 2000 imágenes en el Dataset repartidos a la mitad para cada módulo; se utilizarán los 3 videos de cada persona que corresponden a un trayecto diferente cada uno. Para el reconocimiento facial el trayecto 1 corresponde a la persona caminando hacia al frente de la cámara por el lado izquierdo, el trayecto 2 corresponde a la persona caminando desde la mitad del pasillo y el trayecto 3 pertenece a la persona caminando por el lado derecho. En el caso del reconocimiento mediante la silueta corporal los trayectos se mantienen de manera similar con la diferencia que los sujetos de prueba caminan alejándose de la cámara.

En la Figura 27 y 28 se observa como el programa realiza la Re-Id de personas mediante el reconocimiento facial y la silueta corporal respectivamente de las 5 personas de utilizadas para realizar las pruebas.

**Figura 27**

*Re-Identificación de personas mediante el rostro*



*Nota.* Figura 27: En la figura se observa a las personas: Jhon, Flor, Ángel, Alex y Diego de izquierda a derecha respectivamente que sirvieron para realizar las pruebas de Re-Id facial.

**Figura 28**

*Re-Identificación de personas mediante la silueta corporal*



*Nota.* Figura 28: En la figura se observa a las personas: Jhon, Flor, Ángel, Alex y Diego de izquierda a derecha respectivamente que sirvieron para realizar las pruebas de Re-Id mediante la silueta corporal.

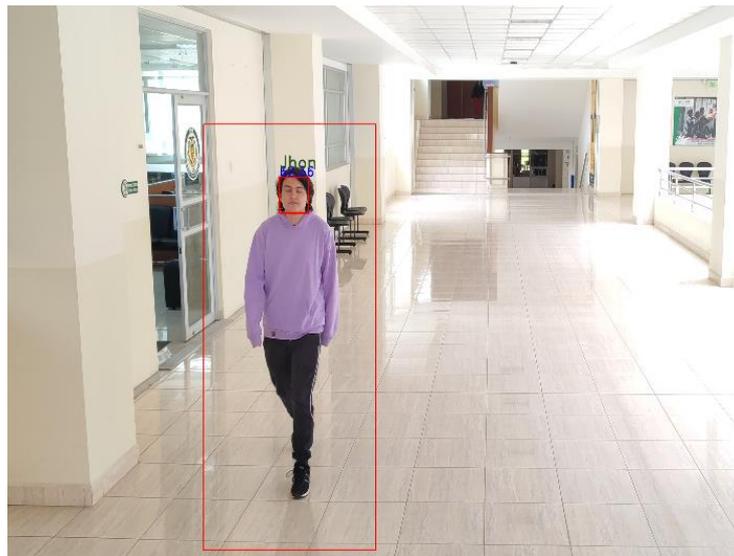
Por último, se muestran las pruebas realizadas a los módulos de Re-Id facial y de silueta corporal de manera independiente para lograr obtener los valores de VP, VN, FP, y FN que se detallaron en el anterior capítulo y con estos datos generar la matriz de confusión.

### Pruebas al módulo de Re-Id facial

Las pruebas se realizaron utilizando el Dataset de las 5 personas con un total de 200 imágenes por cada uno. Se utilizó de ejemplo a la primera persona Jhon en 3 videos diferentes para la Re-Id mediante el reconocimiento facial para detectar errores y mostrar los valores que se obtuvieron, como se observa en la Figura 29, 30, 31 y la Figura 32.

#### Figura 29

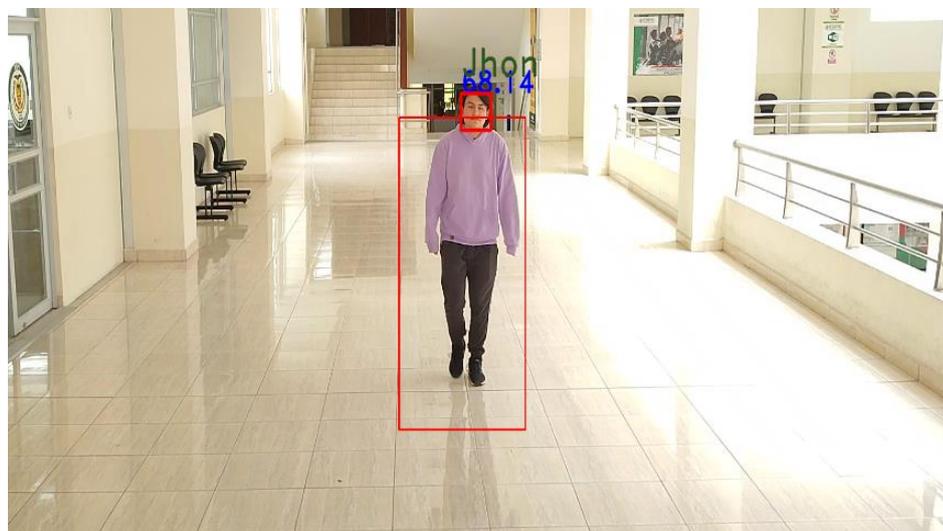
*Re-Identificación de Jhon trayecto 1*



*Nota.* Figura 29: En la figura se observa como el módulo detecta a la persona Jhon mediante el reconocimiento facial en el costado izquierdo del pasillo.

**Figura 30**

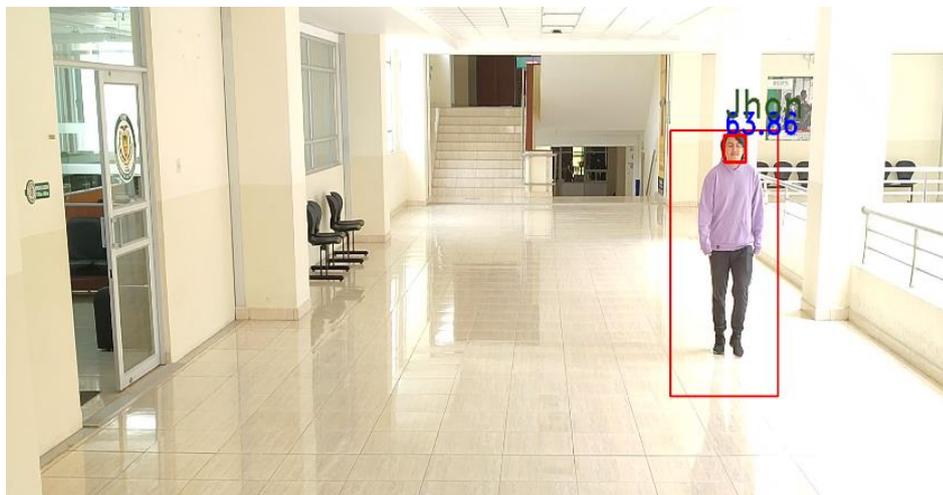
*Re-Identificación de Jhon trayecto 2*



*Nota.* Figura 30: En la figura se observa como el módulo detecta a la persona Jhon mediante el reconocimiento facial en la mitad del pasillo.

**Figura 31**

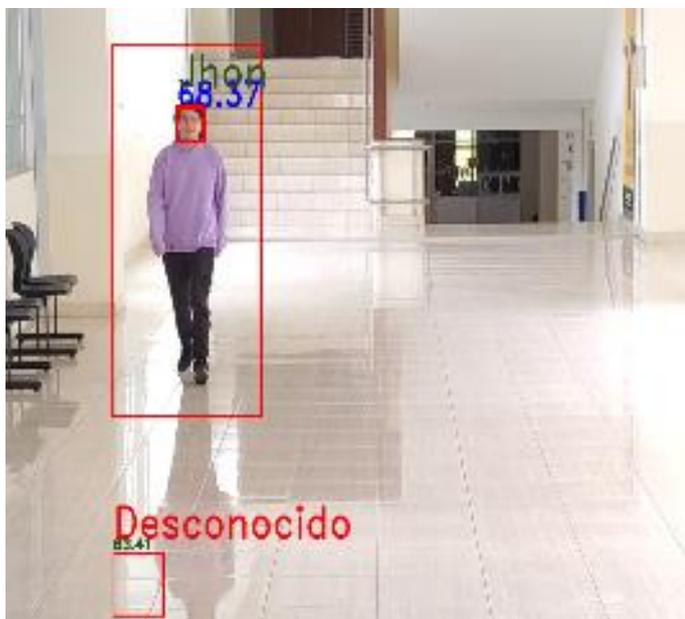
*Re-Identificación de Jhon trayecto 3*



*Nota.* Figura 31: En la figura se observa como el módulo detecta a la persona Jhon mediante el reconocimiento facial en el costado derecho del pasillo.

**Figura 32**

*Errores en la Re-Identificación de Jhon*

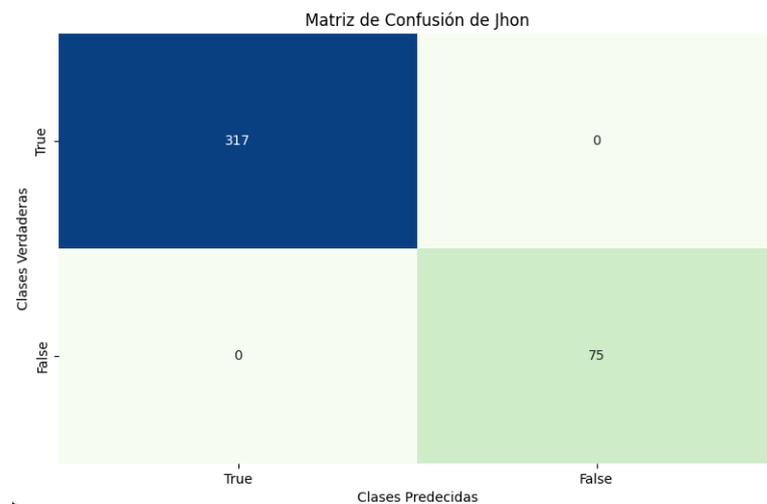


*Nota.* Figura 32: En la figura se observa como el módulo detecta a la persona Jhon, pero también detecta un rostro en un lugar equivocado.

A continuación, se muestra las matrices de confusión correspondientes a la Re-Id facial de los 3 videos de la persona Jhon y una tabla por cada trayectoria de los otros sujetos de prueba donde se observan los dos posibles valores reales y dos posibles valores que arroja la predicción.

**Figura 33**

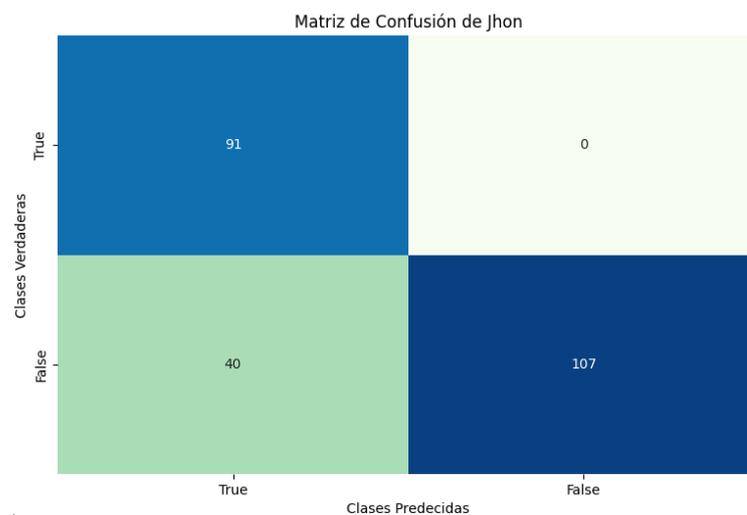
*Matriz de confusión en la trayectoria 1 de Jhon*



La Figura 33 indica que la Re-Id de Jhon se logró con éxito mostrando 317 casos positivos donde el algoritmo detecta a la persona antes mencionada y 75 casos dónde el algoritmo detecta un rostro, posiblemente se trata de un reflejo y lo cataloga como desconocido.

**Figura 34**

*Matriz de confusión en la trayectoria 2 de Jhon*



La Figura 34 muestra 91 casos de VP es decir las veces que detectó correctamente a la persona, 107 casos de VN que corresponden a los casos donde el algoritmo detecta un rostro, pero lo designa como desconocido y 40 casos de FN dónde el algoritmo se confunde con otra persona del Dataset debido a similitudes entre similitudes existentes con los otros sujetos de prueba utilizados.

**Figura 35**

*Matriz de confusión en la trayectoria 3 de Jhon*



La Figura 35 da como resultado 2 casos positivos en que detecta a la persona, 199 casos de VN donde el algoritmo cataloga como desconocido a la persona y 55 casos donde el modelo confunde a Jhon con otra persona lo que se puede atribuir a problemas de iluminación con los videos y rasgos faciales semejantes con otros sujetos del Dataset.

**Tabla 24**

*Matrices de confusión Trayecto 1*

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Jhon</b>	<b>Positivos</b>	317 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	0 (FN)	75 (VN)

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Flor</b>	<b>Positivos</b>	237 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	5 (FN)	90 (VN)
<b>Angel</b>	<b>Positivos</b>	137 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	11 (FN)	307 (VN)
<b>Alex</b>	<b>Positivos</b>	169 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	0 (FN)	2 (VN)
<b>Diego</b>	<b>Positivos</b>	286 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	25 (FN)	94 (VN)

La Tabla 24 muestra las matrices de confusión de los sujetos de prueba correspondientes al trayecto 1 donde se puede observar que en su gran mayoría los casos de VP son los más altos indicando que el módulo de Re-Id facial funciona de manera correcta identificando a la persona esperada en cada caso.

**Tabla 25**

*Matrices de confusión Trayecto 2*

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Jhon</b>	<b>Positivos</b>	91 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	40 (FN)	107 (VN)

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Flor</b>	<b>Positivos</b>	115 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	59 (FN)	211 (VN)
<b>Angel</b>	<b>Positivos</b>	38 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	91 (FN)	371 (VN)
<b>Alex</b>	<b>Positivos</b>	6 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	0 (FN)	106 (VN)
<b>Diego</b>	<b>Positivos</b>	88 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	131 (FN)	302 (VN)

La Tabla 25 de la trayectoria 2 muestra una disminución de los casos de VP y aumento en los casos de VN indicando que si bien el algoritmo no se equivocó al momento de realizar la Re-Id facial tuvo problemas al identificar a la persona deseada debido a problemas con la iluminación y el cambio de postura debido a la trayectoria diferente.

**Tabla 26**

*Matrices de confusión Trayecto 3*

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Jhon</b>	<b>Positivos</b>	2 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	55 (FN)	199 (VN)

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Flor</b>	<b>Positivos</b>	211 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	58 (FN)	145 (VN)
<b>Angel</b>	<b>Positivos</b>	128 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	216 (FN)	313 (VN)
<b>Alex</b>	<b>Positivos</b>	32 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	43 (FN)	129 (VN)
<b>Diego</b>	<b>Positivos</b>	200 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	31 (FN)	138 (VN)

La Tabla 26 muestra los resultados del último trayecto mostrando un aumento en los VP, pero también un aumento en los FN indicando que el programa etiquetó algunas personas de manera incorrecta, estos valores pueden atribuirse a la iluminación al momento de grabar los videos, que se encontraba en su punto más radiante aproximadamente a las 10 de la mañana y lo que provocaba reflejos en el piso de baldosa del pasillo, y de igual manera en ventanas y puertas de vidrio.

Por otro lado, la Tabla 27 muestra el nombre de la persona, el clasificador utilizado y los valores arrojados por la matriz de confusión que permitieron obtener las métricas de accuracy, precisión y recall por cada uno de los videos en las diferentes trayectorias.

**Tabla 27**

*Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id facial*

Persona	Trayecto	Clasificador	Accuracy	Precisión	Recall
	1		1	1	1
Jhon	2	Haar Cascade	0.8319	1	0.6947
	3		0.7852	1	0.0351
	1		0.9833	1	0.9793
Flor	2	Haar Cascade	0.8046	1	0.7815
	3		0.7862	0.9679	0.7844
	1		0.9758	1	0.9257
Angel	2	Haar Cascade	0.8180	1	0.2946
	3		0.6712	1	0.3721
	1		1	1	1
Alex	2	Haar Cascade	1	1	1
	3		0.7892	1	0.4267
	1		0.9633	0.9931	0.9695
Diego	2	Haar Cascade	0.3772	0.6423	0.4018
	3		0.9160	1	0.8658

La Tabla 27 refleja datos alentadores de acuerdo con el resultado de las métricas obtenidas al realizar las pruebas en el módulo de Re-Id facial, sobre todo en la métrica de la precisión la cual fue usada para establecer el porcentaje de la predicción en cada uno de los videos utilizados.

En la Tabla 28 se muestran los resultados obtenidos al probar el sistema de Re-Identificación facial, en la que se proporciona información como el nombre de la persona, el lugar donde se realizó la grabación del video, la cámara utilizada, la hora en que se llevó a cabo la grabación, la característica biométrica, el resultado esperado, el resultado final obtenido y el porcentaje de

predicción que se realizó mediante una regla de 3 multiplicando el valor de la precisión por el porcentaje máximo de predicción encontrado en la literatura sobre una unidad.

**Tabla 28**

*Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id facial*

Persona	Trayecto	Escenario	Características biométricas	Predicción	Resultado esperado	Resultado obtenido	% de predicción
Jhon	1	Cámara uno,	Rostro	Identificado	Jhon	Jhon	90%
	2	entrada principal,			Jhon	Jhon	90%
	3	hora: 10:00 am			Jhon	Jhon	90%
Flor	1	Cámara uno,	Rostro	Identificado	Flor	Flor	90%
	2	entrada principal,			Flor	Flor	90%
	3	hora: 10:00 am			Flor	Flor	87.11%
Ángel	1	Cámara uno,	Rostro	Identificado	Ángel	Ángel	90%
	2	entrada principal,			Ángel	Ángel	90%
	3	hora: 10:00 am			Ángel	Ángel	90%
Alex	1	Cámara uno,	Rostro	Identificado	Alex	Alex	90%
	2	entrada principal,			Alex	Alex	90%
	3	hora: 10:00 am			Alex	Alex	90%
Diego	1	Cámara uno,	Rostro	Identificado	Diego	Diego	89.38%
	2	entrada principal,			Diego	Diego	57.81%
	3	hora: 10:00 am			Diego	Diego	90%
Promedio							87.62%
Desviación Estándar							± 7.9998

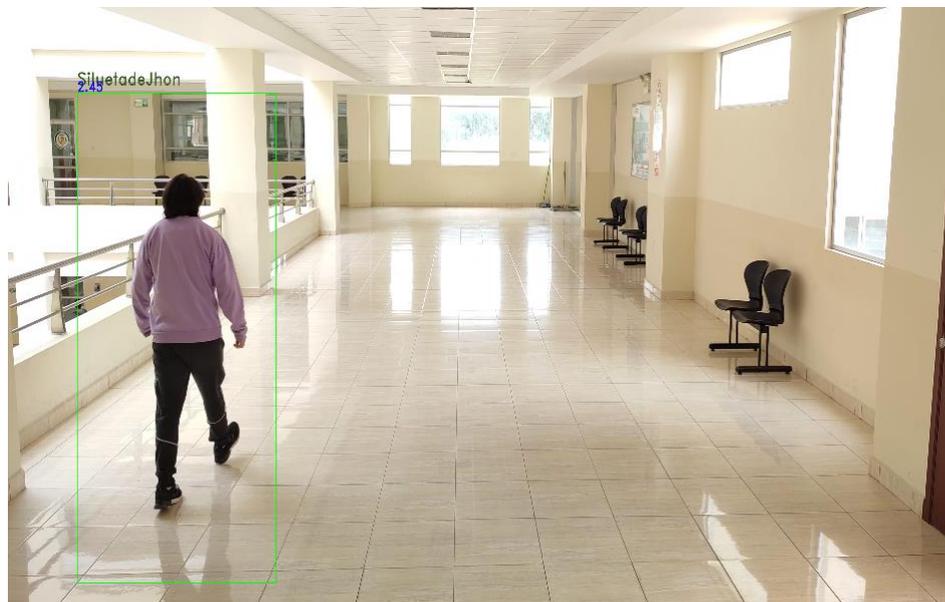
El resultado obtenido del promedio de predicción es de 87.62% con una desviación estándar de 7.9998, mostrando un resultado positivo y confirmando que el valor obtenido se encuentra dentro de los parámetros establecidos para la Re-Id facial que va de 67% como mínimo (Jauhari et al., 2021) al 90% como máximo (Basbrain et al., 2017).

### **Pruebas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal**

Las pruebas para este módulo se realizaron utilizando el Dataset de las 5 personas con un total de 200 imágenes por cada uno, se generó una tabla de valores resultante de forma separada para cada persona. Se utilizó de ejemplo a la primera persona Jhon en 3 videos diferentes para la Re-Id mediante la silueta corporal para detectar errores y mostrar los valores que se obtuvieron, como se puede observar en la Figura 36, 37, 38 y Figura 39.

#### **Figura 36**

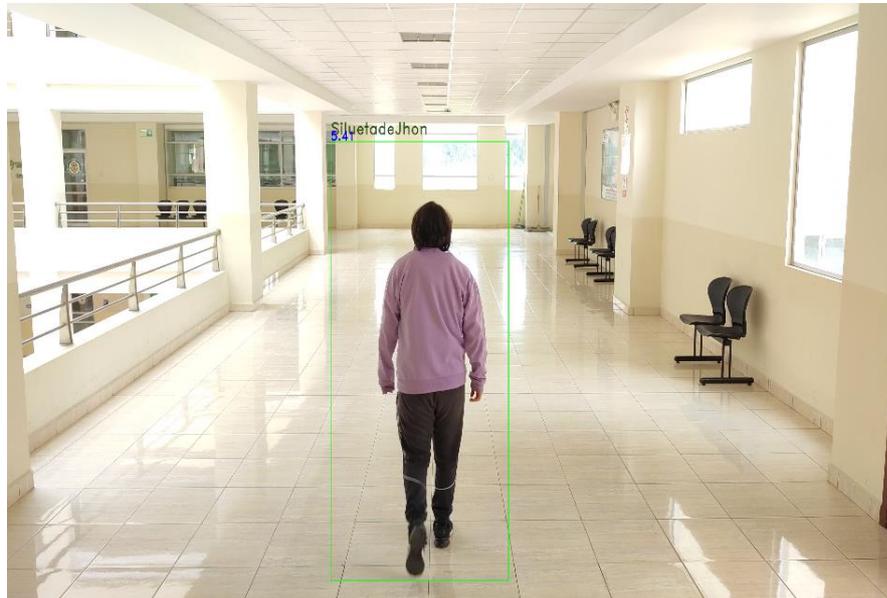
##### *Re-Identificación de Jhon trayecto 1*



*Nota.* Figura 36: En la figura se observa como el módulo detecta a la persona Jhon mediante la silueta corporal en el costado izquierdo del pasillo

**Figura 37**

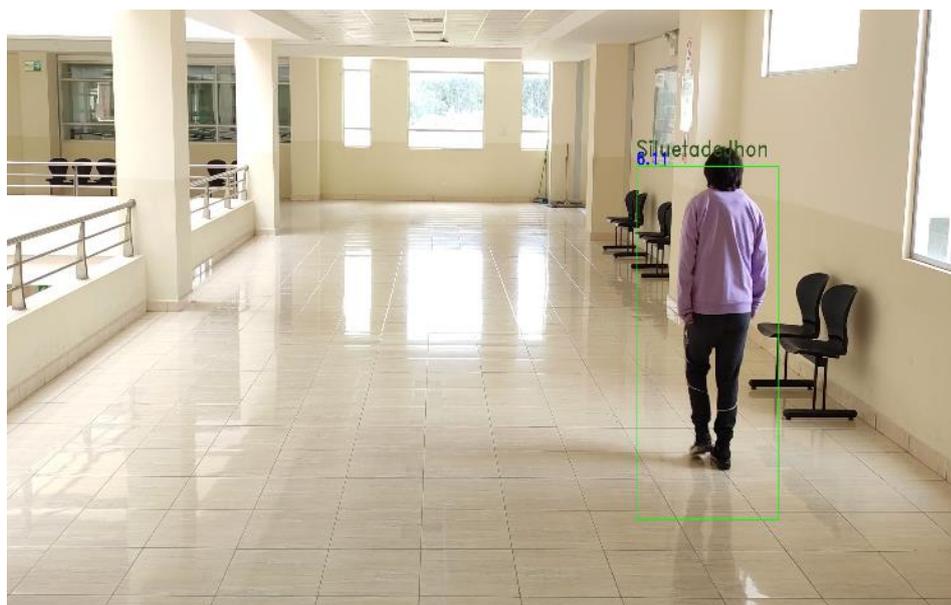
*Re-Identificación de Jhon trayecto 2*



*Nota.* Figura 37: En la figura se observa como el módulo detecta a la persona Jhon mediante el reconocimiento facial en el centro del pasillo.

**Figura 38**

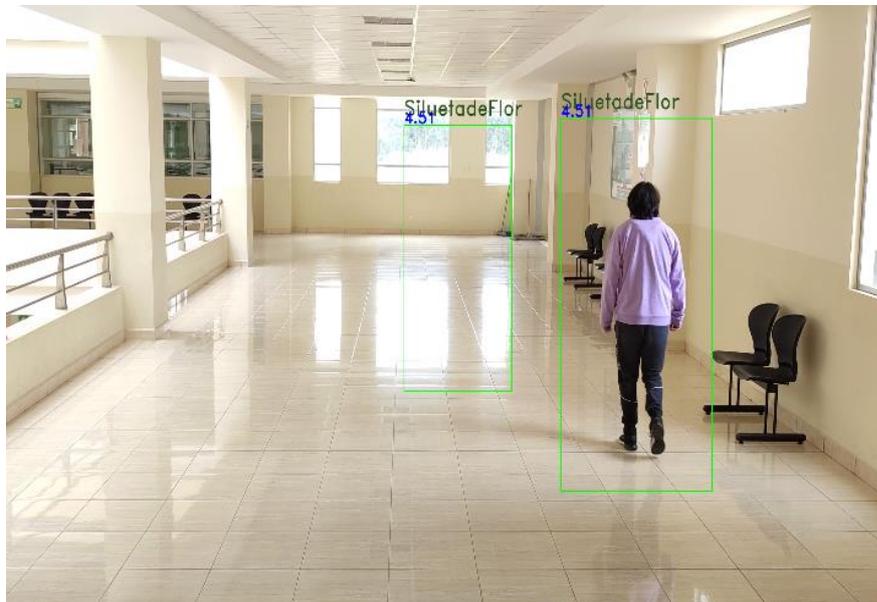
*Re-Identificación de Jhon trayecto 3*



*Nota.* Figura 38: En la figura se observa como el módulo detecta a la persona Jhon mediante el reconocimiento facial en el costado derecho del pasillo.

**Figura 39**

*Errores en la Re-Identificación de Jhon*

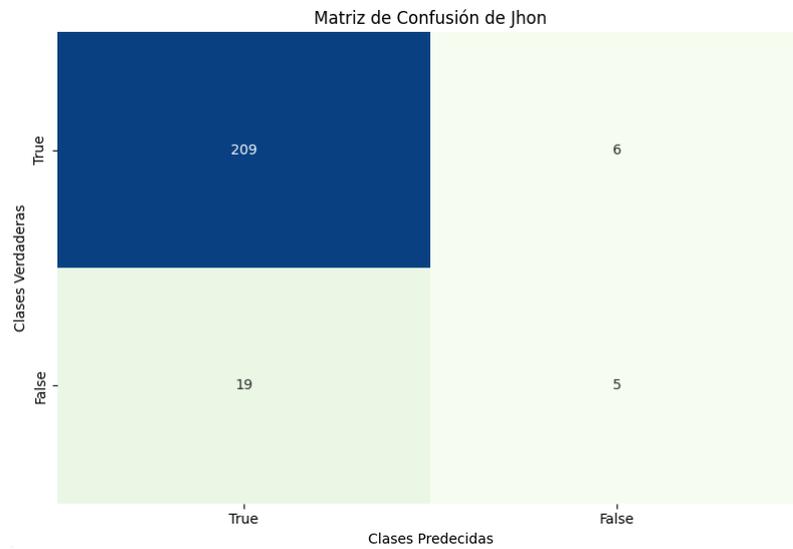


*Nota.* Figura 39: En la figura se observa como el módulo detecta a la persona Jhon, pero la etiqueta como Flor y además detecta otra silueta donde no la hay.

A continuación, se muestra las matrices de confusión correspondientes a la Re-Id mediante la silueta corporal de cada uno de los 3 videos de la persona Jhon y una tabla por cada trayectoria de los otros sujetos de prueba donde se observan los dos posibles valores reales y dos posibles valores que arroja la predicción.

**Figura 40**

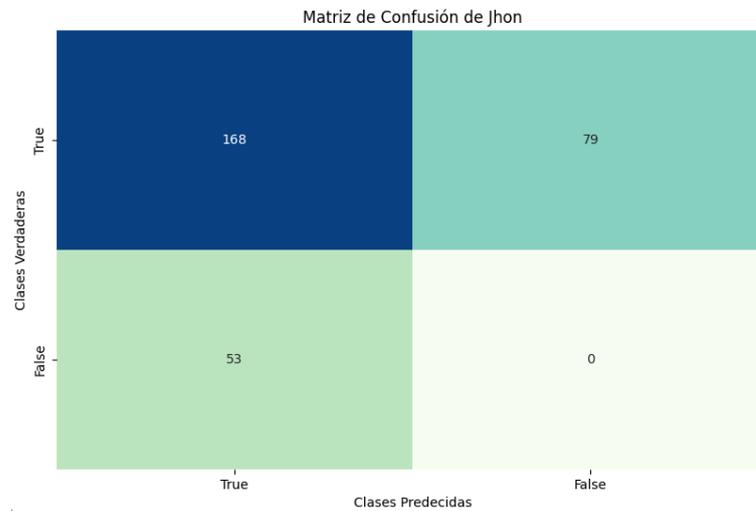
*Matriz de confusión en la trayectoria 1 de Jhon*



La Figura 40 muestra los resultados del trayecto 1 de Jhon donde se observa 209 casos de VP indicando que el algoritmo detecta correctamente la silueta de la persona esperada en la mayoría de los casos, 6 casos de FP y 19 casos de FN donde el algoritmo detecta a otra persona que no es la elegida y por último 5 casos de VN etiquetando a la silueta como desconocida; estos valores se pueden atribuir a problemas en la iluminación ocasionadas por la intensidad de luz solar.

**Figura 41**

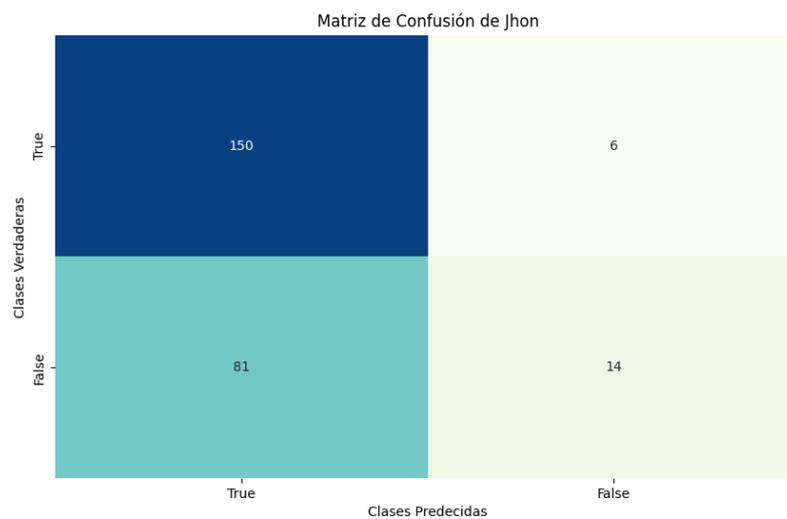
*Matriz de confusión en la trayectoria 2 de Jhon*



La Figura 41 muestra 168 casos de VP, 79 casos de FP y 53 casos de FN debido, esto sucede en el caso de la silueta corporal por la similitud que existe entre la silueta individual de cada persona y reflejos que existen debido al piso de baldosa.

**Figura 42**

*Matriz de confusión en la trayectoria 3 de Jhon*



La Figura 42 muestra 150 casos de VP, 81 casos de FN y 6 casos de FP que si bien es cierto estos últimos valores indican que el algoritmo catalogó de manera incorrecta a la persona deseada

posiblemente por la iluminación del entorno; los casos en que identifica de manera adecuada a la persona son mayores como muestra la tendencia en las 3 trayectorias.

**Tabla 29**

*Matrices de confusión Trayecto 1*

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Jhon</b>	<b>Positivos</b>	209 (VP)	6 (FP)
	<b>Negativos</b>	19 (FN)	5 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Flor</b>	<b>Positivos</b>	275 (VP)	33 (FP)
	<b>Negativos</b>	8 (FN)	2 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Angel</b>	<b>Positivos</b>	250 (VP)	40 (FP)
	<b>Negativos</b>	3 (FN)	7 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Alex</b>	<b>Positivos</b>	263 (VP)	17 (FP)
	<b>Negativos</b>	13 (FN)	6 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Diego</b>	<b>Positivos</b>	268 (VP)	8 (FP)
	<b>Negativos</b>	23 (FN)	1 (VN)

La Tabla 29 muestra los datos de las matrices de confusión del trayecto 1 de la Re-Id por la silueta corporal mostrando una tendencia favorable en la Re-Id debido a que los casos de VP son mayores al resto de casos posibles de la matriz.

Tabla 30

Matrices de confusión Trayecto 2

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Jhon</b>	<b>Positivos</b>	168 (VP)	79 (FP)
	<b>Negativos</b>	53 (FN)	0 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Flor</b>	<b>Positivos</b>	225 (VP)	31 (FP)
	<b>Negativos</b>	23 (FN)	12 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Angel</b>	<b>Positivos</b>	237 (VP)	22 (FP)
	<b>Negativos</b>	17 (FN)	2 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Alex</b>	<b>Positivos</b>	240 (VP)	26 (FP)
	<b>Negativos</b>	21 (FN)	13 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Diego</b>	<b>Positivos</b>	223 (VP)	32 (FP)
	<b>Negativos</b>	20 (FN)	25 (VN)

La Tabla 30 de la trayectoria 2 muestra un número favorable con respecto a los casos de VP donde el algoritmo reconoce de manera correcta al sujeto escogido en los resultados, pero un incremento también en FP y FN por la similitud entre las características de la silueta de cada una de las personas de prueba.

Tabla 31

*Matrices de confusión Trayecto 3*

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Jhon</b>	<b>Positivos</b>	150 (VP)	6 (FP)
	<b>Negativos</b>	81 (FN)	14 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Flor</b>	<b>Positivos</b>	183 (VP)	57 (FP)
	<b>Negativos</b>	35 (FN)	21 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Angel</b>	<b>Positivos</b>	128 (VP)	0 (FP)
	<b>Negativos</b>	216 (FN)	313 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Alex</b>	<b>Positivos</b>	278 (VP)	16 (FP)
	<b>Negativos</b>	38 (FN)	0 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Diego</b>	<b>Positivos</b>	154 (VP)	72 (FP)
	<b>Negativos</b>	59 (FN)	15 (VN)

La Tabla 31 muestra los resultados del último trayecto mostrando un aumento en los VN y un descenso en los VP debido al cambio de postura, a la iluminación y la mencionada similitud entre las siluetas ya mencionadas.

En la Tabla 32 se muestra los resultados de las métricas de evaluación correspondientes a la Re-Id por la silueta corporal que arrojaron las pruebas realizadas a las 5 personas de prueba en los 3 trayectos diferentes.

**Tabla 32**

*Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal*

Persona	Trayecto	Clasificador	Accuracy	Precisión	Recall
	1		0.8953	0.9720	0.9166
Jhon	2	SVM	0.56	0.6801	0.7601
	3		0.6533	0.9615	0.6493
	1		0.8710	0.8928	0.9717
Flor	2	SVM	0.8144	0.8789	0.9072
	3		0.6891	0.7625	0.8394
	1		0.8566	0.8620	0.9881
Ángel	2	SVM	0.8597	0.9150	0.9330
	3		0.8373	0.9455	0.8797
	1		0.8996	0.9392	0.9528
Alex	2	SVM	0.8433	0.9022	0.9195
	3		0.7	0.7729	0.8349
	1		0.8966	0.9710	0.9209
Diego	2	SVM	0.8266	0.8745	0.9176
	3		0.5633	0.6814	0.7230

La Tabla 32 muestra los resultados de las métricas aplicadas dando un número aceptable por cada caso de prueba; sin embargo, se puede mejorar en los ajustes del modelo.

En la Tabla 33 se muestra el porcentaje de predicción que arrojaron los resultados después de haber realizado las pruebas, también se muestra a la persona, el trayecto, la característica soft-biométrica y los resultados esperados y obtenidos.

Tabla 33

Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal

Persona	Trayecto	Escenario	Características soft-biométricas	Predicción	Resultado esperado	Resultado obtenido	% de predicción
Jhon	1	Cámara uno, entrada principal, hora: 10:00 am	Silueta Corporal	Identificado	Jhon	Jhon	89.42%
	2				Jhon	Jhon	62.57%
	3				Jhon	Jhon	88.46%
Flor	1	Cámara uno, entrada principal, hora: 10:00 am	Silueta Corporal	Identificado	Flor	Flor	82.14%
	2				Flor	Flor	80.86%
	3				Flor	Flor	70.15%
Ángel	1	Cámara uno, entrada principal, hora: 10:00 am	Silueta Corporal	Identificado	Ángel	Ángel	79.30%
	2				Ángel	Ángel	84.18%
	3				Ángel	Ángel	86.99%
Alex	1	Cámara uno, entrada principal, hora: 10:00 am	Silueta Corporal	Identificado	Alex	Alex	86.41%
	2				Alex	Alex	83%
	3				Alex	Alex	71.11%
Diego	1	Cámara uno, entrada principal, hora: 10:00 am	Silueta Corporal	Identificado	Diego	Diego	89.33%
	2				Diego	Diego	80.45%
	3				Diego	Diego	62.69%
Promedio							79.87%
Desviación Estándar							± 8.6223

Los resultados mostraron un promedio de 79.87% y una desviación estándar de 8.6223 correspondientes a la Re-Id mediante la silueta corporal, estos resultados van acorde a los

parámetros mínimos y máximos establecidos en la literatura que van desde el 69 al 92 % (Thankaraj & Gopalan, 2018).

### ***Corrección de errores y ajuste de modelos***

#### **Facial**

Para la corrección de errores sobre el módulo de reconocimiento facial se ajusta el umbral para evitar falsas alarmas al identificar a una persona debido a cambios en la iluminación o en la posición de la cámara durante el trayecto. El porcentaje de predicción en el caso de Re-Id facial fue 87.62% por lo que solo se ajustó el valor del umbral de 60 a 70, lo que redujo los errores al ejecutar el módulo de reconocimiento facial.

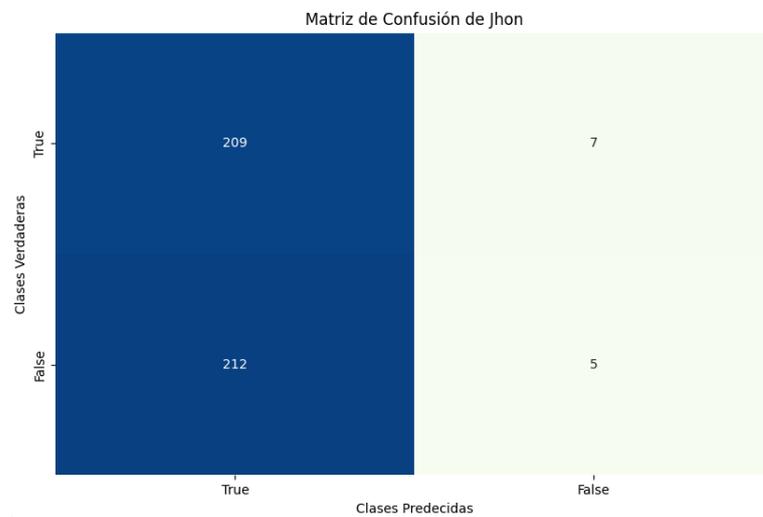
#### **Silueta**

Se realizó el ajuste de umbral para la silueta corporal modificando el valor del umbral de 7 a 9, también se cambió el factor de escala de 1.13 a 1.18 para ajustar el tamaño de la imagen en relación con una imagen de referencia o un objeto de interés y por último se modificó el valor de los vecinos cercanos de 4 a 5 y con esto rellenar agujeros en la imagen y suavizar los bordes.

A continuación, se muestra las matrices de confusión correspondientes a la Re-Id mediante la silueta corporal a cada uno de los 3 videos de la persona Jhon donde se puede observar los dos posibles valores reales y los dos posibles valores que arroja la predicción después de realizar la corrección de errores.

**Figura 43**

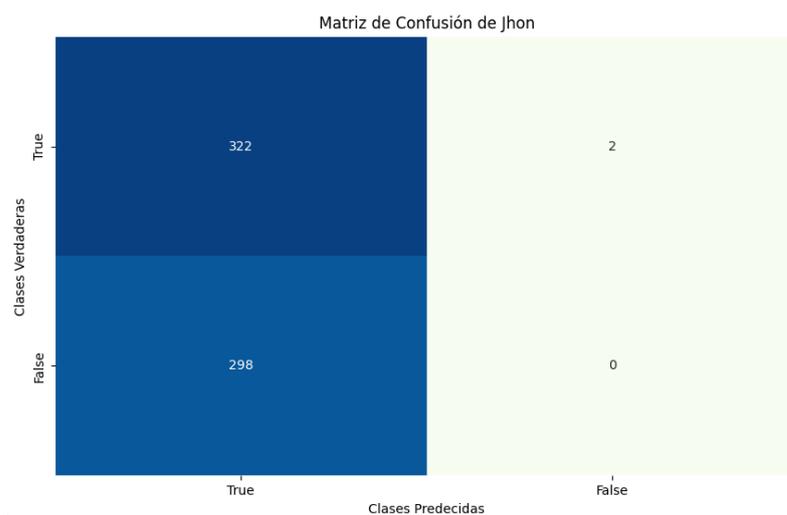
*Matriz de confusión en la trayectoria 1 de Jhon*



La Figura 43 muestra como resultado un aumento en los casos de FN respecto a la matriz generada antes de realizar las correcciones en el modelo, esto debido al cambio del umbral y el factor de escala.

**Figura 44**

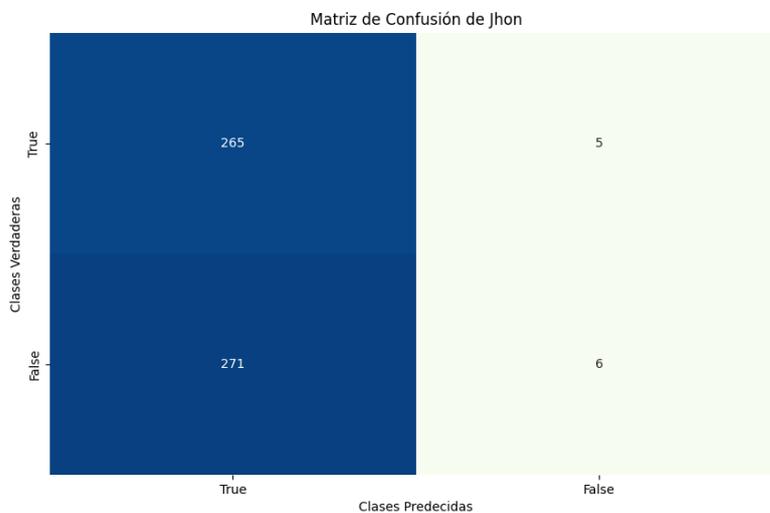
*Matriz de confusión en la trayectoria 2 de Jhon*



La Figura 44 muestra un cambio favorable y se evidencia con respecto al modelo anterior, sin embargo, el número de FN también aumenta por los cambios realizados.

**Figura 45**

*Matriz de confusión en la trayectoria 3 de Jhon*



La Figura 45 muestra un crecimiento en el caso de los FN y un descenso en los VN, esto quiere decir que el módulo dejó de catalogar como desconocido a la persona esperada pero la etiqueta con otro nombre como resultado del cambio del umbral; sin embargo, el número de VP incrementó con relación al modelo antes del ajuste.

**Tabla 34**

*Matrices de confusión Trayecto 1*

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Jhon</b>	<b>Positivos</b>	209 (VP)	7 (FP)
	<b>Negativos</b>	212 (FN)	5 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Flor</b>	<b>Positivos</b>	123 (VP)	12 (FP)
	<b>Negativos</b>	169 (FN)	10 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>

<b>Matrices de Confusión</b>			
<b>Angel</b>	<b>Positivos</b>	295 (VP)	16 (FP)
	<b>Negativos</b>	30 (FN)	65 (VN)
<b>Alex</b>	<b>Positivos</b>	263 (VP)	3 (FP)
	<b>Negativos</b>	0 (FN)	6 (VN)
<b>Diego</b>	<b>Positivos</b>	230 (VP)	16 (FP)
	<b>Negativos</b>	28 (FN)	38 (VN)

La Tabla 34 muestra los resultados de las matrices de confusión correspondientes al trayecto 1 después de haber realizado los ajustes al modelo mostrando una tendencia de aumento en los VP en la mayoría de los casos como consecuencia de los cambios realizados en los 3 parámetros (umbral, factor de escala, vecinos cercanos) dando resultados satisfactorios.

**Tabla 35**

*Matrices de confusión Trayecto 2*

<b>Matrices de Confusión</b>			
<b>Jhon</b>	<b>Positivos</b>	322 (VP)	2 (FP)
	<b>Negativos</b>	298 (FN)	0 (VN)
<b>Flor</b>	<b>Positivos</b>	225 (VP)	38 (FP)
	<b>Negativos</b>	200 (FN)	12 (VN)

<b>Matrices de Confusión</b>			
<b>Angel</b>	<b>Positivos</b>	204 (VP)	2 (FP)
	<b>Negativos</b>	7 (FN)	0 (VN)
<b>Alex</b>	<b>Positivos</b>	200 (VP)	1 (FP)
	<b>Negativos</b>	61 (FN)	0 (VN)
<b>Diego</b>	<b>Positivos</b>	314 (VP)	16 (FP)
	<b>Negativos</b>	6 (FN)	5 (VN)

La Tabla 35 que corresponde a la trayectoria 2 muestra de igual forma resultados favorables con respecto a la Re-Id mediante la silueta corporal, debido a que el número de VP subió y los casos de FN descendieron.

**Tabla 36**

*Matrices de confusión Trayecto 3*

<b>Matrices de Confusión</b>			
<b>Jhon</b>	<b>Positivos</b>	265 (VP)	5 (FP)
	<b>Negativos</b>	271 (FN)	6 (VN)
<b>Flor</b>	<b>Positivos</b>	350 (VP)	29 (FP)
	<b>Negativos</b>	321 (FN)	0 (VN)
<b>Angel</b>	<b>Positivos</b>	210 (VP)	1 (FP)
	<b>Negativos</b>	82 (FN)	82 (VN)

<b>Matrices de Confusión</b>			
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Alex</b>	<b>Positivos</b>	267 (VP)	2 (FP)
	<b>Negativos</b>	29 (FN)	0 (VN)
		<b>Positivos</b>	<b>Negativos</b>
<b>Diego</b>	<b>Positivos</b>	82 (VP)	19 (FP)
	<b>Negativos</b>	60 (FN)	6 (VN)

La Tabla 36 muestra los resultados del último trayecto de Re-Id mediante la silueta corporal mostrando una tendencia que se repitió en los anteriores trayectos a subir su número en los casos de VP, confirmando que los cambios realizados al modelo mejoraron la capacidad del algoritmo de identificar a la persona.

En la Tabla 37, muestra los resultados de las métricas de evaluación correspondientes a la Re-Id por la silueta corporal luego de haber realizado los ajustes al umbral, el factor de escala y los vecinos cercanos con los mismos videos de prueba de las 5 personas en los 3 trayectos diferentes.

**Tabla 37**

*Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal*

<b>Persona</b>	<b>Trayecto</b>	<b>Clasificador</b>	<b>Accuracy</b>	<b>Precisión</b>	<b>Recall</b>
Jhon	1		0.4942	0.9675	0.4964
	2	SVM	0.5176	0.9938	0.5193
	3		0.4954	0.9814	0.4944
Flor	1		0.4235	0.9111	0.4212
	2	SVM	0.4989	0.8555	0.5294
	3		0.5	0.9234	0.5216

Persona	Trayecto	Clasificador	Accuracy	Precisión	Recall
Ángel	1		0.8866	0.9485	0.9076
	2	SVM	0.9577	0.9902	0.9668
	3		0.7786	0.9952	0.7191
Alex	1		0.9889	0.9887	1
	2	SVM	0.7624	0.9945	0.7510
	3		0.8959	0.9925	0.9020
Diego	1		0.8589	0.9349	0.8914
	2	SVM	0.9354	0.9515	0.9812
	3		0.5269	0.8118	0.5774

La Tabla 37 muestra que la precisión del modelo subió lo que incrementa el porcentaje de predicción en cada una de las pruebas realizadas a las 5 personas.

La Tabla 38 muestra el porcentaje de predicción que arrojaron los resultados después de los ajustes realizados al código de Re-Id mediante la silueta corporal.

**Tabla 38**

*Resultados de las métricas aplicadas al módulo de Re-Id mediante la silueta corporal*

Persona	Trayecto	Escenario	Características soft-biométricas	Predicción	Resultado esperado	Resultado obtenido	% de predicción
Jhon	1			Identificado	Jhon	Jhon	89.01%
	2	Cámara uno, entrada principal,	Silueta Corporal	Identificado	Jhon	Jhon	91.43%
	3	hora: 10:00 am		Identificado	Jhon	Jhon	90.29%

Persona	Trayecto	Escenario	Características soft-biométricas	Predicción	Resultado esperado	Resultado obtenido	% de predicción
Flor	1	Cámara uno, entrada principal, hora: 10:00 am	Silueta Corporal	Identificado	Flor	Flor	83.82%
	2				Flor	Flor	78.71%
	3				Flor	Flor	84.95%
Ángel	1	Cámara uno, entrada principal, hora: 10:00 am	Silueta Corporal	Identificado	Ángel	Ángel	87.26%
	2				Ángel	Ángel	91.1%
	3				Ángel	Ángel	91.56%
Alex	1	Cámara uno, entrada principal, hora: 10:00 am	Silueta Corporal	Identificado	Alex	Alex	90.96%
	2				Alex	Alex	91.49%
	3				Alex	Alex	91.31%
Diego	1	Cámara uno, entrada principal, hora: 10:00 am	Silueta Corporal	Identificado	Diego	Diego	86.01%
	2				Diego	Diego	87.54%
	3				Diego	Diego	74.69%
Promedio							87.34%
Desviación Estándar							± 4.9035

El porcentaje de predicción obtenido después de los cambios fue 87.34% lo que significa que las modificaciones realizadas surtieron efecto en el módulo de Re-Id mediante la silueta corporal subiendo 7.47% con respecto a las primeras pruebas realizadas

### ***Análisis de resultados***

Después de realizar las correcciones y ajustes al modelo tanto de Re-Id facial como al de silueta corporal fue obtenido un porcentaje de predicción para el reconocimiento facial de 87.62% y para la silueta corporal un porcentaje de 87.34% que se encuentra dentro de los valores mínimos y

máximos que fueron investigados en la literatura científica y que para el reconocimiento facial se encuentra entre el 67 y 90 %, así como también para la silueta corporal que se encuentra entre el 69 y 92 % . Los cambios realizados en el módulo de Re-Id mediante la silueta corporal ayudaron a que el porcentaje de predicción aumente, pero hay que tener en cuenta que por las características de la silueta en muchas ocasiones suele ser semejante entre algunas personas.

## Capítulo V

### Conclusiones

#### Conclusiones

El estado del arte sobre re-identificación de personas, ha permitido determinar que los avances en tecnologías de Visión por Computadora y Machine Learning se deben al aumento de la capacidad de procesamiento de datos y computadoras más potentes, permitiendo la creación de algoritmos y sistemas más precisos y eficientes para la Re-identificación de personas, como son las técnicas de VC como: Viola-Jones, LPBH y algoritmos de ML como: Support Vector Machines (SVM).

Las técnicas de Visión por Computadora y Machine Learning deben enfrentar desafíos importantes en el proceso de Re-Identificación de personas con alta precisión, estas incluyen la variabilidad en la postura de la persona y la expresión facial, la resolución de la imagen, la calidad de la iluminación y la obtención de datos etiquetados de alta calidad.

El uso de la metodología SCRUM resulto muy beneficioso para el proyecto de Re-Identificación facial y de silueta. Al implementar este método, el equipo logró trabajar de manera más eficiente y productiva, enfocándose en la entrega de valor y en la mejora continua del proceso. Además, permitió una mayor flexibilidad y adaptabilidad ante los cambios en los requisitos del proyecto, lo que resulta en un producto final más alineado con las necesidades del cliente.

Para la implementación del sistema de Re-Identificación de personas en un sistema controlado dentro de la Universidad de las Fuerzas Armadas Sede Latacunga, se aplicó varios algoritmos, entre ellos, SVM por su eficacia en la clasificación, robustez ante datos típicos, capacidad para manejar gran cantidad de datos; LBPH por su robustez a la iluminación, facilidad de implementación, invarianza a la rotación para la detección por la silueta corporal; y Viola-Jones para la detección facial. Estos algoritmos permitieron capturar y procesar información de manera eficiente, con el fin de identificar a las personas de manera precisa y segura.

Obteniendo como resultado los porcentajes de precisión de Re-Identificación facial con un promedio del 87.62% y una desviación estándar de  $\pm 7.9998$ ; y de silueta con un promedio del 87.34% y una desviación estándar del  $\pm 4.9035$ , mostrando así que la Re-Id facial y la silueta son características prometedoras en el campo de la videovigilancia.

La tesis de grado ha permitido consolidar y organizar los conocimientos adquiridos durante la etapa de formación e investigación, aplicando el proceso de desarrollo de software en la implementación del sistema de Re-Identificación de personas con algoritmos SVM, LBP y Viola-Jones.

En general, la documentación de la tesis de grado es un documento clave que refleja el esfuerzo y dedicación en la implementación del sistema de Re-Identificación de personas, y que será de gran utilidad en el futuro para su desarrollo y mejora continua.

### Bibliografía

Adi, P. (2015). Scrum Method Implementation in a Software Development Project Management.

*International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 6(9).

<https://doi.org/10.14569/IJACSA.2015.060927>

Ahonen, T., Hadid, A., & Pietikainen, M. (2006). Face Description with Local Binary Patterns:

Application to Face Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*

*Intelligence*, 28(12), 2037-2041. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2006.244>

Alpaydin, E. (2020). *Introduction to Machine Learning, fourth edition*. MIT Press.

Barba Guamán, L. R. (2015). *Utilización de métodos de visión artificial para PC como apoyo en la*

*automoción* [Masters, E.T.S.I de Sistemas Informáticos (UPM)]. <https://oa.upm.es/39016/>

Basbrain, A. M., Gan, J. Q., & Clark, A. (2017). Accuracy Enhancement of the Viola-Jones Algorithm

for Thermal Face Detection. En D.-S. Huang, A. Hussain, K. Han, & M. M. Gromiha (Eds.),

*Intelligent Computing Methodologies* (pp. 71-82). Springer International Publishing.

[https://doi.org/10.1007/978-3-319-63315-2\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-319-63315-2_7)

Bedagkar-Gala, A., & Shah, S. K. (2014). A survey of approaches and trends in person re-

identification. *Image and Vision Computing*, 32(4), 270-286.

<https://doi.org/10.1016/j.imavis.2014.02.001>

Bishop C. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*.

<https://link.springer.com/book/9780387310732>

Chen, J., Kellokumpu, V., Zhao, G., & Pietikainen, M. (2013). RLBP: Robust Local Binary Pattern.

*Proceedings of the British Machine Vision Conference 2013*, 122.1-122.11.

<https://doi.org/10.5244/C.27.122>

Cho, J. J. (2010). *An Exploratory Study on Issues and Challenges of Agile Software Development with*

*Scrum*.

- Deemer, P., Benefield, G., Larman, C., & Vodde, B. (2009). *Informacion básica de scrum* (Vol. 11). Scrum training institute.  
[http://libroslibres.uls.edu.sv/informatica/informacion\\_basica\\_scrum.pdf](http://libroslibres.uls.edu.sv/informatica/informacion_basica_scrum.pdf)
- Denghui, Z., & Le, Y. (2011). Support Vector Machine Based Classification for Hyperspectral Remote Sensing Images after Minimum Noise Fraction Rotation Transformation. *2011 International Conference on Internet Computing and Information Services*, 132-135.  
<https://doi.org/10.1109/ICICIS.2011.39>
- Ezichi, S., Ezika-nee Anarado, I., & Iloanusi, O. (2021). A Comparative Study of Soft Biometric Traits and Fusion Systems for Face-based Person Recognition. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 13, 45-53. <https://doi.org/10.5815/ijigsp.2021.06.05>
- Goodfellow, I. J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). *Generative Adversarial Networks* (arXiv:1406.2661). arXiv.  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.2661>
- Hassan, B., Izquierdo, E., & Piatrik, T. (2021). Soft biometrics: A survey. *Multimedia Tools and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10622-8>
- Jain, A. K., Dass, S. C., & Nandakumar, K. (2004). Soft Biometric Traits for Personal Recognition Systems. En D. Zhang & A. K. Jain (Eds.), *Biometric Authentication* (pp. 731-738). Springer.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-540-25948-0\\_99](https://doi.org/10.1007/978-3-540-25948-0_99)
- Jakkula, V. (2006). *Tutorial on Support Vector Machine (SVM)*. 13.
- Jauhari, A., Anamisa, D. R., & Negara, Y. D. P. (2021). Detection system of facial patterns with masks in new normal based on the Viola Jones method. *Journal of Physics: Conference Series*, 1836(1), 012035. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1836/1/012035>
- Klare, B. F., Burge, M. J., Klontz, J. C., Vorder Bruegge, R. W., & Jain, A. K. (2012). Face Recognition Performance: Role of Demographic Information. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 7(6), 1789-1801. <https://doi.org/10.1109/TIFS.2012.2214212>

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25.

<https://proceedings.neurips.cc/paper/2012/hash/c399862d3b9d6b76c8436e924a68c45b-Abstract.html>

Liu, L., Lu, H., & Mei, X. (2016). Joint learning hash codes and distance metric for visual tracking.

*2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, 1709-1713.

<https://doi.org/10.1109/ICIP.2016.7532650>

Mare, R. (2021). *Understanding Facial Recognition Using Local Binary Pattern Histogram (LBPH) Algorithm*. Engineering Education (EngEd) Program | Section.

<https://www.section.io/engineering-education/understanding-facial-recognition-using-local-binary-pattern-histogram-algorithm/>

Moctezuma-Ochoa, D. A. (2016). Re-identificación de personas a través de sus características soft-biométricas en un entorno multi-cámara de video-vigilancia. *Ingeniería. Investigación y Tecnología*, *VXII(2)*, 257-271.

Osimani, C. (2014, noviembre 13). *Análisis y procesamiento de imágenes para la detección del contorno labial en pacientes de odontología*.

Parra Barrero, E. (2015). *Aceleración del algoritmo de Viola-Jones mediante rejillas de procesamiento masivamente paralelo en el plano focal*. <https://idus.us.es/handle/11441/30319>

Pereira Júnior, A., Donadon Homem, T. P., Oliveira Teixeira, F., Pereira Júnior, A., Donadon Homem, T. P., & Oliveira Teixeira, F. (2021). Aplicación de inteligencia artificial para monitorear el uso de mascarillas de protección. *Revista Científica General José María Córdova*, *19(33)*, 205-222. <https://doi.org/10.21830/19006586.725>

Pietikäinen, M., Hadid, A., Zhao, G., & Ahonen, T. (2011). *Computer Vision Using Local Binary Patterns*. Springer Science & Business Media.

Quisphe, Y. (2017). *Identificación de personas a partir de un sistema biométrico bimodal audio-visual*. [http://54.213.100.250/bitstream/UCSP/15496/1/QUISPE\\_VERGARAY\\_YAN\\_IDE.pdf](http://54.213.100.250/bitstream/UCSP/15496/1/QUISPE_VERGARAY_YAN_IDE.pdf)

- Serratosa, F. (2008). *Biometria para la identificación de las personas* [Univeridad Oberta de Cataluña]. <https://blog.facialix.com/wp-content/uploads/2021/11/Biometria-para-identificacion-personas.pdf>
- Singh, P. (2021, julio 12). Understanding Face Recognition using LBPH algorithm. *Analytics Vidhya*. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/07/understanding-face-recognition-using-lbph-algorithm/>
- Solano, G. (2020, enero 21). ? DETECCIÓN DE ROSTROS? con Haar Cascades Python – OpenCV » [omes-va.com](https://omes-va.com/deteccion-de-rostros-con-haar-cascades-python-opencv/). *OMES*. <https://omes-va.com/deteccion-de-rostros-con-haar-cascades-python-opencv/>
- Sutherland J. (2014). *Scrum: The Art of Doing Twice the Work in Half the Time*. Crown Business.
- Thankaraj, S., & Gopalan, C. (2018). *Silhouette Based Human Action Recognition Using an Efficient Transformation Technique* (pp. 153-162). [https://doi.org/10.1007/978-981-10-8603-8\\_13](https://doi.org/10.1007/978-981-10-8603-8_13)
- Valderrama, V., & Cesar, D. (2022). Diseño e implementación de un sistema de identificación de personas para la seguridad de los accesos a condominios, basado en el algoritmo de reconocimiento facial LBPH Faces. *Universidad Privada del Norte*. <http://repositorioslatinoamericanos.uchile.cl/handle/2250/4722605>
- Vincent, P., Larochelle, H., Lajoie, I., Bengio, Y., & Manzagol, P.-A. (2010). *Stacked Denoising Autoencoders: Learning Useful Representations in a Deep Network with a Local Denoising Criterion*.
- Vinyals, O., Toshev, A., Bengio, S., & Erhan, D. (2015). *Show and Tell: A Neural Image Caption Generator* (arXiv:1411.4555). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1411.4555>
- Viola, P., & Jones, M. (2001a). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. CVPR 2001, 1*, 1-1. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2001.990517>

Viola, P., & Jones, M. (2001b). Rapid object detection using a boosted cascade of simple features.

*Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern*

*Recognition. CVPR 2001, 1, 1-1. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2001.990517>*

Zubiaga, A., Fresno, V., & Martinez, R. (2009). *Comparativa de Aproximaciones a SVM*

*Semisupervisado Multiclase para Clasificación de Páginas Web.*

**ANEXOS**