



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

**Desarrollo de un Sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y softbiométricas el color de la vestimenta, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning**

Chugchilan Hinojosa, William Anderson y Guanochanga Farfán, Jhon Henry

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software


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

Dr. Carrillo Medina, José Luis

23 de febrero del 2023

Latacunga- Ecuador

## Reporte de verificación de contenido



**CERTIFICADO DE ANÁLISIS**  
magister


# Tesina Chugchilan\_Guanochanga\_20-02-2023-AntiPlagio

**4%** Similitudes

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

Nombre del documento: Tesina Chugchilan_Guanochanga_20-02-2023-AntiPlagio.docx	Depositante: JOSÉ LUIS CARRILLO Fecha de depósito: 20/2/2023	Número de palabras: 19.236 Número de caracteres: 126.838
ID del documento: 995124f0e8a7bd6fb5862f667823edb3c7b84085	Tipo de carga: interface fecha de fin de análisis: 20/2/2023	
Tamaño del documento original: 4,93 Mo		

Ubicación de las similitudes en el documento:



**Fuentes principales detectadas**


N°	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	<b>Tesina_Re-ID_Lignia_Pichucho-16-02-2023-AntiPlagio.docx</b>   Tesina_Re-ID_Li... #9db815 El documento proviene de mi biblioteca de referencias 5 fuentes similares	<b>4%</b>		Palabras idénticas : 4% (647 palabras)
2	<b>Tesina_Re-ID_Segovia-Echeverria-16-02-2023-AntiPlagio.docx</b>   Tesina_Re-ID... #0e8152 El documento proviene de mi biblioteca de referencias 7 fuentes similares	<b>2%</b>		Palabras idénticas : 2% (376 palabras)
3	<b>Tesina_Re-ID_Diego_Jose_16-02-2023-AntiPlagio.docx</b>   Tesina_Re-ID_Diego_J... #2505c9 El documento proviene de mi biblioteca de referencias 1 fuente similar	<b>2%</b>		Palabras idénticas : 2% (352 palabras)
4	<b>Tesis_Castillo_Chuquitarco-AntiPlagio-Compilation_15-02-2023_.docx</b>   Tesi... #2a1589 El documento proviene de mi biblioteca de referencias 2 fuentes similares	<b>&lt; 1%</b>		Palabras idénticas : < 1% (87 palabras)
5	<b>Documento de otro usuario</b> #0aadd8c El documento proviene de otro grupo 1 fuente similar	<b>&lt; 1%</b>		Palabras idénticas : < 1% (22 palabras)

**Fuentes con similitudes fortuitas**

N°	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	<b>1library.co</b>   MÁQUINAS VECTORIALES HÍBRIDAS PARA CLASIFICAR ACCIDENTES DE TR... <a href="https://1library.co/document/y1d2koq-maquinas-vectoriales-hibridas-para-clasificar-accidentes-de-tr...">https://1library.co/document/y1d2koq-maquinas-vectoriales-hibridas-para-clasificar-accidentes-de-tr...</a>	<b>&lt; 1%</b>		Palabras idénticas : < 1% (26 palabras)
2	<b>www.semanticscholar.org</b>   Conception and development of a video surveillance sys... <a href="https://www.semanticscholar.org/paper/Conception-and-development-of-a-video-surveillance-Erzaho...">https://www.semanticscholar.org/paper/Conception-and-development-of-a-video-surveillance-Erzaho...</a>	<b>&lt; 1%</b>		Palabras idénticas : < 1% (16 palabras)
3	<b>www.semanticscholar.org</b>   LBP Encoding Schemes Jointly Utilizing the Information ... <a href="https://www.semanticscholar.org/paper/LBP-Encoding-Schemes-Jointly-Utilizing-the-of-Bit-Ren-Jiang/R...">https://www.semanticscholar.org/paper/LBP-Encoding-Schemes-Jointly-Utilizing-the-of-Bit-Ren-Jiang/R...</a>	<b>&lt; 1%</b>		Palabras idénticas : < 1% (13 palabras)
4	<b>doi.org</b>   Can we boost the power of the Viola-Jones face detector using preprocessi... <a href="https://doi.org/10.1117/1.JEL27.4.043020">https://doi.org/10.1117/1.JEL27.4.043020</a>	<b>&lt; 1%</b>		Palabras idénticas : < 1% (14 palabras)
5	<b>dx.doi.org</b>   Combination of LBP Bin and Histogram Selections for Color Texture Clas... <a href="https://dx.doi.org/10.3390/jimaging5060053">https://dx.doi.org/10.3390/jimaging5060053</a>	<b>&lt; 1%</b>		Palabras idénticas : < 1% (13 palabras)

**Fuentes mencionadas (sin similitudes detectadas)** Estas fuentes han sido citadas en el documento sin encontrar similitudes.

- 1 <https://doi.org/10.1109/ISKO-Maghreb.2013.6728128>
- 2 <https://doi.org/10.1109/KBEI.2015.7436037>
- 3 <https://doi.org/10.1109/IECON.2019.8927776>
- 4 <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.10.118>
- 5 <https://doi.org/10.1007/s41870-017-0080-1>



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



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

### Certificación

Certifico que el trabajo de Unidad de Integración Curricular, “Sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y softbiométricas el color de la vestimenta, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning” fue realizado por los señores Chugchilan Hinojosa, William Anderson y Guanochanga Farfán, Jhon Henry; el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además fue revisado en su totalidad por la herramienta de prevención y/o verificación de similitud de contenidos; razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Latacunga, 23 de febrero del 2023

Firma:

Ing. Carrillo Medina, José Luis, Ph.D.

C. C: 0501553788



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

#### Responsabilidad de Autoría

Nosotros, **Chugchilan Hinojosa, William Anderson y Guanochanga Farfán, Jhon Henry** con cédula de ciudadanía n° 0504438490 y 1727640516, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de titulación: **Sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y softbiométricas el color de la vestimenta, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning** es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos, y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Latacunga, 23 de febrero del 2023

Chugchilan Hinojosa, William Anderson  
C.C: 0504438490

Guanochanga Farfán, Jhon Henry  
C.C: 1727640516



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

#### Autorización de Publicación

Nosotros, **Chugchilan Hinojosa, William Anderson y Guanochanga Farfán, Jhon Henry** con cédulas de ciudadanía n° **0504438490** y **1727640516**, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de titulación: **“Sistema de re-identificación de personas a través de las características faciales y softbiométricas el color de la vestimenta, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning”** en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Latacunga, 23 de febrero del 2023



**Chugchilan Hinojosa, William Anderson**  
C.C: 0504438490



**Guanochanga Farfán, Jhon Henry**  
C.C: 1727640516

### **Dedicatoria**

El presente trabajo les dedico a mi Madre Elena, gracias por ser mi roca, mi confidente y mi inspiración. Su amor, su sabiduría y su fuerza me han guiado en cada paso de mi camino, y hoy siento un profundo agradecimiento por todo lo que ha hecho por mí. A mi Padre Willian, gracias por ser mi modelo a seguir y mi mentor. Su constante apoyo, su valentía y su sabiduría me han enseñado a perseverar y a nunca darme por vencido, y eso es algo que siempre llevaré conmigo.

Hermana, gracias por ser mi amiga y mi compañera de vida. Tus palabras de aliento, tus consejos y tu presencia han sido una fuente de fortaleza y motivación para mí. Siempre estaré agradecido por todo lo que hemos compartido juntos.

Esta tesina es para ustedes, porque sé que sin su amor y apoyo, nunca habría llegado hasta aquí. Los quiero más allá de las palabras y espero que esta tesina sea una pequeña muestra de mi gratitud y amor por ustedes.

**Chugchilan Hinojosa, William Anderson**

### **Dedicatoria**

El presente trabajo de investigación, va en dedicación a mis amados padres, Luis y Leonor, dado a que, sin su apoyo, amor y cariño constante, no habría conseguido ninguna de mis metas incluido este proyecto, a mi abuelita Elena, de la misma manera, por darme un apoyo incondicional junto a un gran cariño que me permitieron seguir adelante.

A mis hermanos Anthony y Jordy, que me han mostrado su cariño y apoyo desde siempre, sin importar las distancias, en todas las metas que me he propuesto, también a mi primo Anderson por ser como un hermano más y preocuparse por mí de la misma manera.

Finalmente, al resto de mi familia por los consejos, la ayuda, y el cariño, que me han brindado siempre, y a todas las personas que han puesto su confianza en mí a través de toda esta vida universitaria, este trabajo es dedicado a ellos para mostrar un poco de mi gratitud por lo que me han dado a lo largo de mi vida.

**Guanochanga Farfán, Jhon Henry**

### **Agradecimiento**

Quiero expresarles mi más profundo agradecimiento a mi Madre Elena Hinojosa y mi Padre Willian Chugchilan por todo el apoyo que me han brindado durante mi carrera universitaria y en particular. Sus palabras de aliento, su paciencia y su amor incondicional me han dado la fuerza necesaria para seguir adelante en los momentos más difíciles. Sin su apoyo, no habría sido posible completar este proyecto.

También quiero agradecer a mi hermana Nataly, quien ha estado a mi lado en todo momento, brindándome su cariño y su sabiduría. Sus consejos y su ejemplo han sido una fuente de inspiración para mí.

A mi tutor Dr. José Luis Carrillo Medina, quiero expresarle mi gratitud por haberme guiado a lo largo de este proceso de investigación. Su experiencia y su dedicación han sido fundamentales para que pueda alcanzar mis objetivos y presentar este Trabajo de Unidad de Integración Curricular.

Finalmente, a mi compañero de tesina Jhon, quiero agradecerle por su colaboración y su amistad durante todo este tiempo. Juntos hemos trabajado arduamente para alcanzar nuestros objetivos y el resultado final es un reflejo del trabajo en equipo y la dedicación que hemos puesto en este proyecto.

**Chugchilan Hinojosa, William Anderson**



### **Agradecimiento**

Quiero agradecer primero a Dios por haberme brindado las oportunidades de mi vida.

Agradezco a mis padres Luis y Leonor, por ser los pilares de mi vida y brindarme siempre su apoyo al haberme guiado lo largo de la misma, a mi abuelita Elena de la misma manera por su apoyo y enseñanzas.

También agradezco a mis hermanos Anthony, Jordy y Anderson, por las risas, apoyo y cariño que me han brindado a lo largo de mi vida. De la misma manera al resto de mi familia por brindarme toda enseñanza y guía que me han permitido llegar a cumplir mis metas.

Agradezco también a mi amigo Johan, por su larga amistad y apoyo prestados a lo largo de los diferentes retos que se me han presentado en la vida, y al resto de compañeros y amigos que pusieron su confianza en mí y me brindaron su apoyo.

Agradezco a mi compañero y amigo William, por el esfuerzo, perseverancia y apoyo dentro del desarrollo de este trabajo de investigación, y por su apoyo en toda esta vida universitaria. Finalmente agradezco al Dr. José Luis Carrillo Medina por su tutoría, apoyo, enseñanza, guía y oportunidad dada en el proceso realizado en este trabajo de investigación.

**Guanochanga Farfán, Jhon Henr**

**ÍNDICE DE CONTENIDOS**

<b>Caratula.....</b>	<b>1</b>
<b>Reporte de verificación de contenido .....</b>	<b>2</b>
<b>Certificación .....</b>	<b>3</b>
<b>Responsabilidad de Auditoría.....</b>	<b>4</b>
<b>Autorización de Publicación .....</b>	<b>5</b>
<b>Dedicatoria .....</b>	<b>6</b>
<b>Dedicatoria.....</b>	<b>7</b>
<b>Agradecimiento .....</b>	<b>8</b>
<b>Agradecimiento .....</b>	<b>9</b>
<b>Índice de contenidos.....</b>	<b>10</b>
<b>Índice de tablas.....</b>	<b>15</b>
<b>Índice de figuras.....</b>	<b>17</b>
<b>Resumen .....</b>	<b>19</b>
<b>Abstract.....</b>	<b>20</b>
<b>Capítulo I: Introducción.....</b>	<b>21</b>
<b>Antecedentes.....</b>	<b>21</b>
<b>Propósito y contextualización del tema.....</b>	<b>22</b>
<b>Justificación .....</b>	<b>23</b>
<b>Objetivos .....</b>	<b>23</b>

<i>Objetivo General</i> .....	23
<i>Objetivos Específicos</i> .....	24
Metodología .....	24
Capítulo II: Marco Teórico .....	27
Características biométricas y softbiométricas.....	28
Visión por Computadora.....	30
<i>Haar Cascade</i> .....	31
<i>Viola Jones</i> .....	32
<i>Patrones Binarios Locales (Local Binary Pattern – LBP)</i> .....	34
<i>Histograma de Patrón Binario Local (Local Binary Pattern Histogram – LBPH)</i> .....	35
Modelos Holísticos y No Holísticos.....	36
<i>Detección de objetos mediante modelos holísticos</i> .....	36
<i>Detección de objetos mediante modelos no holísticos</i> .....	37
Modelos y/o Algoritmos de Machine Learning .....	38
<i>Clasificación de los datos</i> .....	40
<i>Máquinas de Vectores de Soporte (Support Vector Machine – SVM)</i> .....	40
Capítulo III: Implementación del Sistema.....	42
Métricas de evaluación.....	43
Análisis y Diseño del Sistema .....	44
<i>Análisis del sistema</i> .....	44

	12
<i>Sprint Global</i> .....	45
<i>Product Backlog del proyecto</i> .....	48
Diseño del Sistema .....	49
<i>Esquemas del sistema de Re-Identificación</i> .....	51
<i>Definición de las tecnologías a usar</i> .....	52
<i>Definición e implementación de técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning para el reconocimiento facial y color de la vestimenta</i> .....	53
Sprint 01: Dataset para el reconocimiento facial y desarrollo del modelo y/o algoritmo para el reconocimiento facial. ....	54
<i>Historias de Usuario Detalladas</i> .....	54
<i>Sprint Backlog</i> .....	56
<i>Sprint Retrospective</i> .....	58
<i>Burndown chart</i> .....	58
<i>Resultados del Sprint</i> .....	59
Sprint 02: Elaborar un dataset enfocado a las características soft-biométricas (color de ropa) de personas. ....	65
<i>Historias de Usuario Detalladas</i> .....	66
<i>Sprint Backlog</i> .....	67
<i>Sprint Retrospective</i> .....	68
<i>Burndown chart</i> .....	68
<i>Resultados del Sprint</i> .....	69

<b>Sprint 03: Implementación de una técnica y/o algoritmo para la extracción de características soft-biométricas (color de vestimenta), encontrados en el torso de una persona. ....</b>	<b>71</b>
<i>Historias de Usuario Detalladas</i> .....	71
<i>Sprint Backlog</i> .....	74
<i>Sprint Retrospective</i> .....	75
<i>Burndown chart</i> .....	75
<i>Resultados del Sprint</i> .....	76
 <b>Sprint 04: Diseño de un modelo y/o algoritmo de Detección de personas usando características soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontradas en el torso de una persona. ....</b>	<b>77</b>
<i>Historias de Usuario Detalladas</i> .....	78
<i>Sprint Backlog</i> .....	79
<i>Sprint Retrospective</i> .....	80
<i>Burndown chart</i> .....	81
<i>Resultados del Sprint</i> .....	81
 <b>Resumen de los Sprints del Sistema de re-identificación de personas a través de las características biométricas (rostro) y softbiométricas (color de vestimenta), junto al uso de modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning.....</b>	<b>85</b>
 <b>Capítulo IV: Validación del sistema .....</b>	<b>87</b>
<b>Marco de Evaluación .....</b>	<b>87</b>
<b>Aplicación de las métricas de evaluación.....</b>	<b>88</b>

<b>Pruebas del algoritmo de identificación facial y Re-identificación de color de vestimenta encontrada en el torso de una persona. ....</b>	<b>89</b>
<i>Pruebas del algoritmo de identificación facial.....</i>	<i>90</i>
<i>Identificación de Errores.....</i>	<i>90</i>
<b>Pruebas del algoritmo de identificación por color de vestimenta presentado en el torso segmentado con técnicas No Holísticas - DPM.....</b>	<b>99</b>
<b>Conclusiones.....</b>	<b>109</b>
<b>Bibliografía .....</b>	<b>111</b>
<b>Anexos .....</b>	<b>117</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1</b> <i>Tabla de Matriz de Confusión</i> .....	44
<b>Tabla 2</b> <i>Rol de Scrum Máster Designados</i> .....	45
<b>Tabla 3</b> <i>Historias de Usuario</i> .....	46
<b>Tabla 4</b> <i>Product Backlog del Proyecto</i> .....	48
<b>Tabla 5</b> <i>Herramientas de desarrollo</i> .....	53
<b>Tabla 6</b> <i>Historias de Usuarios para elabora un dataset</i> .....	54
<b>Tabla 7</b> <i>Historia de Usuario para el desarrollo del algoritmo de Re-Identificación por medio de características biométricas (rostro).</i> .....	55
<b>Tabla 8</b> <i>Sprint Backlog 01</i> .....	56
<b>Tabla 9</b> <i>Matriz de Confusión - Facial</i> .....	64
<b>Tabla 10</b> <i>Tabla de métricas</i> .....	65
<b>Tabla 11</b> <i>Historia de Usuario creación de un dataset que contenga las imágenes segmentadas de diferentes personas.</i> .....	66
<b>Tabla 12</b> <i>Sprint Backlog 02</i> .....	67
<b>Tabla 13</b> <i>H.U.04</i> .....	72
<b>Tabla 14</b> <i>H.U.05</i> .....	73
<b>Tabla 15</b> <i>Sprint Backlog 03</i> .....	74
<b>Tabla 16</b> <i>H.U.6</i> .....	78
<b>Tabla 17</b> <i>Sprint Backlog 04</i> .....	79
<b>Tabla 18</b> <i>Matriz de Confusión</i> .....	84
<b>Tabla 19</b> <i>Tabla de métricas</i> .....	85
<b>Tabla 20</b> <i>Matriz de Confusión</i> .....	90
<b>Tabla 21</b> <i>Tabla de Métricas</i> .....	91

<b>Tabla 22</b> Clase Alex – Facial .....	94
<b>Tabla 23</b> Clase Ángel – Facial .....	95
<b>Tabla 24</b> Clase Flor – Facial .....	96
<b>Tabla 25</b> Clase Diego – Facial .....	96
<b>Tabla 26</b> Clase Jhon – Facial .....	97
<b>Tabla 27</b> Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación Facial .....	97
<b>Tabla 28</b> Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación Facial .....	99
<b>Tabla 29</b> Matriz de Confusión .....	100
<b>Tabla 30</b> Tabla de Métricas .....	100
<b>Tabla 31</b> Clase Alex - Color DPM .....	102
<b>Tabla 32</b> Clase Ángel - Color DPM .....	102
<b>Tabla 33</b> Clase Flor - Color DPM .....	103
<b>Tabla 34</b> Clase Diego - Color DPM .....	104
<b>Tabla 35</b> Clase Jhon - Color DPM .....	105
<b>Tabla 36</b> Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación de Personas .....	106
<b>Tabla 37</b> Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación DPM .....	107



## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> <i>Ejemplo Características de Haar</i> .....	32
<b>Figura 2</b> <i>Algoritmo Viola-Jones</i> .....	33
<b>Figura 3</b> <i>Ejemplo LBP</i> .....	35
<b>Figura 4</b> <i>Ejemplo de SVM</i> .....	41
<b>Figura 5</b> <i>Ubicación de las Cámaras</i> .....	49
<b>Figura 6</b> <i>Vista Cámara 1</i> .....	50
<b>Figura 7</b> <i>Vista Cámara 2</i> .....	50
<b>Figura 8</b> <i>Reconocimiento facial</i> .....	51
<b>Figura 9</b> <i>Re-Identificación median Color de ropa - DPM</i> .....	52
<b>Figura 10</b> <i>Burndown chart 01</i> .....	58
<b>Figura 11</b> <i>Crear DataSet de Rostros</i> .....	60
<b>Figura 12</b> <i>Almacenamiento de imágenes del rostro</i> .....	61
<b>Figura 13</b> <i>Entrenar Modelo</i> .....	61
<b>Figura 14</b> <i>Procesado de imágenes</i> .....	62
<b>Figura 15</b> <i>Diagrama de Flujo – Algoritmo de Viola Jones</i> .....	63
<b>Figura 16</b> <i>Burndown chart 02</i> .....	69
<b>Figura 17</b> <i>Crear dataset</i> .....	70
<b>Figura 18</b> <i>Almacenamiento de imágenes del torso</i> .....	71
<b>Figura 19</b> <i>Burndown chart 03</i> .....	76
<b>Figura 20</b> <i>Entrenar Modelo</i> .....	77
<b>Figura 21</b> <i>Burndown chart 04</i> .....	81
<b>Figura 22</b> <i>Reconocimiento de Color del Torso -DPM</i> .....	82
<b>Figura 23</b> <i>Ejecución del algoritmo del color del torso</i> .....	84

<b>Figura 24</b> <i>Figura Multiprocesamiento</i> .....	89
<b>Figura 25</b> <i>Imagen de falsos negativos en Facial</i> .....	92
<b>Figura 26</b> <i>Errores y Corrección de errores</i> .....	92
<b>Figura 27</b> <i>Resultados identificación facial</i> .....	93
<b>Figura 28</b> <i>Resultados identificación de color de vestimenta en el torso</i> .....	94

## Resumen

Tanto en lugares públicos como privados, existen situaciones que pueden poner en peligro la seguridad de las personas y los bienes. El riesgo de delincuencia y actividades ilegales, como robos, vandalismo y violencia, son algunos de los problemas más comunes. Es por ello que muchos de ellos recurren a la instalación de sistemas de videovigilancia para aumentar la seguridad y prevenir accidentes. Los sistemas de videovigilancia pueden disuadir a los posibles delincuentes y proporcionar pruebas valiosas en caso de actividad ilegal, lo que ayuda a mantener la seguridad y la tranquilidad en los espacios públicos y privados. Los sistemas de videovigilancia pueden utilizar características de una persona, como características faciales y representativas de la vestimenta que está utilizando, para identificarla y realizar el seguimiento de la misma. Por lo que en este trabajo de investigación se usaron las características faciales y de color de vestimenta del torso de una persona obtenido mediante modelos no Holísticos, junto a modelos de Visión por Computadora y algoritmos de Machine Learning que pueden ser entrenados, con estas características, para identificar y seguir a una persona en las imágenes de video, lo que puede ser útil en situaciones de seguridad o en la búsqueda de un sospechoso. El sistema fue evaluado y validado en un entorno controlado conformado por dos cámaras una para el reconocimiento facial y la segunda cámara para la Re-Identificación de la persona mediante el color de la vestimenta del torso en la cual participaron 5 personas.

*Palabras clave:* Video Vigilancia, Re-Identificación, no Holístico, Visión por Computadora, Machine Learning.

### **Abstract**

In both public and private places, there are situations that can endanger the safety of people and property. The risk of crime and illegal activities, such as theft, vandalism and violence, are some of the most common problems. That is why many of them resort to the installation of video surveillance systems to increase security and prevent accidents. Video surveillance systems can deter potential criminals and provide valuable evidence in the event of illegal activity, helping to maintain security and peace of mind in public and private spaces. Video surveillance systems can use characteristics of a person, such as facial features and representative of the clothing they are wearing, to identify and track them. So in this research work we used the facial and clothing color features of a person's torso obtained through non-Holistic models, along with Computer Vision models and Machine Learning algorithms that can be trained, with these features, to identify and track a person in video images, which can be useful in security situations or in the search for a suspect. The system was evaluated and validated in a controlled environment consisting of two cameras, one for facial recognition and the second camera for the Re-Identification of the person by the color of the torso clothing in which 5 people participated.

*Key words:* Video Surveillance, Re-Identification, Non-Holistic, Computer Vision, Machine Learning.

## Capítulo I

### Introducción

#### Antecedentes

Actualmente, los sistemas de Video-Vigilancia se están convirtiendo en una parte esencial de ciudades inteligentes a día de hoy. Estos sistemas son capaces de vigilar zonas como lugares públicos (calles, intersecciones, bancos, centros comerciales, aeropuertos, paradas de autobús), fronteras o zonas privadas (industriales y/o empresariales) para identificar y prevenir riesgos de seguridad (Ajmal Shahbaz et al., 2019). En general, la Video-Vigilancia puede definirse como el seguimiento del comportamiento, actividades o cualquier otra información cambiante. Uno de los principales retos a los que se enfrentan estos sistemas es la detección de anomalías y la prevención de las actividades delictivas con una o múltiples cámaras (Abderrahmane Ezzahout & Rachid Oulad Haj Thami, 2013; Tatiya et al., 2021). Los sistemas de Video-Vigilancia tradicionales son económicos en la instalación de cámaras de video, los cuales necesitan de agentes de seguridad para monitorearlas siendo esto muy costoso. Por otro lado, los sistemas de Video-Vigilancia Inteligentes, ya se encargan de monitorear y controlar las cámaras de seguridad mediante técnicas y/o modelos de Inteligencia Artificial. La diferencia entre estos sistemas radica que los sistemas inteligentes no necesitan de agentes que monitoreen y controlen las cámaras, lo que disminuye los costos de seguridad, debido a que estos sistemas inteligentes no se distraen ni se cansan, es decir, no se requiere un esfuerzo humano agotador (Tatiya et al., 2021).

En la actualidad, dentro del desarrollo de sistemas de Video Vigilancia inteligente, una de las bases fundamentales es la Re-Identificación (Re-Id) de personas (Qiaoyuan & Ying, 2019). La Re-Id de personas es una de las áreas más desafiantes que consiste en identificar a una persona entre todas las que aparecen en diferentes cámaras y lugares (Qiaoyuan & Ying, 2019; Vigneshwaran T. et al., 2020). En la sociedad actual, aplicaciones de Re-ID son muy amplias, por ejemplo, la identificación de personas

que ingresan y salen de un sitio determinado, los lugares por donde transita, el tiempo que estuvo en un sitio, etc. (Gu et al., 2017).

### **Propósito y contextualización del tema**

El propósito de este trabajo de investigación es el diseño y/o desarrollo de un sistema de re-identificación de personas a través de las características biométricas (rostro) y soft biométricas (color de vestimenta), junto al uso de modelos holísticos y no holísticos, para segmentar partes del cuerpo humano como la cabeza, el torso y las piernas, extraer sus características y poder analizarlas mediante técnicas de Machine Learning, con la intención de mejorar el tiempo de procesamiento y/o costo computacional de la detección de características softbiométricas, proceso mediante el cual también permitirá incrementar la precisión de re-identificación de personas.

El sistema identificará y clasificará individuos mediante dos tipos de características, la primera y primordial que es la biométrica, que es el rostro, y la segunda la soft-biométrica, el color de la vestimenta, debido a los posibles problemas que se pueden encontrar en un entorno sin límites como pueden ser los cambios climáticos, la falta de luz en la imagen, oclusión ambiental y objetos que interfieran en una parte de la vista de la cámara, además de mejorar la probabilidad de identificación y clasificación de personas.

El sistema permitirá la identificación de personas mediante recuadros mostrados en pantalla, mejorando la interacción humano computador y facilitando el trabajo de los operadores del mismo, sin embargo, este sistema no notificará cuando ocurra la identificación de una persona desconocida, debido a que esta característica posiblemente de paso a errores humanos, como la distracción por parte de los operadores del sistema, resultando en la pérdida de eventos importantes que se dan en la visión de la cámara, ya sean estos una serie de videos o imágenes de vigilancia.

## **Justificación**

Un reto importante en el análisis de vídeo es la detección de objetos a partir de una secuencia de imágenes (Vimala Mathew et al., 2019). En la Re-ID se utilizan características que permitan identificar a las personas con datos biométricos (el rostro, el iris, la huella dactilar, la voz, etc.) o softbiométricas (el color de piel, de cabello, la ropa, la altura, la forma de andar, cicatrices, tatuajes, etc.). Estas características softbiométricas, a pesar de no tener un alto poder discriminatorio de las biométricas, son de gran ayuda para definir la identidad de las personas (Moctezuma Ochoa, 2016).

Un alto nivel de segmentación (como en los aeropuertos y las estaciones de metro) y/o la mala calidad de las cámaras hace casi imposible obtener información específica en la mayoría de sistemas de Video-Vigilancia (R Neathi et al., 2022). A veces a un individuo no se lo puede identificar a través del rostro, en este tipo de identificación se presentan problemas como son las diferencias en los ángulos de visión, las circunstancias de iluminación y las diversas posturas de la persona. En estos casos el rostro por sí solo, no ayuda a definir la identidad de una persona, pero si se combina con características softbiométricas permitirá aumentar el poder distintivo para diferenciar una persona de otra (Moctezuma Ochoa, 2016).

## **Objetivos**

### ***Objetivo General***

- Desarrollar un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y softbiométricas el color de la vestimenta, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning.

### **Objetivos Específicos**

- Conocer el estado del arte sobre métodos y técnicas para la Re-Identificación de personas a través de características faciales y softbiométricas el color de la vestimenta, y modelos holísticos y no Holísticos.
- Implementar un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y softbiométricas el color de la vestimenta y de modelos holísticos y no holísticos utilizando algoritmos de Visión por Computadora y/o Machine Learning.
- Validar los resultados, analizar errores y ajustar los modelos del sistema de videovigilancia.

### **Metodología**

La metodología propuesta, utilizará el método sistemático para encontrar la literatura relevante y/o relacionada con el tema de investigación que a menudo se utiliza para identificar el estado del arte el cual forma la base teórica necesaria para iniciar el proyecto. Además, se llevará a cabo un rápido mapeo sistemático para identificar estudios relevantes para la propuesta del sistema de Re-Identificación. La primera parte es un estudio sobre la re-identificación de personas mediante el uso de características biométricas y soft-biométricas (características faciales y color de vestimenta de una persona). La investigación, adicionalmente también utilizará modelos holísticas y no holísticas de visión por computadora con un enfoque en la re-identificación de personas usando características biométricas y softbiométricas. Luego se analizan las técnicas holísticas y no holísticas de Visión por Computadora para continuar con el estudio de modelos y/o algoritmos de Visión por Computadora y/o Machine Learning para la Re-ID. Toda esta información provendrá de publicaciones científicas disponibles en las bases de datos científicas como Web of Science e IEEExplore, lo que permitirá conceptualizar e integrar conocimientos sobre re-identificación de personas.



Posteriormente se obtendrán varios conjuntos de datos (datasets de repositorios digitales como, PETS 2006, PETS 2009 y market-1501) para el entrenamiento del sistema de Re-ID. Se propone la construcción de un dataset propio, a través de la adquisición de imágenes de personas mediante un circuito cerrado de cámaras, obteniendo un número preestablecido de imágenes con distintas vistas de las personas que permita validar el sistema de Re-ID. De este conjunto de datasets se extraen las características faciales y las características softbiométricas: el color de la ropa. Para luego implementar técnicas de Visión por Computadora (como, Local Binary Patterns – LBP, Local Binary Pattern Histogram – LBPH y/o Histogram of Oriented Gradients – HOG) utilizados como descriptores de los atributos de personas, y modelos y/o algoritmos de Machine Learning (como, Support-Vector machines – SVM y Convolutional Neural Networks – CNN) como clasificadores de personas.

Una vez que el sistema esté desarrollado, se implementará en un entorno controlado que permitirá probar las técnicas y modelos y/o algoritmos implementados. Para evaluar los diferentes modelos y/o algoritmos implementados, a través del uso de características biométricas y soft-biométricas con el fin de comparar y analizar predicciones, teniendo como principal elemento la identificación del rostro cuando la cámara lo localiza o utilizando el color de la vestimenta cuando no se lo puede distinguir. Al mismo tiempo se hará uso de diferentes procesos de aprendizaje basados en técnicas holísticas (el cuerpo se considera un todo) y no holísticas (el cuerpo se divide en partes semánticas, como, por ejemplo: cabeza, tronco, brazos y piernas), determinando zonas específicas del cuerpo, lo que permitirá mejorar el modelo ajustado al entorno controlado. Luego se entrenan los modelos y se evalúan haciendo uso de un conjunto de datos, se analiza el error de existir y acorde a los resultados obtenidos se ajustan dichos modelos. Con el fin de poder validarlos, se utiliza el nuevo conjunto de datos, de esta manera se puede medir el rendimiento de los modelos entrenados. Para medir su efectividad los modelos se aplicarán en un entorno similar, haciendo uso de los mismos datasets, con la diferencia que se usará una sola característica biométrica o soft-biométrica en un

modelo o en otros, se utilizará una combinación de estas características. Por último, se evaluará la utilidad de los modelos en un ambiente no controlado, con el fin de compartir los resultados con la comunidad científica.

## Capítulo II

### Marco Teórico

La Re-Identificación de personas (Re-ID) es una tarea desafiante debido a que una persona puede aparecer en distintos lugares y momentos. Una de las principales características para realizar la Re-ID de personas son las características biométricas (el rostro, la voz, etc.), las cuales nos dan información fisiológica. Este es un proceso que habitualmente lo realiza el ser humano para reconocer e identificar una persona, con bastante facilidad. Sin embargo, existen otros tipos de características que son de gran ayuda para la Re-ID de personas tales como son: la silueta, color de piel, tatuajes, color y textura de vestimenta, etc., características que se las conoce como características softbiométricas. Estas se las utiliza cuando no se ve el rostro.

En el desarrollo de un sistema de Re-ID personas se realiza el procesamiento de imágenes, que contienen características biométricas o softbiométricas y mediante técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning, extraer las características más relevantes de las imágenes, segmentar la persona del fondo, clasificar las imágenes, entre otras técnicas, con la finalidad de Re-ID una persona. En este trabajo se plantea realizar este proceso en un entorno controlado con múltiples cámaras.

El objetivo de este capítulo es conocer sobre conceptos, definiciones y tecnologías relacionados con la implementación un sistema de Re-ID de personas. En primer lugar, se introducen definiciones sobre las características biométricas y softbiométricas, en segundo lugar, se tratan las técnicas de Visión por Computadora, para luego analizar los modelos holísticos (en donde, el cuerpo se considera un todo) y no holísticos (el cuerpo se divide en partes, como, por ejemplo: cabeza, tronco, brazos y piernas) y por último, estudiar modelos y/o algoritmos de Machine Learning, todos estos conceptos relacionados con el objeto de estudio, la Re-ID de personas.

### **Características biométricas y softbiométricas**

Para el proceso de Re-ID de personas se necesita tener como entrada ciertas características que permiten la clasificación de individuos presentes en las diferentes vistas de las cámaras. En la actualidad, una de las características más utilizadas son las biométricas (o biológicas) para identificar o verificar la identidad de una persona, tales como la huella dactilar, el rostro, la voz, el iris, el patrón de venas de la palma o del dedo, entre otras, características distintivas de una u otra persona, incluso si fuesen gemelos idénticos (Reid et al., 2013).

Las características biométricas a más de ser únicas, se mantienen, en su mayoría, a lo largo de la vida de una persona y existe la posibilidad de medirlas de forma cuantitativa, por lo que, un aspecto esencial de estas características, es su uso en sistemas de seguridad u otros sistemas que permitan la identificación de una persona.

Las características biométricas han sido estudiadas de manera significativa en las últimas décadas, haciendo posible que exista una mejora considerable en la probabilidad de reconocer a una persona, sin embargo, en un entorno sin restricciones donde se introducen la variación en la pose de una persona, el nivel de luz de la imagen, los sensores de cámaras, y la oclusión ambiental, los resultados obtenidos haciendo uso de características biométricas, en estos tipos de ambientes, a echo que la precisión disminuya considerablemente (Saeed, 2021). Una posible solución a los problemas presentes en la utilización de características biométricas para la re-identificación de personas en un entorno sin límites es el uso de características softbiométricas, las cuáles proveen información adicional relativa a la identidad de un individuo, que servirán para la identificación y re-identificación de una persona (Saeed, 2021).

El reconocer individuos haciendo uso de sus características faciales, es uno de los métodos más naturales que usan los humanos para reconocerse entre sí, y es una de las partes biológicas más fiables

y estudiadas en la investigación del reconocimiento automático de personas (Saeed, 2021). Han sido varios los intentos de integrar características softbiométricas basadas en la apariencia, extraídas de imágenes faciales, como marcas en la cara, color del rostro, color y estilo de cabello, o en el caso de videos, dinámicas o movimientos de la cabeza y expresiones faciales (Saeed, 2021).

El campo de las características soft-biométricas fue creado principalmente para mejorar el proceso de reconocimiento a partir de una fusión de métricas que fueran suficientes para discriminar poblaciones y no individuos, que más tarde sería perfeccionada para la clasificación de individuos, usando específicamente características que pueden ser percibidas por la visión humana, imágenes y videos de vigilancia (Nixon et al., 2015). Las características soft-biométricas pueden presentar un beneficio en la mayoría de áreas donde aún se utilicen características biométricas, generalmente en campos donde este tipo de características son usados como medios de seguridad.

Las características soft-biométricas han revolucionado el funcionamiento de los sistemas de videovigilancia actuales, aumentando la probabilidad de identificar a un individuo, y re-identificarlo de ser necesario, en un entorno donde se ven involucradas más de una cámara, estas características no nos dan la descripción completa de los individuos captados en una imagen o frame de un video, sin embargo, logran aportar información importante que se relaciona con un individuo, como por ejemplo el color o textura de la vestimenta.

En la actualidad, los sistemas de video vigilancia se han implementado de diferentes maneras para identificar a una persona, aplicando distintas técnicas para resolver los problemas causados por falta de información de un individuo captado en una imagen o frame de video para su identificación. Obtener información sobre el color o la textura de la vestimenta que el individuo está utilizando, son características que han mostrado notables resultados en los sistemas de re-identificación, sobre todo en el seguimiento de una persona. Todos los métodos enfrentan ciertas dificultades. Por lo que, en los

sistemas actuales de video vigilancia, la combinación de características softbiométricas permiten aumentar la probabilidad de detección y seguimiento de una persona. Cabe mencionar que, en estudios previos demuestran que los sistemas de re-identificación de personas basados en las características soft-biométricas como el color de ropa o información de colores, que muestran una precisión media del 44% (Fayyaz et al., 2020).

### **Visión por Computadora**

La Visión por Computadora es la parte dentro del campo de la inteligencia artificial que trata de imitar la percepción humana a través de la visión, es decir, la capacidad que tienen los seres humanos de dar sentido a lo que ven. En la actualidad la visión por computadora usa el reconocimiento de patrones (conocidos como descriptores) para poder etiquetar objetos o personas que pueden aparecer en las imágenes que se estén procesando y luego identificarlas (Zhang, 2010).

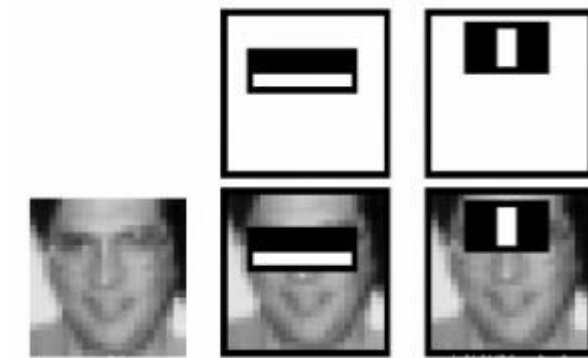
El aumento de la velocidad de los computadores y la evolución de la tecnología digital, han hecho posible crear nuevos modelos de cámaras que pueden ser utilizadas por los usuarios lo que hacen que sistemas de Visión por Computadora sean cada vez más populares. Este tipo de sistemas ofrecen ayudas alternativas para que las personas se comuniquen sin necesidad de usar las manos o el computador que cuenta con interfaces humano-ordenador (Liao et al., 2022).

En los sistemas de videovigilancia actuales, una de las formas más usadas para el reconocimiento de una persona es por medio del rostro, ya sea para clasificar a las personas según su aspecto y/o expresión facial usando técnicas de Visión por Computadora en conjunto con técnicas de Machine Learning y Deep Learning, para crear de manera potencial un sistema que permita identificar y clasificar rostros, a partir de una serie de frames de videos y/o imágenes obtenidas por medio de un conjunto de cámaras de seguridad, ya sea según su aspecto o su expresión facial (Canedo & Neves, 2019).

### ***Haar Cascade***

Haar cascade es un algoritmo de detección de objetos de Machine Learning propuesto por Michael Jones y Paul Viola. Este método se basa en una función en cascada de la cual se derivan múltiples imágenes constructivas y destructivas (las imágenes constructivas son aquellas imágenes de prueba que contienen el objeto/rostro reconocido y las imágenes destructivas no), a este proceso se le conoce como extracción de características de una imagen (Alankar et al., 2021).

El Clasificador Haar Cascade es un método utilizado en la detección de rostros en el algoritmo de Viola Jones. Los sistemas que utilizan este método se basan en la clasificación de imágenes en función de los valores de intensidad de píxeles y los cambios en los valores de contraste entre píxeles rectangulares muy juntos (Winarno et al., 2018). Para representar la imagen en el método de Viola-Jones se utilizan características similares a las de Haar. El método de Viola-Jones utiliza características rectangulares de Haar, las cuales se muestran en la Figura 1 (Winarno et al., 2018). El rectángulo de la función Haar se puede calcular rápidamente usando "Imagen integral". El concepto de imágenes integrales se utiliza para calcular rectángulos como características. El número de píxeles en un rectángulo se determina utilizando los cuatro valores que existen en cada esquina de un rectángulo en particular. En la imagen integral, el valor de cada píxel viene dado por el número de la izquierda y al píxel por encima de la imagen (Winarno et al., 2018). La integración de imágenes es el proceso de agregar miles de características de Haar a una imagen a la vez. Diferentes tamaños de integración ocurren simultáneamente a través de valores de píxeles.

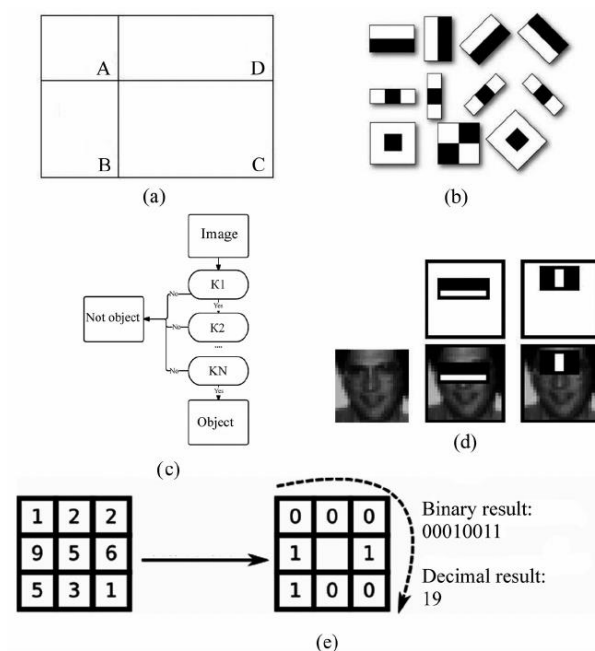
**Figura 1***Ejemplo Características de Haar*

*Nota.* Ejemplo de características Haar relevantes. Tomado de (Pietra Ferreira, 2020)

***Viola Jones***

Una solución estándar propuesta para la detección de rostros, en una imagen, es el algoritmo de Viola Jones que alcanza altas tasas de detección, tiene muy bajo costo computacional, y proporciona tanto el descriptor así como el clasificador para la re-identificación de personas, por medio del rostro. Este algoritmo tiene como entrada una imagen en escala de grises, en la cual se detectan las características faciales de una persona utilizando Haar Feature Selection, características se usan para localizar y entrenar apropiadamente mediante AdaBoost Training (Afifi et al., 2018) haciendo uso de las características Haar o de las características construidas basándose en LBP como se muestra en la figura 2, por último, se utiliza un clasificador en cascada para distinguir directamente si una ventana contiene o no un rostro. En la actualidad, muchos de los trabajos de investigación utilizan este algoritmo, a pesar de que existen nuevas propuestas de técnicas de detección facial (Afifi et al., 2018).



**Figura 2***Algoritmo Viola-Jones*

*Nota.* Partes del algoritmo Viola-Jones: (a) combinación de regiones, (b) características Haar, (c) clasificador en cascada, (d) aplicación de las características Haar a la imagen, y (e) característica LBP, tomado de (Egorov et al., 2015).

Las técnicas de Visión por Computadora dentro de un sistema de video vigilancia, son muy importantes porque se encargan de proveer de la información más relevante posible, en las mejores condiciones posibles, al clasificador, para así poder obtener una apropiada clasificación de rostros (Canedo & Neves, 2019). Las técnicas de visión por computadora en conjunto con técnicas de Machine Learning y Deep Learning permitirán a los sistemas de videovigilancia generar recuadros alrededor de rostros identificados, mejorando la interacción humano-computador.

En la actualidad, la sociedad moderna busca sistemas de video vigilancia que sirvan en aplicaciones como investigación criminal, seguimiento de tráfico, y localización de personas (Galiyawala

et al., 2019), por lo que los sistemas de video vigilancia han pasado a utilizar más de una forma de identificar y clasificar a una persona, dadas a las dificultades que se pueden presentar en un entorno sin límites, como condiciones climáticas, y objetos que interfieren en la visión de la cámara utilizada para la identificación de una persona.

Una alternativa es la identificación y clasificación de una persona en base al color de su vestimenta, en estos casos las técnicas de visión por computadora permitirán buscar entre secuencias de video y/o imágenes el color dominante de la ropa que la persona identificada está usando, sin embargo, se pueden producir ciertos problemas cuando se trata de utilizar este método, como la extracción de píxeles pertenecientes al entorno de fondo junto a la persona que se está identificando, esto puede conducir a una clasificación errónea del color de su vestimenta (Galiyawala et al., 2019).

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

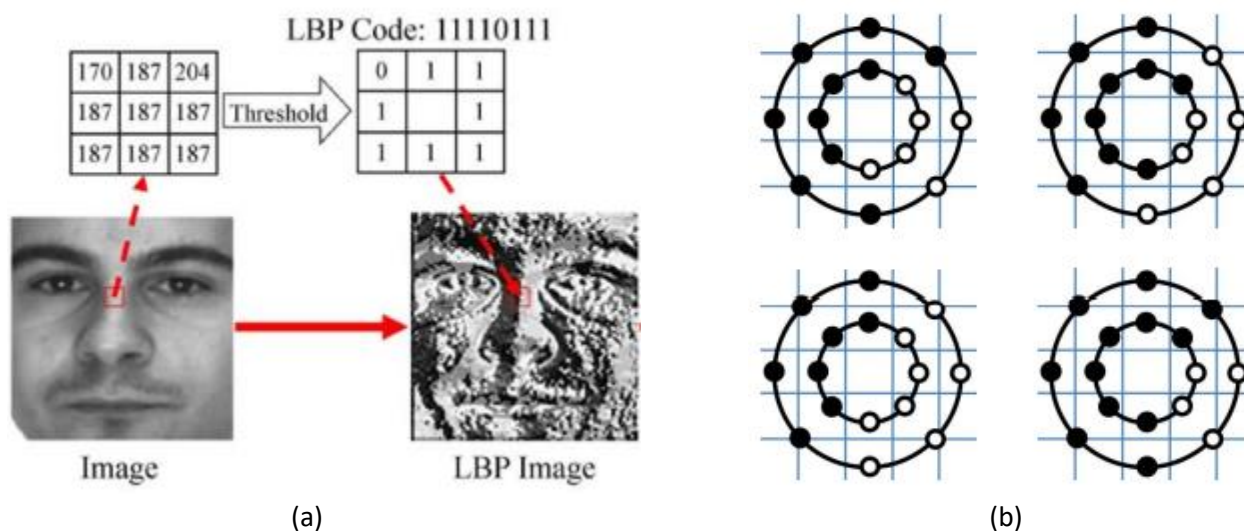
Dentro de este campo, LBP es un grupo de algoritmos de textura de alto rendimiento que se basan en el concepto de patrones binarios locales que describen la relación de los píxeles con sus vecinos locales, este tipo de algoritmos se suelen utilizar cuando se trabaja con aplicaciones de Visión por Computadora basadas en la textura, en el que una característica importante de las imágenes en el LBP convencional, descarta la información de magnitud entre el pixel central y los píxeles vecinos (Doshi et al., 2016). LBP provee características de textura que, en la mayoría de aplicaciones, dan una solución a los problemas de clasificación de textura de color (Porebski et al., 2020).

La técnica Local binary Patterns (LBP) se encuentran entre las categorías importantes de métodos de clasificación de texturas invariantes, debido a que las características LBP sólo consideran la información espacial de la textura (Ahmadvand et al., 2015), haciendo de este descriptor uno de los más utilizados en la actualidad para la extracción de características en una imagen, como por ejemplo, el color de la ropa de una persona.

El proceso para extraer una imagen RGB, de una persona, comienza aplicando un modelo para la detección de personas en imágenes para obtener una máscara binaria de la misma, luego se separa la imagen original de esta máscara para remover el fondo y extraer la apariencia de la persona, finalmente la imagen se recorta según las regiones de interés como se muestra en la figura 3, este proceso da como resultado una imagen de una persona con la característica soft-biométrica de color, siendo lo principal de su apariencia.

**Figura 3**

*Ejemplo LBP*



*Nota.* (a) Ejemplo del operador LBP básico tomado de (LBP Encoding Schemes Jointly Utilizing the Information of Current Bit and Other LBP Bits). (b) Ejemplos de los vecindarios LBP circulares comunes. Tomado de (Doshi & Schaefer, 2013).

### ***Histograma de Patrón Binario Local (Local Binary Pattern Histogram – LBPH)***

LBPH es una variación de LBP, que a diferencia de este, usa histogramas para representar el número de ocurrencias de cada código binario para una imagen dada. El resultado es un descriptor de textura que proporciona características locales de una persona (Manimaran & G. Srinivasagan, 2022),

Además, estos resultados no se ven afectados por las variaciones en la iluminación del entorno lo cual lo hace más flexible, comparado con el método de LBP (Manimaran & G. Srinivasagan, 2022). LBPH puede utilizarse, pero no se limita, como un algoritmo para detección y reconocimiento facial, porque permite representar fácilmente imágenes de rostros con un simple vector (Deeba et al., 2019). Otro de sus usos es la detección y reconocimiento de características soft-biométricos, en este caso específicamente el color de la vestimenta de una persona, para lo cual se usan imágenes de personas segmentadas del entorno, estas son transformadas a escalas de grises, y se obtiene un histograma de estas imágenes el resultado de esto es un vector de datos simple creado con LBPH, que nos permitirá comparar e identificar personas en el sistema mediante un descriptor.

### **Modelos Holísticos y No Holísticos**

Dentro del campo de la visión artificial, la capacidad para detectar y diferenciar objetos es uno de los problemas clásicos en el procesamiento de imágenes y videos, que consiste en determinar la presencia y ubicación de cierto tipo de objetos en una escena. El mayor desafío para las técnicas de detección es la identificación de clases de objetos, ya que este puede aparecer en una u otra escena con características bastante diferentes, como el color, la pose, la forma, entre otras.

En este trabajo se proponen dos métodos de detección de objetos (personas), el primero se trata de modelos holísticos, en donde, al cuerpo se considera como un todo y los modelos no holísticos, el cuerpo se divide en partes semánticas, cabeza, tronco, extremidades superiores e inferiores.

#### ***Detección de objetos mediante modelos holísticos***

La holística se refiere a la forma en que las cosas se ven como un todo, conjunto o totalidad. Los objetos que nos interesan pueden estar compuestos por diferentes partes, incluso pueden tener partes móviles, como peatones con cabeza, piernas, brazos, etc. En este tipo de modelos, los holísticos, no se

tiene en cuenta lo anteriormente dicho, se tienen en cuenta a toda la persona, porque tienen una cierta forma estándar (Marcos Fidel, 2001).

Los modelos holísticos, a menudo presentan dificultades a la hora de reflejar de forma óptima clases de objetos que presentan deformaciones o diferentes posturas. Además, el hecho de que los objetos se representen como un todo puede hacer que el rendimiento de estos detectores se degrade cuando los objetos en cuestión están parcialmente ocluidos. Por ello, las aproximaciones típicas de este problema suelen extraer la información de bordes de los objetos para su identificación (Peña Almansa, 2018).

### ***Detección de objetos mediante modelos no holísticos***

Frente a los modelos holísticos, los modelos basados en partes, dividen el objeto en distintas secciones, a estos modelos se los conoce como no holísticos, lo que aumenta su complejidad a cambio de reforzarse frente a problemas como las oclusiones o la que se ajustan el uso de redes de variabilidad propia de los objetos.

El detector DPM (Deformable Parts Model): generaliza el uso de descriptores que permitan obtener distintas partes para la detección de objetos, modelando cada clase de objeto mediante una combinación de componentes que capturan subcategorías del objeto o puntos de vista.

En la detección de personas basada en DPM, es posible que exista una discrepancia entre el tamaño de la persona utilizada en el entrenamiento y el tamaño de la persona de prueba. Necesita reducir la muestra y suavizar la imagen de prueba muchas veces para obtener una imagen en cada escala. Luego, para cada imagen a escala, calcula la característica según el descriptor en cada posición para generar características finas, para obtener la zona o región a re-identificar.

Una forma de obtener de segmentar a la persona es utilizando el marco MediaPipe Pose de Google donde se rastrear los movimientos de manos, cabeza y cuerpo de la persona, mediante los

puntos de referencia que nos devuelve Mediapipe se puede establecer la cabeza el torso y pies de las personas (Ma et al., 2022). Otro método es el Clasificador Haar Cascade es un método que está embebido en el algoritmo Viola Jones, el cual se utiliza para obtener regiones de interés (ROI) como es el rostro de una persona y que la delimitada por medio de coordenadas dentro de la imagen. Además, este clasificador permite determinar diferentes ROI en una persona como: la cabeza, el torso y las piernas. Una vez obtenida la región se puede aplicar un algoritmo de Visión por Computador para obtener descriptores de características para su posterior clasificación del objeto, en este caso la persona. Por ejemplo, el algoritmo LBPH en el ROI puede obtener diferentes características como es la textura, el color, etc.

Cascade Classifier utiliza el concepto de ventana deslizante, con diferentes escalas, cuyo tamaño es menor que la imagen de entrada. Esta ventana recorre toda la imagen en busca de características que coincidan con un objeto determinado (Tej Chinimilli et al., 2020). En el caso del torso de una persona, en este trabajo, se caracteriza a través del descriptor de histogramas, aplicando el algoritmo LBPH, mismo que se compara con los histogramas generados del dataset de entrenamiento y se elige el que tenga la confianza más baja, es decir, la distancia más pequeña que permite determinar la mejor coincidencia (Tej Chinimilli et al., 2020).

### **Modelos y/o Algoritmos de Machine Learning**

La Inteligencia artificial cuenta con varios subcampos, entre ellos se encuentra Machine Learning que se define como un proceso de descubrimiento y enriquecimiento de conocimiento a través de las computadoras. Representadas por algoritmos, cuyo fin es imitar las técnicas de aprendizaje humano o animal y su comportamiento en términos de pensamiento y respuesta, lo que implica la construcción de programas de computadora, utilizando datos históricos para resolver un problema y mejorar de manera automática su eficiencia a través de la experiencia.

El campo del Aprendizaje Automático surgió como parte de las estadísticas tradicionales y las comunidades de Inteligencia Artificial y de los esfuerzos de mega corporaciones como Google, Microsoft, Facebook, Amazon, etc. En la última década el Aprendizaje Automático se ha convertido en uno de los tópicos más importantes de ciencias de la computación (Edgar & Manz, 2017).

Los algoritmos de machine learning facilitan que las computadoras construyan modelos, identificando patrones en los datos de entrada disponibles y automatizan el proceso de toma de decisiones a través de la experiencia (Gangadhar Shobha & Shanta Rangaswamy, 2018). Los algoritmos más utilizados son: Árboles de Decisión, Redes Neuronales, Máquinas de Vectores de Soporte, Regresión Logística, K-Means, PCA, entre otros. Estos algoritmos son utilizados para comprender el fenómeno cibernético que produjo los datos en estudio, abstraer la comprensión de los fenómenos subyacentes en forma de un modelo, predecir los valores futuros de un fenómeno utilizando el modelo generado anteriormente y detectar el comportamiento anómalo exhibido por un fenómeno bajo observación (Edgar & Manz, 2017).

En Machine learning existen por lo menos dos tipos de aprendizaje: El Aprendizaje Supervisado describe en detalle el resultado esperado o la respuesta a los datos de entrada. El proceso de hacer coincidir la entrada con la salida esperada se llama etiquetado (Edgar & Manz, 2017). Los algoritmos que utilizan este proceso de aprendizaje son Neural Network, Bayesian Networks, Decision Tree, Support Vector Machine. El Aprendizaje No Supervisado (sin supervisión), en donde, el algoritmo no recibe ningún metadato adicional y se ve obligado a descubrir la estructura de los datos y las relaciones entre las variables mirando el conjunto de datos sin procesar (Edgar & Manz, 2017). Los algoritmos que utilizan este proceso de aprendizaje son K-means Clustering, Hierarchical Clustering, Principal Component Analysis. Otro tipo de Aprendizaje es el Semi-supervisado, en este proceso de aprendizaje se le proporciona al algoritmo un pequeño conjunto de datos de aprendizaje, pero hay grandes lagunas en el etiquetado. Esto se utiliza en gran medida cuando se sabe que un pequeño número de variables condujo

a un resultado, pero se desconoce toda la extensión de las variables involucradas (Edgar & Manz, 2017).

Un caso especial de aprendizaje Semi-supervisado es el Aprendizaje por Refuerzo en el que un experto informa al algoritmo si su resultado es correcto o no. Los algoritmos que utilizan este proceso de aprendizaje son la Maximización de Expectativa, Máquina de Vector de Apoyo Transductivo y los Procesos de Decisión de Markov.

### ***Clasificación de los datos***

La intención principal de Machine Learning es construir un modelo que funcione bien tanto en el conjunto de entrenamiento como en el conjunto de prueba. Una vez que se crea un modelo de aprendizaje automático, se puede ajustar la complejidad del modelo, con la finalidad de mejorar las predicciones o generalización que realiza el modelo, a este proceso se le conoce como regularización. La generalización es un concepto en el aprendizaje automático que indica qué tan bien se desempeña el modelo a la entrada de nuevos datos o en datos que no se habían visto anteriormente (Gangadhar Shobha & Shanta Rangaswamy, 2018).

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

SVM es un enfoque de aprendizaje supervisado que es utilizado en los campos de regresión y clasificación (Chandra & Bedi, 2021). Las máquinas de vectores de soporte (SVM) han surgido como un paradigma eficiente para la clasificación (Rani et al., 2022).

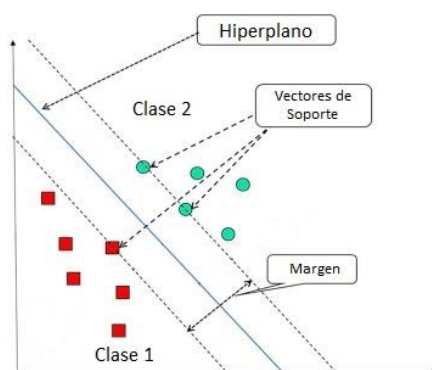
El objetivo del modelo SVM es encontrar un hiperplano lineal que divide el conjunto de datos de entrenamiento en dos clases. El algoritmo SVM intenta encontrar intuitivamente el hiperplano de separación óptimo con la mayor distancia posible, a esto se conoce como margen, siendo la distancia entre el hiperplano y los datos de entrenamiento más cercanos al hiperplano (Salman Khan et al., 2018), esto quiere decir, que entre mayor es el margen, menor es el error de generalización del modelo como se muestra en la figura 4. El hiperplano óptimo, también llamado la mejor aproximación, es la línea que



divide claramente las dos clases en mitades iguales. Esto se conoce como la línea de meta. Como se indicó anteriormente, se puede encontrar dibujando una línea que cruce el borde de un punto en cada vector de soporte para cada clase. Los vectores de soporte son los puntos más cercanos a cada línea límite definida por la clase (Cervantes et al., 2020).

#### Figura 4

##### *Ejemplo de SVM*



*Nota.* Hiperplano de Máquina de Vectores de Soporte. Tomado de (Rani et al., 2022).

Los últimos años han visto un aumento en la popularidad del algoritmo SVM, gracias a la creciente popularidad del aprendizaje automático, la minería de datos y el reconocimiento de patrones. Las SVM tienen excelentes fundamentos teóricos y pueden generalizar de manera efectiva los datos aprendidos (Cervantes et al., 2020). SVM como método de clasificación para la identificación y reconocimiento de personas por medio de características soft-biométricas, debido a sus altas tasas de precisión, teniendo un porcentaje en este aspecto de 65.40% en el reconocimiento de personas por medio de los descriptores del color y textura de la imagen (Li et al., 2008). En el presente trabajo, se usa el modelo SVM como clasificador para identificar a una persona a través del descriptor color de la vestimenta de una persona determinada, que es el histograma utilizando LBPH.

## Capítulo III

### Implementación del Sistema

El presente capítulo está dedicado a la explicación de los pasos seguidos para el desarrollo del sistema propuesto en este trabajo de investigación, un sistema de re-identificación de personas a través de las características biométricas (rostro) y soft biométricas (color de vestimenta), junto al uso de modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning, el mismo será probado dentro de las instalaciones de la Universidad de las Fuerzas Armadas “ESPE” Sede Latacunga en el campus Guillermo Rodríguez Lara.

El proceso que desarrolla el sistema para conseguir su objetivo empieza por la detección de personas dentro del campo de visión de la cámara 1, donde, a partir de las personas detectadas se extraen características faciales, que son de tipo biométricas, a su vez, se localiza el torso del mismo sujeto usando la posición del rostro con el fin de extraer las características del color de su vestimenta, denominadas como soft-biométricas. La cámara uno también se encargará de la identificación de una persona por medio del rostro y por ende la creación de su respectivo modelo, tanto para el rostro como para el color de vestimenta, encontrado el torso de la persona, y por último la detección y re-identificación de las mismas personas, a través de los modelos ya creados incluso si no existe una visibilidad del rostro, por medio de la cámara dos.

El proceso de desarrollo de este sistema se realizó en base a una metodología ágil, debido a que en este tipo de metodologías se tiene una serie de iteraciones y pruebas continuas que se llevan a cabo en todo el transcurso del proyecto o del ciclo de desarrollo de software (Srivastava et al., 2017). Para este trabajo de investigación se usará la metodología ágil scrum, la metodología más usada dentro de proyectos software entre las metodologías ágiles, debido a que provee una serie de pasos para organizar y controlar todo el proceso de desarrollo de un sistema software (Srivastava et al., 2017). Para el uso de esta metodología hay que tener en cuenta los siguientes términos (Srivastava et al., 2017).

- **Sprint:** Un sprint es el bloque más pequeño de scrum en el cuál una pequeña fracción del scrum team trabaja en una tarea asignada, el sprint tiene una duración de una a tres semanas.
- **Sprint Backlog:** Es la documentación donde se especifican los requerimientos con los que trabajará en el sprint.
- **Sprint Planning:** Son los métodos a seguir para completar el Sprint.
- **Product Backlog:** Son todas las historias de usuario que son determinadas por el product owner.
- **Daily Scrum:** Son reuniones diarias que se realizan con el fin de progresar en la tarea que fue asignada para ese día.
- **Sprint Review:** Es una reunión con el product owner donde se presenta el producto potencialmente entregable del sprint realizado.

### Métricas de evaluación

Para poder evaluar los modelos y/o algoritmos de identificación facial y de color de vestimenta, es necesario tener ciertas métricas de evaluación, por lo que este trabajo de investigación utiliza los parámetros: Verdaderos Positivos (VP), Falso Positivos (FP), Verdaderos Negativos (VN), Falsos Negativos (FN) para obtener las métricas de evaluación que son: Exactitud (Accuracy), Exhaustividad (Recall) y Precisión.

Dichas variables VP, FP, VN, FN se obtienen de la Matriz de Confusión que ayudan a evaluar el rendimiento de un algoritmo de clasificación al proporcionar claridad sobre cómo se desempeña el algoritmo, como se muestra en la Tabla 1.

**Tabla 1***Tabla de Matriz de Confusión*

	Positivos	Negativos
Positivos	Verdaderos Positivos	Falsos Negativos
Negativos	Falsos Positivos	Verdaderos Negativos

*Nota.* Se muestra la estructura de una Matriz de Confusión

Exactitud (Accuracy): porcentaje de predicciones que el modelo clasificó correctamente, esto se obtiene mediante la siguiente fórmula.

$$\text{Exactitud (Accuracy)} = \frac{VP + VN}{VP + FP + FN + VN}$$

Exhaustividad (Recall): muestra la cantidad de verdaderos positivos que el modelo ha clasificado en función del número total de valores positivos. Esto viene dado por la siguiente fórmula.

$$\text{Exhaustividad (Recall)} = \frac{VP}{VP + FN}$$

Precisión: mide la exactitud del modelo de machine learning al momento de clasificar elementos, con la fórmula.

$$\text{Precisión} = \frac{VP}{VP + FP}$$

## **Análisis y Diseño del Sistema**

### ***Análisis del sistema***

Para trabajar con esta metodología es necesario establecer ciertos roles dentro del equipo de desarrollo, estos son: Product Owner, Scrum Máster, y Scrum team o Team Development, que se encargarán de colaborar entre ellos a través de iteraciones sobre la evolución del sistema (Srivastava

et al., 2017). Estos roles definidos para este trabajo se pueden observar en la Tabla 2, donde también se puede identificar el nombre del integrante del proyecto y una descripción del rol que le fue asignado.

**Tabla 2**

*Rol de Scrum Máster Designados*

	<b>Rol</b>	<b>Integrante</b>	<b>Descripción</b>
1	Scrum Máster	William Anderson Chugchilan Hinojosa	Líder del equipo de Scrum Tiene y transmite la idea
2	Product Owner	Dr. José Luis Carrillo Medina Jhon Henry Guanochanga	de lo que se quiere desarrollar
3	Team Development	Farfán William Anderson Chugchilan Hinojosa	Desarrollo y diseño de la aplicación

*Nota.* Designación de los Roles de la metodología Scrum que son: Scrum Máster, Product Owner y Team Development

La asignación de roles se realizó tomando en cuenta el número de integrantes del grupo, el cuál contaba con dos personas y el tutor de tesis que fue tomado como Product Owner. Dentro de la metodología SCRUM se utilizan historias de usuario (HU) para describir las tareas necesarias para desarrollar el sistema.

### ***Sprint Global***

Las cámaras 1 y 2 identifican a las personas mediante el análisis de sus rasgos faciales y color de la ropa. También identifican a las personas a través de diferentes partes de su cuerpo (cabeza, torso o

pies) - DPM (Deformable Parts Model). El sistema opera utilizando varios procesadores. En la identificación del rostro utiliza el primer procesador, en la división del cuerpo en tres partes (cabeza, torso, pies) para la obtención del dataset del torso, obtiene el conjunto de datos para crear un modelo de color para la ropa usa el segundo procesador. El tercer procesador se encargará de la identificación de las personas de los videos recopilados con el modelo anteriormente entrenado. Esto se logró en un entorno controlado.

**Tabla 3**

*Historias de Usuario*

<b>Nombre</b>	<b>Rol</b>	<b>Característica / Funcionalidad</b>	<b>Razón / Resultado</b>
H.U. 01	Como Usuario	Deseo obtener un conjunto de datos de características faciales que identifiquen a las personas en una base de datos (dataset).	Dataset destinado al entrenamiento del modelo de Machine Learning.
H.U. 02	Como Usuario	Requiero un sistema basado en técnicas de visión por computadora y/o algoritmos de Machine Learning destinado a la Re-identificación de personas por medio de características faciales.	Identificación de la persona a través de la característica biométrica (el rostro).
H.U. 03	Como Usuario	Deseo recopilar un conjunto de datos de personas que las clasifique en tres partes del cuerpo: cabeza, torso y piernas, que	Dataset destinado al entrenamiento del modelo de Machine Learning.

Nombre	Rol	Característica / Funcionalidad	Razón / Resultado
		identifiquen a las personas en una base de datos (dataset).	
H.U. 04	Como Usuario	Requiero un sistema que mediante una técnica de visión por computadora (LBPH) extraiga las características soft-biométricas (el color de la vestimenta) del torso de una persona	Identificación de la característica soft-biométrica (el color de la ropa) del torso de las personas.
H.U. 05	Como Usuario	Requiero un sistema que utilice algoritmos y/o técnicas de Machine Learning (SVM) destinado a la identificación de personas que use las características soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontradas en el torso de una persona.	Identificar y clasificar personas encontradas en el dataset, diferenciándolas del resto de objetos presentes en el mismo (vehículos, animales, objetos).
H.U. 06	Como Usuario	Requiero un sistema de visión por computadora y/o algoritmos de Machine Learning destinado a la Re-identificación de personas que use las características soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontradas en el torso de una persona.	Re-identificación de personas que use las características soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontradas en el torso de una persona.

*Nota.* Explicación general e información de las funcionalidades del Sistema de Re-Identificación de personas.

### ***Product Backlog del proyecto***

Terminadas las historias de usuario es necesario especificar el Product Backlog en el cual se guiará el proyecto, ya que este es un conjunto de los requerimientos del sistema y se basa en las historias de usuario para designar diferentes tareas en forma de sprints (Srivastava et al., 2017).

La Tabla 4 presenta en detalle el Product Backlog en el que se basará el desarrollo del proyecto, ésta muestra las historias de usuario asignadas a cada sprint, estimación de tiempo de desarrollo para cada historia de usuario, fecha de inicio y fin del sprint, y número de sprint.

**Tabla 4**

### *Product Backlog del Proyecto*

<b>Historia de Usuario</b>	<b>Nombre</b>	<b>Estimación (días)</b>	<b>Fecha inicio</b>	<b>Fecha fin</b>	<b>N° de Sprint</b>
1	H.U. 01	3	24/10/2022	26/10/2022	01
2	H.U. 02	17	27/10/2022	18/11/2022	01
3	H.U. 03	5	21/11/2022	25/11/2022	02
4	H.U. 04	10	28/11/2022	09/12/2022	03
5	H.U. 05	10	12/12/2022	23/12/2022	03
6	H.U. 06	10	26/12/2022	06/01/2023	04

*Nota.* Listado de todas las tareas a desarrollar con su respectiva duración en días y las fechas de inicio y fin de cada historia de usuario.



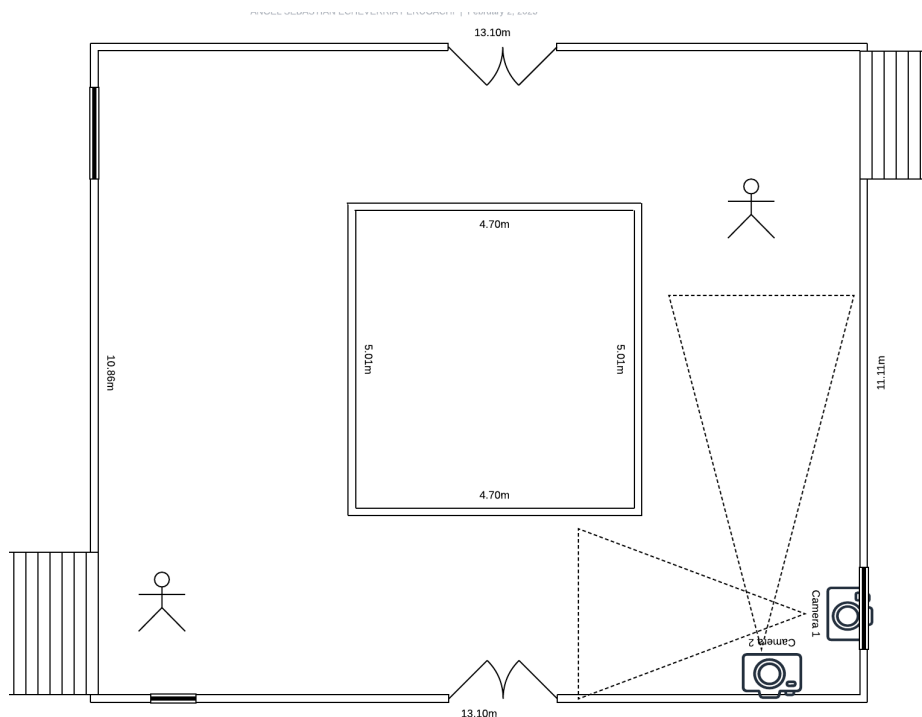
## Diseño del Sistema

La siguiente sección está dedicada a explicar el diseño del sistema, así como los elementos que lo conforman y utilizaron para llevar a cabo el proceso necesario para cumplir con el objetivo del presente trabajo de investigación. Teniendo en cuenta que se utilizan dos cámaras, una cámara para la creación de modelos para el reconocimiento de cada persona y otra cámara que servirá para la detección de personas. Todos los resultados se mostrarán en la pantalla del usuario.

Todas las pruebas se realizarán con videos obtenidos en un entorno controlado, en este caso, el segundo piso de las Universidad de las Fuerzas Armadas “ESPE” Extensión Latacunga Campus Belisario Quevedo como se muestran en las siguientes figuras: Fig. 6 y Fig. 7.

### Figura 5

#### *Ubicación de las Cámaras*



*Nota.* El esquema general del sistema de reconocimiento

**Figura 6***Vista Cámara 1*

*Nota.* Se muestra la vista de la cámara 1 con respecto al entorno controlado.

**Figura 7***Vista Cámara 2*

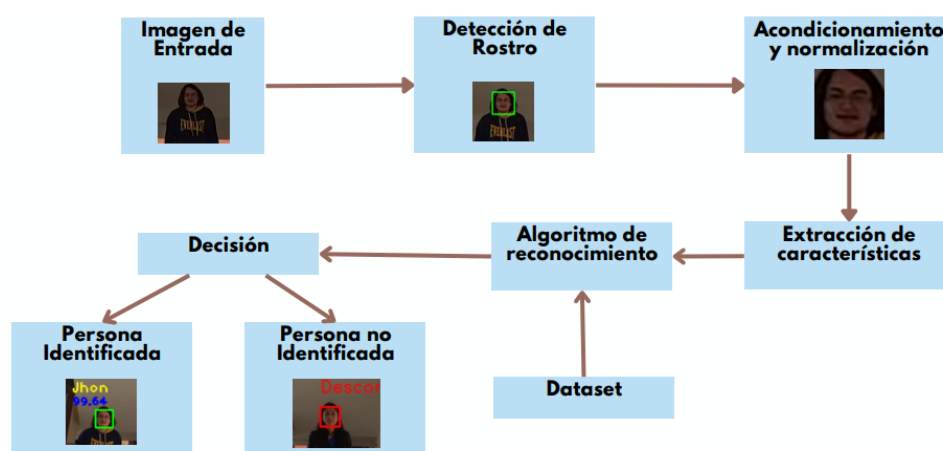
*Nota.* Se muestra la vista de la cámara 2 con respecto al entorno controlado.

### Esquemas del sistema de Re-Identificación

En este apartado se presentan los esquemas que muestran el proceso y/o secuencia que seguirá el sistema de Re-identificación, con cada uno de los tipos de características biométricas y/o soft-biométricas (facial y color de vestimenta), para realizar la identificación de una persona en una imagen.

**Figura 8**

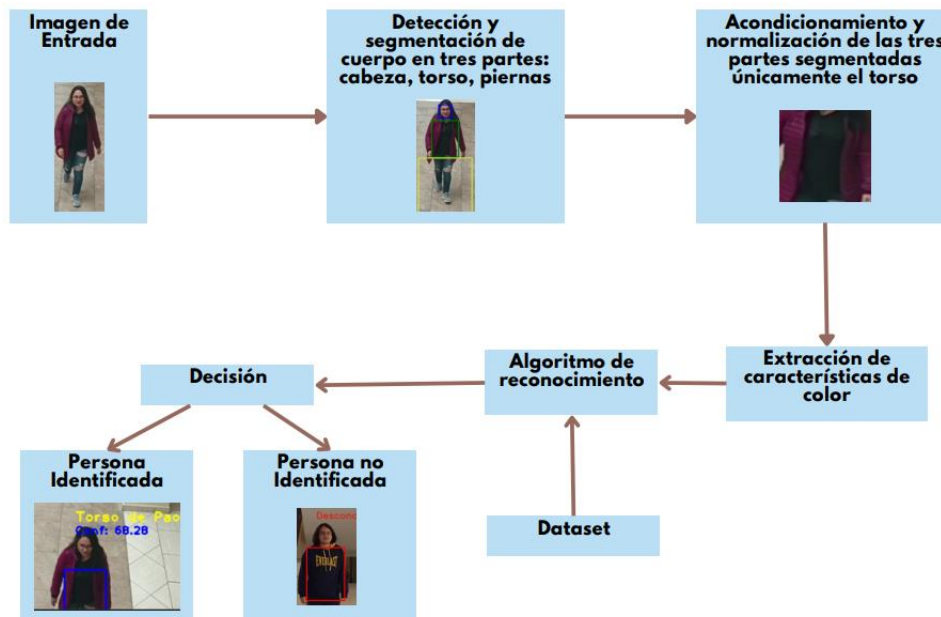
#### Reconocimiento facial



*Nota.* El esquema general del sistema de reconocimiento facial

Figura 9

*Re-Identificación median Color de ropa - DPM*



*Nota.* Esquema general para un sistema de reconocimiento de color implementado por segmentación (DPM).

### ***Definición de las tecnologías a usar***

En el proceso de desarrollo de software se emplean distintas tecnologías para construir diferentes tipos de aplicaciones. En la Tabla 5 se presentan las herramientas y/o tecnologías utilizadas en el desarrollo del sistema de Re-Identificación de personas.

**Tabla 5***Herramientas de desarrollo*

<b>Herramienta</b>	<b>Descripción</b>
Entorno de desarrollo integrado o IDE para realizar el proyecto de software.	En la codificación se empleó el lenguaje de programación Python en su versión 3.10.7 y el IDE Visual Studio Code versión 1.74.3
Acondicionamiento y normalización de imágenes, reconocimiento facial y color	Se usarán la librería de OpenCv 4.6.0, este proyecto también se ocupará la librería de Numpy 1.23.4 para procesamiento de datos matemáticos.  Para reconocimiento de imágenes del rostro y color de la vestimenta se aplicará técnicas de Visión por Computadora (LBPH y Viola Jones) y los clasificadores Haar Cascade y SVM.

*Nota.* Descripción a detalle de las tecnologías y herramientas usadas para el desarrollo del sistema.

***Definición e implementación de técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning para el reconocimiento facial y color de la vestimenta***

Una vez generado el Product Backlog, en el cual fueron especificados los sprints con sus respectivas tareas y/o historias de usuario que se deben cumplir en él, éste se separará siguiendo la metodología de Scrum en sprint backlogs en los cuáles se detallan las tareas necesarias para cumplir con el sprint (Srivastava et al., 2017), junto a su tiempo estimado, periodo de tiempo, responsables, y estado. Cabe mencionar que en los días trabajados se realiza una reunión para hablar sobre el progreso de las tareas asignadas, según el proceso mencionado por la metodología Scrum (Srivastava et al., 2017).

## **Sprint 01: Dataset para el reconocimiento facial y desarrollo del modelo y/o algoritmo para el reconocimiento facial.**

El Sprint 01 se tomarán en cuenta las historias de usuario H.U.01 y H.U.02 que se presenta en la Tabla 3, las cuales establecen la creación de un dataset de rostros para entrenar el modelo con los datos obtenidos, también el diseño de un sistema de Re-identificación facial basado en técnicas de Visión por Computadora y/o algoritmos de Machine Learning.

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

La Tabla 6 y 7: Corresponden a las Historias de Usuarios H.U.01 y H.U.02 respectivamente y especifican quién es el responsable del desarrollo y los criterios de aceptación para la entrega de las mismas.

#### **Tabla 6**

##### *Historias de Usuarios para elabora un dataset*

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.01	<b>Usuario:</b> Usuario
<b>Nombre historia:</b> Creación de dataset compuesto de características biométricas (rostro).	<b>Número Sprint:</b> 1
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Media
<b>Puntos estimados (días):</b> 3	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> William Chugchilan, Jhon Guanochanga	
<b>Descripción:</b> Crear un conjunto de datos (Dataset) que contenga la característica biométrica: Rostro que me permita identificar a una persona	
<b>Validación</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Las imágenes de rostros se capturan en diferentes entornos y/o escenarios controlados.</li> <li>2. Se crea una carpeta separada para cada persona con sus respectivos nombres y una cierta cantidad de imágenes de rostros del video.</li> </ol>	

*Nota.* Información detallada de la historia de usuario H.U.01 sobre su número, usuario, nombre, número de sprint, prioridad, riesgo, duración, descripción y validación.

**Tabla 7**

*Historia de Usuario para el desarrollo del algoritmo de Re-Identificación por medio de características biométricas (rostro).*

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.02	<b>Usuario:</b> Usuario
<b>Nombre historia:</b> Diseño y desarrollo del algoritmo y/o modelo para la Re-identificación de personas que use características biométricas (rostro) para realizar la identificación de personas.	<b>Número Sprint:</b> 1
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Alta
<b>Puntos estimados(días):</b> 17	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> William Chugchilan, Jhon Guanochanga	
<b>Descripción:</b> Se desea que el sistema de Re identificación de personas utilice técnicas de visión artificial y/o aprendizaje automático para el reconocimiento facial.	
<b>Validación</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Se está desarrollando un modelo y/o algoritmo para la Re identificación de personas con ayuda del reconocimiento facial, donde se utilizan métricas de evaluación para calcular los resultados obtenidos.</li> <li>2. Las pruebas se realizaron utilizando varios modelos creados a partir de conjuntos de datos propios de diferentes personas, donde sus resultados podrían registrarse de acuerdo con cada modelo.</li> <li>3. Se seleccionaron modelos, conjuntos de datos y videos con la el mayor accuracy.</li> </ol>	

*Nota.* Información detallada de la historia de usuario H.U.02 sobre su número, usuario, nombre, número de sprint, prioridad, riesgo, duración, descripción y validación.

### ***Sprint Backlog***

La Tabla 8 describe las tareas realizadas durante el desarrollo del Sprint 1, junto con quién es el responsable de realizar cada tarea, la fecha programada para realizar el Sprint, el tiempo estimado (en horas) y el estado de cada tarea realizada. Tomando en cuenta que el Sprint Backlog ha terminado.

**Tabla 8**

#### *Sprint Backlog 01*

<b>Sprint 1</b>	<b>Fecha Inicio</b>	<b>Fecha Fin</b>	<b>Jornada: 8 horas</b>		
	24/10/2022	- 18/11/2022			
<b>HU ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Fecha Inicio – Fecha Fin</b>	<b>Responsable</b>	<b>Estado</b>
H.U.01	Grabaciones de video de varias personas en diferentes entornos para crear conjuntos de datos.	5	24/10/2022 - 24/10/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado
H.U.01	Crea un algoritmo que capture rostros.	14	25/10/2022 - 26/10/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado
H.U.01	Cree carpetas separadas con sus propios nombres para cada individuo.	5	26/10/2022 - 26/10/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado



<b>Sprint 1</b>	<b>Fecha Inicio</b>	<b>Fecha Fin</b>	<b>Jornada: 8 horas</b>		
	24/10/2022	- 18/11/2022			
H.U.02	Crear un algoritmo para el entrenamiento de modelos utilizando un conjunto de datos generado previamente.	24	27/10/2022 - 01/11/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado
H.U.02	Crear un algoritmo de reconocimiento facial utilizando un modelo y un conjunto de datos entrenados.	64	01/11/2022 - 11/11/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado
H.U.02	Elaboración de pruebas del sistema de reconocimiento facial para ver valores de confianza para diferentes videos.	24	11/11/2022 - 16/11/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado
H.U.02	Elaborar la matriz de confusión y métricas del sistema para comprender el rendimiento del clasificador.	24	16/11/2022 - 18/11/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado

*Nota.* Información detallada sobre la planificación para el desarrollo del Sprint 1.

### ***Sprint Retrospective***

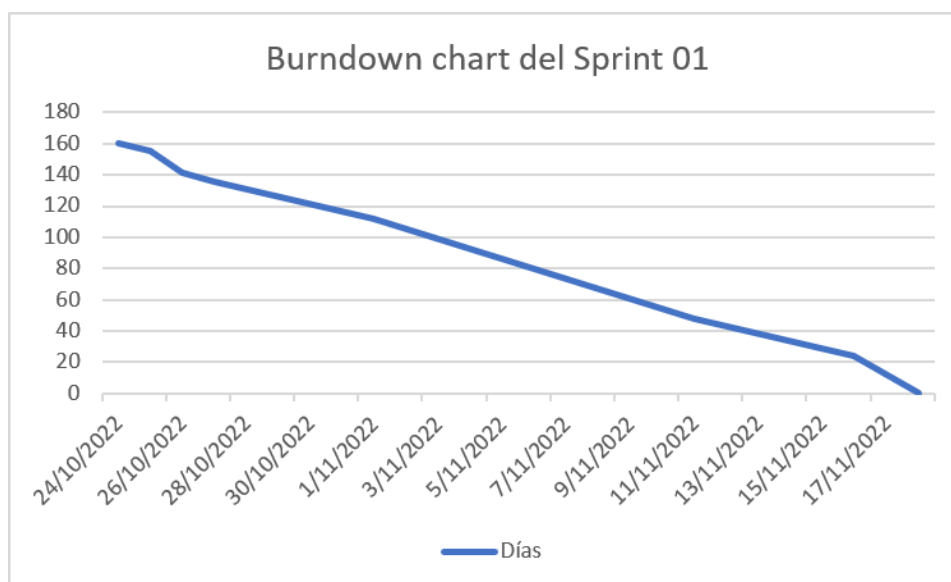
Dentro del Sprint1, cuando se realizaron diferentes pruebas con el algoritmo de reconocimiento facial se tuvo el problema de que se encontraban varios falsos positivos debido diferentes elementos del entorno controlado como la luz y reflejos del suelo, por lo que se optó por cambiar los parámetros con los que trabaja el algoritmo como el umbral para el reconocimiento facial, dando como resultado una mejora notable.

### ***Burndown chart***

En la Fig. 10 se presenta el Burndown chart - Sprint 01, el cual tiene el objetivo de mostrar el progreso que se llevó a cabo entre las fechas establecidas en la Tabla 7, donde el eje X es la representación de las fechas que determinan el periodo de tiempo establecido para el Sprint 01, por otro lado, el eje Y representa el valor total de horas estimadas, especificadas también en la Tabla 8, y es el resultado de la multiplicación de días estimados y horas trabajadas en cada día, dando como resultado un total de 20 días, entre las fechas 24/10/2022 y 18/11/2022, en el que se cumple el objetivo del sprint.

**Figura 10**

*Burndown chart 01*



*Nota:* Grafica de cómo se están realizando los avances del sprint 01.

### ***Resultados del Sprint***

La Fig. 11 y Fig. 12 exponen todo el progreso seguido y resultados conseguidos al finalizar la H.U. 01 correspondiente a la creación del dataset para la detección del rostro de las personas, cuando se ejecuta el algoritmo que capture rostros para la creación del dataset se genera una carpeta con el nombre de la persona. Estas carpetas contienen imágenes del mismo tamaño y eliminan las variaciones relacionadas con la iluminación o el tamaño.

Figura 11

Crear DataSet de Rostros

```

1  personName = 'Jhon'
2  dataPath = 'Data'
3  personPath = dataPath + '/' + personName
4
5  if not os.path.exists(personPath):
6      print('Carpeta creada: ',personPath)
7      os.makedirs(personPath)
8
9  cap = cv2.VideoCapture('Videos/jhon.mp4')
10 #cap = cv2.VideoCapture('Antonio.mp4')
11
12 faceClassif = cv2.CascadeClassifier(cv2.data.haarcascades+'haarcascade_frontalface_default.xml')
13 count = 0
14
15 while True:
16     ret, frame = cap.read()
17     if ret == False: break
18     #frame = imutils.resize(frame, width=1000)
19     gray = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
20     auxFrame = frame.copy()
21     faces = faceClassif.detectMultiScale(
22         gray,
23         scaleFactor=1.3,
24         minNeighbors=5,
25         minSize=(10, 10),
26         flags=cv2.CASCADE_SCALE_IMAGE
27     )
28     for (x,y,w,h) in faces:
29         cv2.rectangle(frame, (x,y),(x+w,y+h),(0,255,0),2)
30         rostro = auxFrame[y:y+h,x:x+w]
31         rostro = cv2.resize(rostro,(150,150),interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
32         cv2.imwrite(personPath + '/rostro_{}.jpg'.format(count),rostro)
33         count = count + 1
34     cv2.imshow('frame',frame)
35
36     k = cv2.waitKey(1)
37     if k == 27 or count >= 300:
38         break
39
40 cap.release()
41 cv2.destroyAllWindows()

```

*Nota.* El algoritmo que se presenta crea una carpeta para almacenar los rostros que detecta del video de la persona a identificar.

**Figura 12**

*Almacenamiento de imágenes del rostro*



*Nota.* Resultados de la ejecución del código para crear el Dataset de rostros.

**Figura 13**

Entrenar Modelo

```

1  dataPath = 'Data' #Cambia a la ruta donde hayas almacenado Data
2  peopleList = os.listdir(dataPath)
3  print('Lista de personas: ', peopleList)
4
5  labels = []
6  facesData = []
7  label = 0
8
9  for nameDir in peopleList:
10     personPath = dataPath + '/' + nameDir
11     print('Leyendo las imágenes')
12
13     for fileName in os.listdir(personPath):
14         print("Rostros: ", nameDir + '/' + fileName)
15         labels.append(label)
16         facesData.append(cv2.imread(personPath+'/'+fileName,0)) #transformacion a escala de grises
17
18     label = label + 1
19
20 # Métodos para entrenar el reconocedor
21 face_recognizer = cv2.face.LBPHFaceRecognizer_create()
22
23 # Entrenando el reconocedor de rostros
24 print("Entrenando...")
25 face_recognizer.train(facesData, np.array(labels))
26
27 # Almacenando el modelo obtenido
28 face_recognizer.write('modeloLBPHFace.xml')
29 print("Modelo almacenado...")

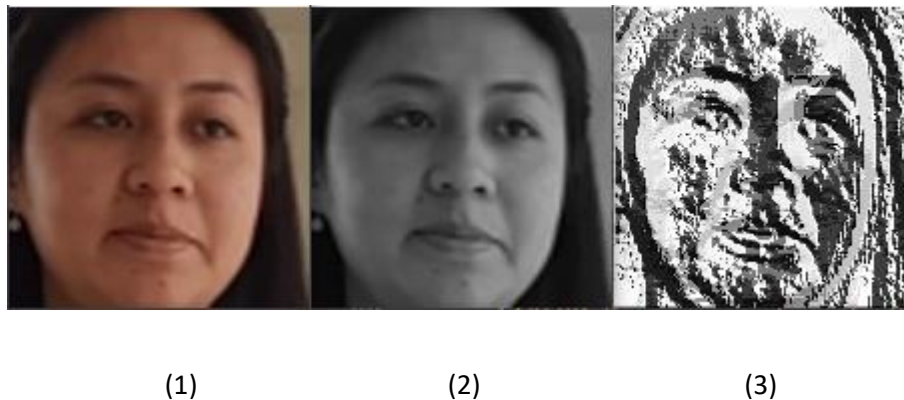
```

*Nota.* El algoritmo que se presenta permite realizar el entrenamiento del modelo utilizando LBPH.

El procesamiento de imágenes se realizó, transformando las imágenes de entrada originales en escala de grises y usando LBPH con estas imágenes para obtener el descriptor de características faciales, como lo muestra la Fig. 14, y aplicar un clasificador en cascada para identificar a una persona mediante etiquetas que coinciden con las personas que se encuentran en el dataset ya generado, de esta manera se entrena el modelo y este entrenamiento se almacena en un archivo xml.

### **Figura 14**

*Procesado de imágenes*

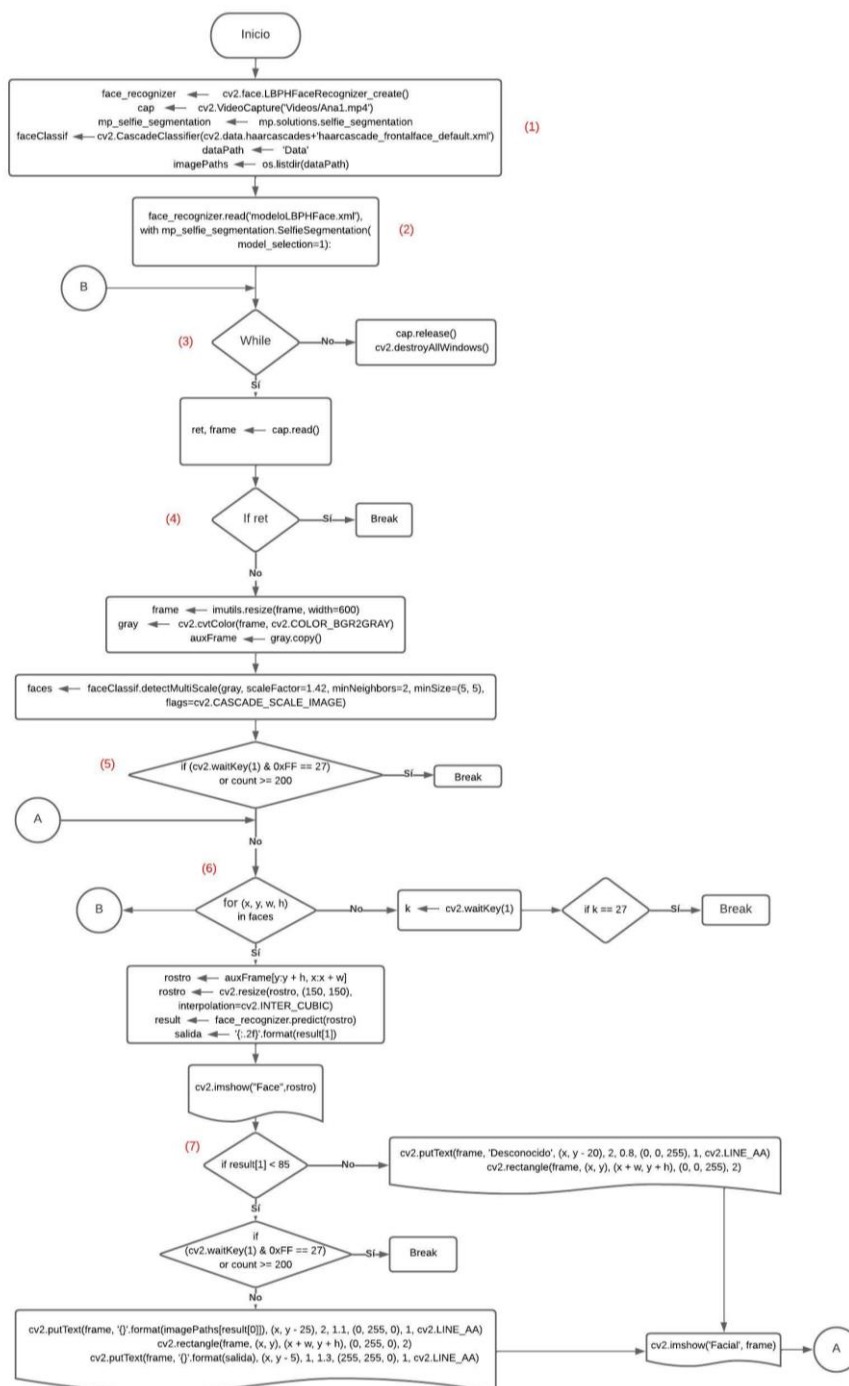


*Nota.* (1) Muestra la imagen de entrada normal. (2) Muestra la imagen de entrada ajustada a escala de grises. (3) Muestra la imagen de entrada después de aplicar el algoritmo de LBPH.

Después el diseño del modelo y/o algoritmo para el reconocimiento facial usando técnicas de Visión por Computadora y/o algoritmos de Machine Learning, para este caso Viola Jones como se visualiza en la figura 15 un diagrama de flujo de cómo funciona la identificación de personas a través del rostro.

Figura 15

## Diagrama de Flujo – Algoritmo de Viola Jones



**Nota.** (1) Se especifican la carpeta donde se ubica el dataset, (2) se carga el modelo entrenado para el reconocimiento de rostros, se destaca la función destinada a la detección de rostros, (3) se cargan y leen

todos los fotogramas pertenecientes al video de prueba, una vez no existan más frames el sistema termina su ejecución, (4) se redimensionan las imágenes de entrada, las imágenes de entradas son transformadas a escala de grises, y se asignan los valores con los que trabajará el clasificador del algoritmo para detectar solo rostros, (5) se establece un condicional que permite detener el video una vez se termine o pulsando la tecla Esc, (6) se redimensiona la imagen del rostro y se obtiene la predicción del modelo, (7) se crea un recuadro para delimitar, almacenar rostros, y diferenciar entre personas conocidas y desconocidas por el sistema, mostrando los resultados en pantalla.

También en la tabla 10 se presentan las métricas obtenidas mediante la matriz de confusión de la tabla 9, que se toman de tres videos de una persona en el mismo lugar con una ruta diferente. Para esto se crea un dataset de 200 imágenes de esa persona tomadas por la cámara 1. También en el modelo que está entrenado se encuentran tres clases más que corresponden a: Ana, Jhon y Kevin, que cuentan de la misma manera un dataset de 200 imágenes cada uno.

**Tabla 9**

*Matriz de Confusión - Facial*

	Primera ruta		Segunda ruta		Tercera ruta	
	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos
Positivos	69 (VP)	1 (FP)	153 (VP)	0 (FP)	159 (VP)	4 (FP)
Negativos	2 (FN)	19(VN)	1 (FN)	32 (VN)	2 (FN)	30 (VN)

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos de diferentes rutas pertenecientes a la clase: a usando identificación con características faciales, datos los cuáles servirán para la creación de la matriz de confusión.



**Tabla 10***Tabla de métricas*

Número de Ruta	Clasificador	Accuracy	Precision	Recall
Videos del Rostro	Cascade	0,9670	0,9857	0,9718
Ruta 1	classifier			
Videos del Rostro		0,9946	1,0000	0,9935
Ruta 2				
Videos del Rostro		0,9692	0,9755	0,9876
Ruta 3				
Promedio		0,9769 ± 0.0125	0,9870 ± 0.0100	0,9843 ± 0.0091

*Nota.* Esta matriz muestra los resultados de las métricas de evaluación, usando los datos mostrados en la Tabla 9, donde se mostró una exactitud del 0,9693 al 0,9946, una precisión del 0,9755 al 1,000, y una sensibilidad del 0.9769 al 0.9935.

### **Sprint 02: Elaborar un dataset enfocado a las características soft-biométricas (color de ropa) de personas.**

En el proceso de desarrollo del sprint número dos, se tomó como base la Historia de Usuario H.U.03 descrita en la Tabla 3, donde se indica la necesidad de recopilar un conjunto de datos de personas que las clasifique por partes de su cuerpo: cabeza, torso y piernas, que identifiquen a las personas en una base de datos (dataset) por medio de las características soft-biométricas (color de la vestimenta) encontradas en el torso que posteriormente serán utilizadas para generar el entrenamiento de un modelo a partir de las características extraídas.

### **Historias de Usuario Detalladas**

Para la presentación detallada de la historia de usuario H.U.03 del sistema de re-identificación, se presenta la Tabla 11 especificando a los responsables de su desarrollo y presenta los criterios de aceptación para la creación de un dataset, ya que, esta historia de usuario trata sobre recopilar un conjunto de datos de personas que las clasifique por partes de su cuerpo: cabeza, torso y piernas, que identifiquen a las personas en una base de datos (dataset) por medio de las características soft-biométricas (color de la vestimenta) y almacenar esta información.

**Tabla 11**

*Historia de Usuario creación de un dataset que contenga las imágenes segmentadas de diferentes personas.*

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.03	<b>Usuario:</b> Usuario
<b>Nombre historia:</b> Elaborar un dataset que contiene características soft-biométricas (color de ropa) encontradas en las partes segmentadas de personas.	<b>Número Sprint:</b> 2
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Media
<b>Puntos estimados (días):</b> 5	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> William Chugchilan, Jhon Guanochanga	
<b>Descripción:</b> Deseo recopilar un conjunto de datos de personas que las clasifique por partes de su cuerpo: cabeza, torso y piernas, que identifiquen a las personas en una base de datos (dataset) por medio de las características soft-biométricas (color de la vestimenta).	
<b>Validación</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• El dataset cuenta con diferentes escenarios controlados, y en él se pueden apreciar datos de varias personas.</li> <li>• Las personas que se encuentran dentro de las imágenes están organizadas en carpetas según su nombre, y los datos están organizados según las tres partes segmentadas de la misma persona.</li> </ul>	

*Nota.* Información detallada de la historia de usuario H.U.03 sobre su número, usuario, nombre, número de sprint, prioridad, riesgo, duración, descripción y validación.

### ***Sprint Backlog***

Para la presentación de las tareas realizadas necesarias para cumplir con el objetivo del sprint, se presenta la Tabla 12 con los respectivos responsables de cada tarea, el tiempo de estimación para cada una de estas tareas, las fechas de inicio, finalización de las tareas, y el estado en el que se encuentran las mismas.

**Tabla 12**

#### *Sprint Backlog 02*

<b>Sprint 2</b>	<b>Fecha Inicio - Fecha Fin</b>		<b>Jornada</b>		
	21/11/2022 - 25/11/2022		8 horas		
<b>HU ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Fecha Inicio – Fecha Fin</b>	<b>Responsable</b>	<b>Estado</b>
H.U.03	Creación de videos en los diferentes entornos controlados establecidos, con la participación de diferentes personas.	12	21/11/2022 - 22/11/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado
H.U.03	Diseño de un algoritmo para la segmentación de la persona en tres (cabeza, torso, piernas).	22	22/11/2022 - 24/11/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado

<b>Sprint 2</b>	<b>Fecha Inicio - Fecha Fin</b>	<b>Jornada</b>
	21/11/2022 - 25/11/2022	8 horas
H.U.03	Diseño de carpetas distintas para cada persona identificadas por su nombre, y tres subcarpetas para las partes segmentadas de la persona en tres (cabeza, torso, piernas).	6 25/11/2022 - 25/11/2022 William Chugchilan, Jhon Guanochanga

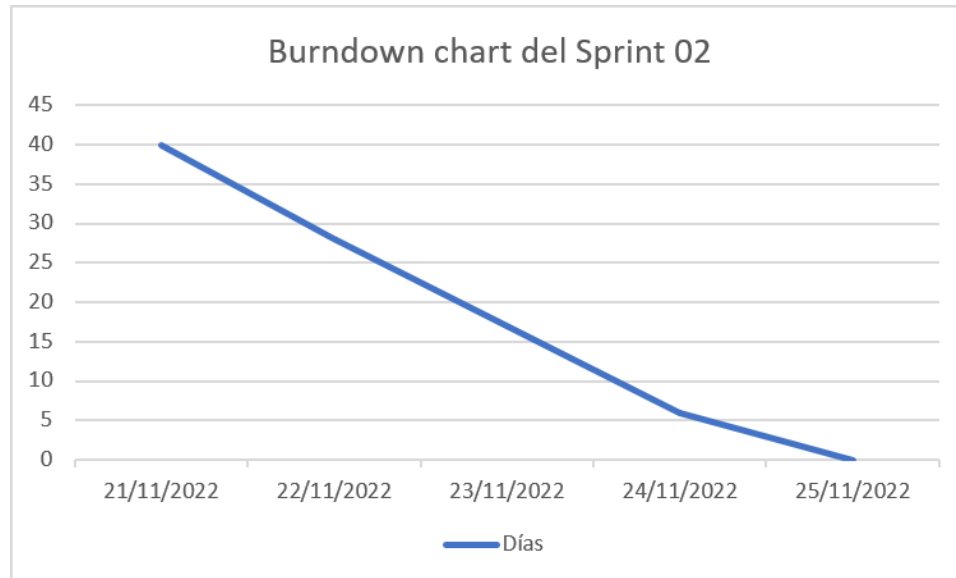
*Nota.* Información detallada sobre la planificación para el desarrollo del Sprint 2.

### ***Sprint Retrospective***

Dentro del proceso de desarrollo del Sprint 2, se presentó un problema en la segmentación del cuerpo de las personas usando su parte posterior, debido a que la segmentación se realiza en base a un rostro detectado, por lo que se optó por usar la librería que nos ayuda a obtener los puntos de unión entre las extremidades (key points) de la persona y así realizar la segmentación de la misma.

### ***Burndown chart***

En la Fig. 16 se presenta el Burndown chart - Sprint 02 H.U.03, el cual tiene el objetivo de mostrar el progreso que se llevó a cabo entre las fechas establecidas en la Tabla 12, donde el eje X es la representación de las fechas que determinan el periodo de tiempo establecido para el Sprint 02, por otro lado el eje Y representa el valor total de horas estimadas, especificadas también en la Tabla 12, y es el resultado de la multiplicación de días estimados y horas trabajadas en cada día, dando como resultado un total de 5 días y 8 horas diarias, entre las fechas 21/11/2022 y 25/11/2022, en el que se cumple el objetivo del sprint.

**Figura 16***Burndown chart 02*

*Nota.* Grafica de cómo se están realizando los avances del sprint 02.

### **Resultados del Sprint**

Los resultados de este Sprint fueron una colección de carpetas distribuidas correctamente por nombres de persona y cada una organizada con sus subcarpetas para contener las tres partes segmentadas de una persona (cabeza, torso, piernas).

Figura 17

Crear dataset

```

1  mp_pose = mp.solutions.pose
2
3  personName = 'Angel'
4  dataPath = 'DataBPM'
5  personPath = dataPath + '/' + personName
6
7  if not os.path.exists(personPath):
8      print('Carpeta creada: ', personPath)
9      os.makedirs(personPath)
10
11  cap = cv2.VideoCapture("VideosEspalda/luisespalda3.mp4")
12
13  count = 0
14  with mp_pose.Pose(static_image_mode=False) as pose:
15      while True:
16          ret, frame = cap.read()
17          if ret == False:
18              break
19
20          height, width, _ = frame.shape
21          frame_rgb = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)
22          results = pose.process(frame_rgb)
23          auxFrame = frame.copy()
24          if results.pose_landmarks is not None:
25              x1 = int(
26                  results.pose_landmarks.landmark[mp_pose.PoseLandmark.RIGHT_SHOULDER].x * width)
27              y1 = int(
28                  results.pose_landmarks.landmark[mp_pose.PoseLandmark.RIGHT_SHOULDER].y * height)
29              x2 = int(
30                  results.pose_landmarks.landmark[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_SHOULDER].x * width)
31              y2 = int(
32                  results.pose_landmarks.landmark[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_SHOULDER].y * height)
33              x3 = int(
34                  results.pose_landmarks.landmark[mp_pose.PoseLandmark.RIGHT_HIP].x * width)
35              y3 = int(
36                  results.pose_landmarks.landmark[mp_pose.PoseLandmark.RIGHT_HIP].y * height)
37              x4 = int(
38                  results.pose_landmarks.landmark[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_HIP].x * width)
39              y4 = int(
40                  results.pose_landmarks.landmark[mp_pose.PoseLandmark.LEFT_HIP].y * height)
41
42              # Torso de Frente
43              #trunk = (x1, y1), (x2, y4)
44              # Torso Espalda
45              trunk = (x2-10, y2-15), (x1+10, y4+3)
46
47              cv2.rectangle(frame, (x2-10, y2-15), (x1+10, y4+3), (0, 255, 0), 3)
48
49              # Torso de Frente
50              #trunk = auxFrame[y1:y4, x1:x2]
51              # Torso Espalda
52              trunk = auxFrame[y2-15:y4+3, x2-10:x1+10]
53              #cv2.imshow("trunk", trunk)
54              trunk = cv2.resize(trunk, (250, 350), Interpolation=cv2.INTER_CUBIC)
55              cv2.imwrite(personPath + '/torso3_{}.jpg'.format(count), trunk)
56              count = count + 1
57
58          frame = cv2.resize(frame, (1000, 600))
59          cv2.imshow("Frame", frame)
60          k = cv2.waitKey(1)
61          if k == 27 or count >= 301:
62              break
63
64  cap.release()

```

*Nota.* El algoritmo que se presenta crea una carpeta para almacenar los rostros que detecta del video de la persona a identificar.

Las carpetas se crean en el conjunto de datos cuando se ejecuta el algoritmo de selección de torso capturados. Estas carpetas contienen imágenes tomadas del mismo tamaño con la iluminación ajustada para eliminar las variaciones que se muestran en la Figura 18.

**Figura 18**

*Almacenamiento de imágenes del torso*



*Nota.* Creación de las carpetas del dataset para la Re-identificar del color del Torso.

**Sprint 03: Implementación de una técnica y/o algoritmo para la extracción de características soft-biométricas (color de vestimenta), encontrados en el torso de una persona.**

En el proceso de desarrollo del sprint número dos, se tomó como base las Historias de Usuario H.U.04 y H.U.05 descritas en la Tabla 3, donde se indica la necesidad de usar técnicas de Visión por Computadora y/o algoritmos de Machine Learning, para realizar la extracción de características soft-biométricas (color de vestimenta) encontradas en los torsos de las personas y posteriormente identificar estas personas por medio de estas características.

***Historias de Usuario Detalladas***

Para la presentación detallada de las Historias de Usuario H.U.04 y H.U.05 del sistema de re-identificación, se presentan en la Tabla 13 y Tabla 14 respectivamente, especificando a los responsables de su desarrollo y presenta los criterios de aceptación para el diseño de un modelo y/o algoritmo enfocado a la extracción de características soft-biométricas (el color de la vestimenta) en el torso de una persona.

Tabla 133

H.U.04

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.04	<b>Usuario:</b> Cliente
<b>Nombre historia:</b> Implementación y uso de técnicas de Visión por Computadora (LBPH, Haar Cascade) para el diseño de un modelo y/o algoritmo, cuya función sea la extracción de características soft-biométricas (color de vestimenta), encontrados en el torso de una persona.	
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Media
<b>Puntos estimados(días):</b> 10	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Jhon Guanochanga, William Chugchilan	
<b>Descripción:</b> Como usuario requiero un sistema que mediante una técnica de visión por computadora (LBPH) extraiga las características soft-biométricas (el color de la vestimenta) del torso de una persona.	
<b>Validación</b>	
Se diseño un modelo y/o algoritmo, a partir del uso de técnicas de Visión por Computadora (LBPH, Haar Cascade), cuya función sea la extracción de características soft-biométricas (color de vestimenta), encontrados en el torso de una persona.	
<ol style="list-style-type: none"> <li>1. Se realizaron pruebas con diferentes videos al modelo y/o algoritmo creado, utilizando el dataset anteriormente creado.</li> </ol>	

*Nota.* Información detallada de la historia de usuario H.U.04 sobre su número, usuario, nombre, número de sprint, prioridad, riesgo, duración, descripción y validación.



Tabla 144

H.U.05

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.05	<b>Usuario:</b> Cliente
<b>Nombre historia:</b> Implementación y uso del modelo y/o algoritmo de Machine Learning SVM (Support Vector Machine) como clasificador para la identificación de personas por medio de características soft-biométricas (el color de la vestimenta) del torso de una persona.	<b>Número Sprint:</b> 3
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Media
<b>Puntos estimados(días):</b> 10	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Jhon Guanochanga, William Chugchilan	
<b>Descripción:</b> Como usuario requiero un sistema que mediante una técnica de visión por computadora (LBPH) extraiga las características soft-biométricas (el color de la vestimenta) del torso de una persona.	
<b>Validación</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>2. Se utilizó el modelo y/o algoritmo de Machine Learning SVM como clasificador para la identificación de personas, a partir del uso de características soft-biométricas (color de vestimenta), encontrados en el torso de una persona.</li> <li>3. Se realizaron pruebas con diferentes videos al modelo y/o algoritmo creado, utilizando el dataset anteriormente creado.</li> </ol>	

*Nota.* Información detallada de la historia de usuario H.U.05 sobre su número, usuario, nombre, número de sprint, prioridad, riesgo, duración, descripción y validación.

### ***Sprint Backlog***

Para la presentación de las tareas realizadas necesarias para cumplir con el objetivo del sprint, se presenta la Tabla 15 con los respectivos responsables de cada tarea, el tiempo de estimación para cada una de estas tareas, las fechas de inicio, finalización de las tareas y el estado en el que se encuentran las mismas.

**Tabla 155**

#### *Sprint Backlog 03*

<b>Sprint 3</b>	<b>Fecha Inicio - Fecha Fin</b>		<b>Jornada</b>		
	28/11/2022 - 23/12/2022		8 horas		
<b>HU ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Fecha Inicio – Fecha Fin</b>	<b>Responsable</b>	<b>Estado</b>
H.U.04	Diseño de un modelo y/o algoritmo que permita el entrenamiento de un modelo usando el dataset generado anteriormente.	62	28/11/2022 - 07/12/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado
H.U.04	Diseño de un algoritmo usando el clasificador SVM	68	07/10/2022 - 20/12/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado
H.U.05	que permita el reconocimiento de personas por medio de características soft-biométricas (color de ropa) encontradas en el torso				

<b>Sprint 3</b>	<b>Fecha Inicio - Fecha Fin</b>	<b>Jornada</b>
	28/11/2022 - 23/12/2022	8 horas
	usando el modelo ya entrenado y el dataset ya creado.	
H.U.04	Generación del sistema que 30	20/12/2022 - William Finalizado
H.U.05	permita el reconocimiento de personas por medio de características soft-biométricas (color de ropa) encontradas en el torso, usando diferentes videos para comprobar su precisión.	23/12/2022 Chugchilan, Jhon Guanochanga

*Nota.* Información detallada sobre la planificación para el desarrollo del Sprint 3.

### ***Sprint Retrospective***

Dentro del proceso de desarrollo del Sprint 3, se presentó un problema al momento de la detección por medio de característica soft-biométrica del color de vestimenta, debido a que algunos colores tienen una muy alta similitud dando una confusión entre las personas detectadas, por lo que se optó por realizar un nuevo dataset usando personas que tengan colores de vestimenta que se diferencien unas de otras, mejorando el proceso de detección del sistema.

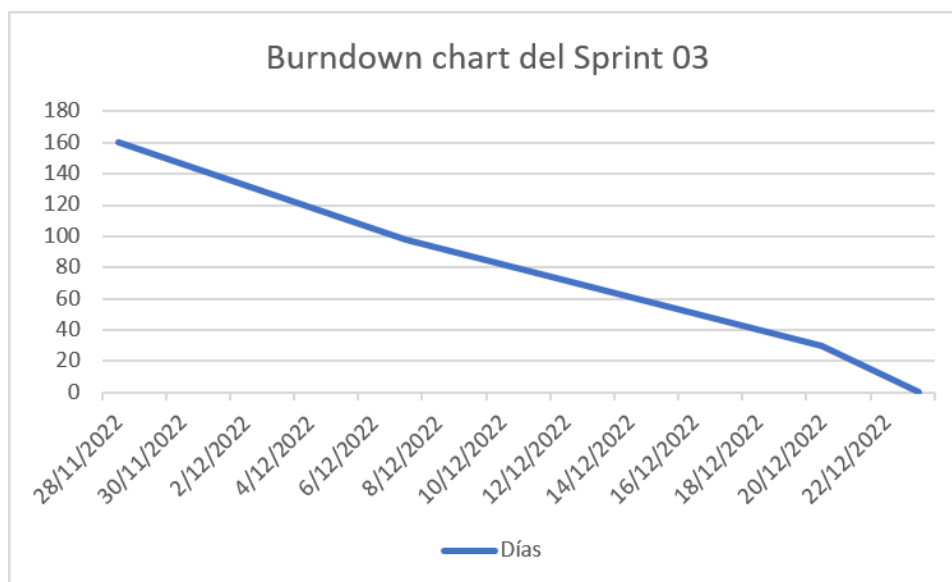
### ***Burndown chart***

En la Fig. 19 se presenta el Burndown chart - Sprint 03, el cual tiene el objetivo de mostrar el progreso que se llevó a cabo entre las fechas establecidas en la Tabla 15, donde el eje X es la

representación de las fechas que determinan el periodo de tiempo establecido para el Sprint 03, por otro lado, el eje Y representa el valor total de horas estimadas, especificadas también en la Tabla 15, y es el resultado de la multiplicación de días estimados y horas trabajadas en cada día, dando como resultado un total de 20 días y 8 horas diarias, entre las fechas 28/11/2022 y 23/12/2022, en el que se cumple el objetivo del sprint.

**Figura 19**

*Burndown chart 03*



*Nota.* Grafica de cómo se están realizando los avances del sprint 03.

### **Resultados del Sprint**

La figura 20 expone todo el progreso seguido y resultados conseguidos al finalizar el sprint, una vez que se realizó la Implementación de una técnica y/o algoritmo para la extracción de características soft-biométricas (color de vestimenta), encontrados en el torso de una persona, y se comprobó su ejecución.

Figura 20

## Entrenar Modelo

```

1  def train():
2      dataPath = 'ImágenesDPM' #Cambia a la ruta donde hayas almacenado Data
3      peopleList = os.listdir(dataPath)
4      print('Lista de personas: ', peopleList)
5
6      labels = []
7      facesData = []
8      label = 0
9      for nameDir in peopleList:
10         personPath = dataPath + '/' + nameDir
11         print('Leyendo las imágenes')
12
13         for fileName in os.listdir(personPath):
14             print('Color: ', nameDir + '/' + fileName)
15             labels.append(label)
16             facesData.append(cv2.imread(personPath+'/'+fileName,0)) #transformacion a escala de grises
17         label = label + 1
18
19         # Métodos para entrenar el reconocedor
20         face_recognizer = cv2.face.LBPHFaceRecognizer_create()
21
22         # Entrenando el reconocedor el color
23         print("Entrenando...")
24         face_recognizer.train(facesData, np.array(labels))
25
26         # Almacenando el modelo obtenido
27         face_recognizer.write('modeloLBPHColorTorso.xml')
28         print("Modelo almacenado...")

```

*Nota.* El algoritmo que se presenta permite realizar el entrenamiento del modelo utilizando LBPH.

**Sprint 04: Diseño de un modelo y/o algoritmo de Detección de personas usando características soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontradas en el torso de una persona.**

En el proceso de desarrollo del sprint número 4, se tomó como base la Historia de Usuario H.U.06 descrita en la Tabla 3, donde se indica la necesidad de diseñar un modelo y/o algoritmo de detección de personas usando técnicas de visión por computadora y/o algoritmos de Machine Learning, basado en características soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontrados en el torso, como medio para realizar la identificación.

### Historias de Usuario Detalladas

Para la presentación detallada de la historia de usuario H.U.06 del sistema de re-identificación, se presenta la Tabla 16 especificando a los responsables de su desarrollo y presenta los criterios de aceptación para el diseño de un modelo y/o algoritmo de detección de personas usando características soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontradas en el torso de una persona.

**Tabla 166**

H.U.6

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.06	<b>Usuario:</b> Cliente
<b>Nombre historia:</b> Diseño de un modelo y/o algoritmo de detección de personas, basado en un descriptor LBPH y un clasificador SVM, usando características soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontradas en el torso de una persona.	<b>Número Sprint:</b> 4
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Media
<b>Puntos estimados(días):</b> 10	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Jhon Guanochanga, William Chugchilan	
<b>Descripción:</b> Como usuario requiero un sistema de visión por computadora y/o algoritmos de Machine Learning destinado a la detección de personas que use las características soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontradas en el torso de una persona.	
<b>Validación</b>	
<ol style="list-style-type: none"> <li>El sistema se basa en técnicas de Visión por Computadora y/o algoritmos de Machine Learning.</li> </ol>	

---

### Historias de Usuario

---

5. Se realizaron pruebas con diferentes videos al modelo y/o algoritmo creado.

---

*Nota.* Información detallada de la historia de usuario H.U.06 sobre su número, usuario, nombre, número de sprint, prioridad, riesgo, duración, descripción y validación.

#### ***Sprint Backlog***

Para la presentación de las tareas realizadas necesarias para cumplir con el objetivo del sprint, se presenta la Tabla 17 con los respectivos responsables de cada tarea, el tiempo de estimación para cada una de estas tareas, las fechas de inicio, finalización de las tareas, y el estado en el que se encuentran las mismas.

**Tabla 177**

#### *Sprint Backlog 04*

Sprint 4	Fecha Inicio - Fecha Fin			Jornada	
	26/12/2022 - 06/01/2023			8 horas	
HU ID	Tareas	Horas	Fecha Inicio – Fecha Fin	Responsable	Estado
H.U.06	Diseño de modelo y/o algoritmo de detección de personas usando un descriptor LBPH y un clasificador SVM, basado en características soft-biométricas (color de	40	26/12/2022 - 30/12/2022	William Chugchilan, Jhon Guanochanga	Finalizado

---

<b>Sprint 4</b>	<b>Fecha Inicio - Fecha Fin</b>		<b>Jornada</b>		
	26/12/2022 - 06/01/2023		8 horas		
	vestimenta) presentes en el				
	torso de una persona.				
H.U.06	Generación de pruebas para el	30	02/01/2023 -	William	Finalizado
	algoritmo que permita la		05/01/2023	Chugchilan,	
	detección de personas por			Jhon	
	medio de características soft-			Guanochanga	
	biométricas (color de ropa)				
	encontradas en el torso,				
	usando diferentes videos para				
	comprobar su precisión.				
H.U.06	Generación de métricas para	10	06/01/2023 -	William	Finalizado
	comprobar su desempeño.		06/01/2023	Chugchilan,	
				Jhon	
				Guanochanga	

*Nota.* Información detallada sobre la planificación para el desarrollo del Sprint 4.

### ***Sprint Retrospective***

Dentro del proceso de desarrollo del Sprint 4, se presentó un problema de rendimiento al tratar de ejecutar el sistema, este causaba que el proceso para la detección de una persona tuviera un alto tiempo de ejecución, por lo que se optó por usar multiprocesadores para realizar el proceso de detección de una persona, disminuyendo en gran manera los tiempos de ejecución del sistema.

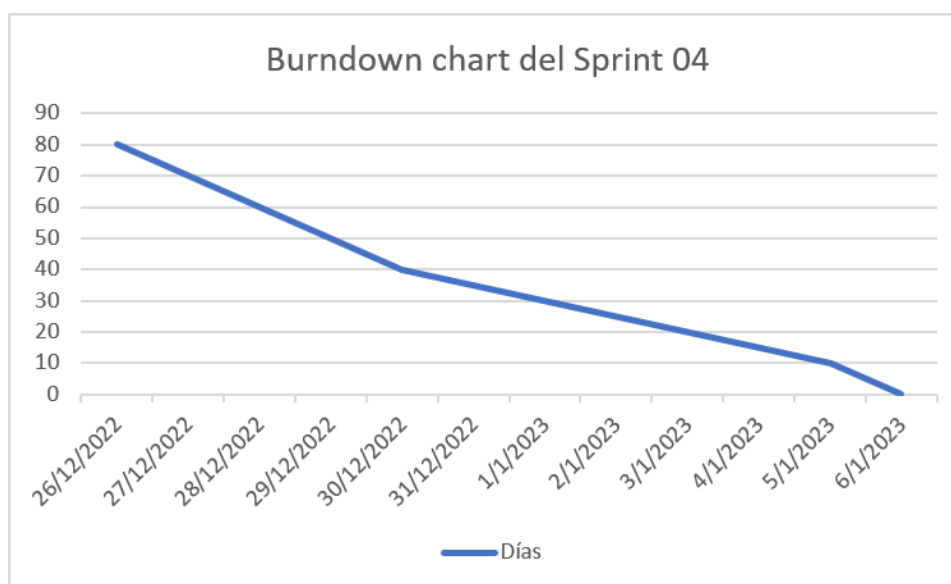


### **Burndown chart**

En la Fig. 21 se presenta el Burndown chart - Sprint 04, el cual tiene el objetivo de mostrar el progreso que se llevó a cabo entre las fechas establecidas en la Tabla 17, donde el eje X es la representación de las fechas que determinan el periodo de tiempo establecido para el Sprint 04, por otro lado el eje Y representa el valor total de horas estimadas, especificadas también en la Tabla 17, y es el resultado de la multiplicación de días estimados y horas trabajadas en cada día, dando como resultado un total de 10 días y 8 horas diarias, entre las fechas 26/12/2022 y 06 /01/2023, en el que se cumple el objetivo del sprint.

**Figura 21**

*Burndown chart 04*



*Nota.* Grafica de cómo se están realizando los avances del sprint 04.

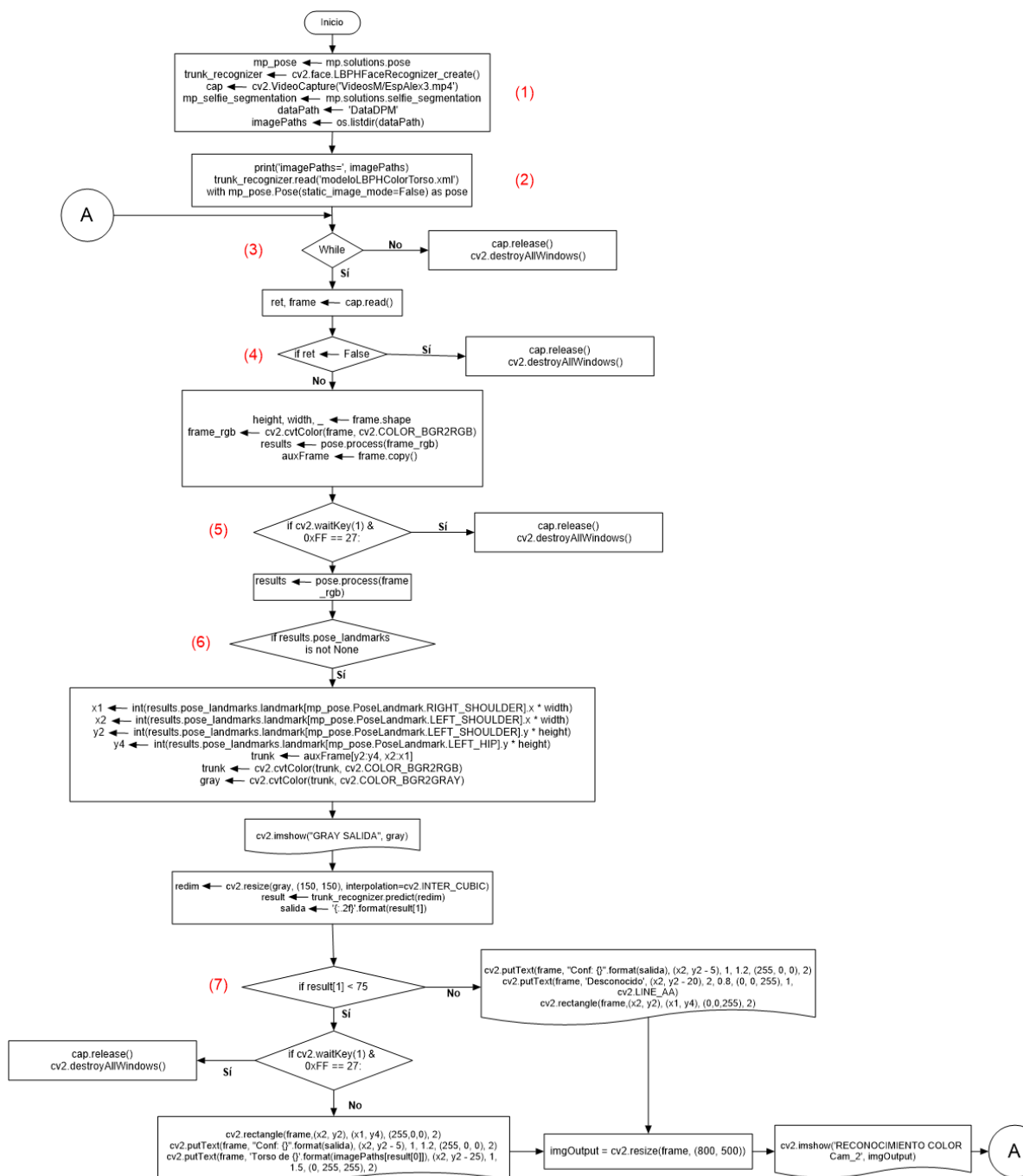
### **Resultados del Sprint**

El progreso seguido y resultados conseguidos al finalizar el sprint se ven reflejados en la figura 22, una vez se realizó el diseño de un modelo y/o algoritmo de Detección de Personas usando características

soft-biométricas (el color de la vestimenta) encontradas en el torso de una persona, y se comprobó su ejecución.

Figura 22

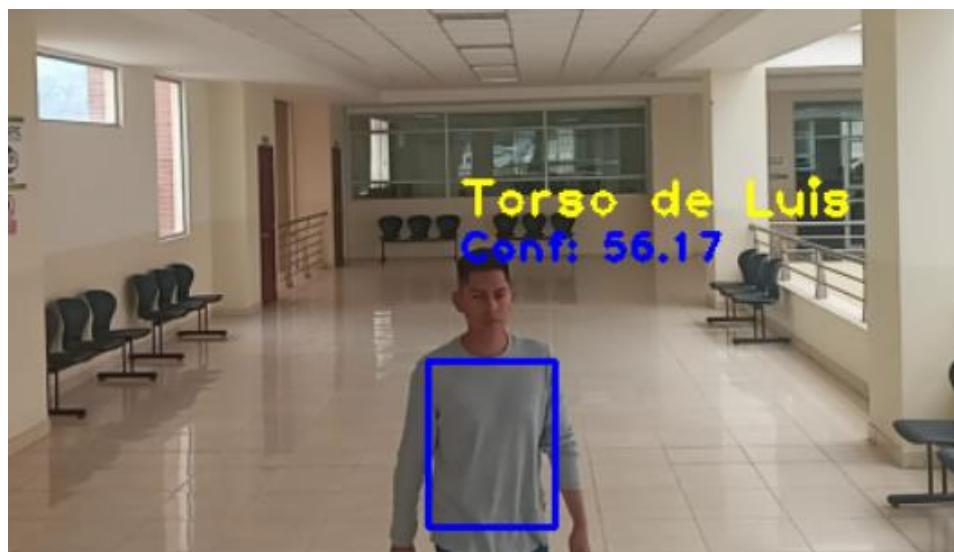
Reconocimiento de Color del Torso -DPM



*Nota.* (1) Inicialización de modelo, librerías y especificación de video a utilizar junto a localización del dataset creado, (2) lectura del modelo que se va a utilizar para el reconocimiento de color de vestimenta en el torso de la persona, (3) inicio de bucle repetitivo para detectar si todavía hay frames en un video y leerlos caso contrario la ventana del sistema se cierra, (4) redimensión del frame actual y transformación del mismo a escala de grises, (5) funcionalidad de cerrar ventana emergente con la tecla ESC o cuando se termine el video seleccionado y se obtienen los puntos de distribución del cuerpo de la persona, (6) mientras existan los puntos de distribución perteneciente a la pose de la persona se guardarán los puntos de distribución que encierran la zona de interés (torso de la persona) y se guarda la imagen de la zona de interés en RGB y escala de grises para mostrarla en una ventana emergente, se redimensiona esta imagen de la zona de interés, se realiza la predicción para saber a que persona pertenece el frame actual y se guarda el valor de confianza, (7) si el resultado de la predicción no es menor a 75 se dibujará un recuadro rojo alrededor del torso de la persona que aparece en el frame actual y se le dará la etiqueta de Desconocido, caso contrario se le dibujará un recuadro verde alrededor del torso y se le dará la etiqueta respectiva al nombre de la persona identificada por el color de su vestimenta.

**Figura 23**

*Ejecución del algoritmo del color del torso*



*Nota.* Algoritmo de la Re-Identificación del color del torso.

También en la tabla 19 se presentan las métricas obtenidas mediante la matriz de confusión de la tabla 18, que se toman de tres videos de una persona en el mismo lugar con una ruta diferente. Para esto se crea un dataset de 200 imágenes de esa persona tomadas por la cámara 2. También en el modelo que está entrenado se encuentran tres clases más que corresponden a: Ana, Jhon y Kevin, que cuentan de la misma manera un dataset de 200 imágenes cada uno.

**Tabla 188**

*Matriz de Confusión*

	Primera Ruta		Segunda Ruta		Tercera Ruta	
	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos
Positivos	85 (VP)	11 (FN)	54 (VP)	6 (FP)	52(VP)	1 (FP)
Negativos	2 (FN)	29 (VN)	3 (FN)	15 (VN)	4 (FN)	11 (VN)

*Nota.* Datos para la prueba con tres videos de recorridos diferentes pertenecientes a la categoría: utilizando reconocimiento mediante el color del torso, estos datos se utilizarán para crear una matriz de confusión.

**Tabla 199**

*Tabla de métricas*

Número de Ruta	Clasificador	Accuracy	Precisión	Recall
Videos del Rostro	Cascade	0.8976	0.8854	0.9770
Ruta 1	classifier			
Videos del Rostro		0.8846	0.9000	0.9474
Ruta 2				
Videos del Rostro		0.9577	0.9565	0.9778
Ruta 3				
Promedio		0.9293±0.0374	0.9351±0.0518	0.9711±0.0067

*Nota.* La matriz muestra los resultados de las métricas de evaluación utilizando los datos que se muestran en la Tabla 19, que muestra una exactitud del 89 % al 95 %, una precisión del 88 % al 95 % y una sensibilidad del 97 %.

### **Resumen de los Sprints del Sistema de re-identificación de personas a través de las características biométricas (rostro) y softbiométricas (color de vestimenta), junto al uso de modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning**

Los Sprints que conforman el proceso de desarrollo para el sistema de Re-identificación de personas a partir de características biométricas (rostro), soft-biométricas (color de vestimenta), junto al uso de modelos holísticos y no holísticos, utilizando técnicas de Visión por Computadora y algoritmos de Machine Learning, empieza por la creación de un dataset que contenga una colección de rostros

pertenecientes a diferentes personas (Sprint1), este dataset será utilizado en conjunto con el algoritmo Viola Jones para generar un sistema de visión por computadora destinado a la identificación de personas que use las caras de las personas para identificarlas (Sprint 1), estos primeros Sprints nos darán como resultado un sistema con la capacidad de detectar y re-identificar personas a través de una característica biométrica en este caso el rostro. Siguiendo con el proceso para realizar el sistema, comenzaremos a crear una colección de personas, las cuáles serán segmentadas en tres partes cabeza, torso, piernas, y serán separadas en carpetas según a la persona que estas partes pertenezcan, dando como resultado un dataset con partes segmentadas de diferentes personas detectadas por el sistema (Sprint 2). Con el dataset mencionado anteriormente comenzamos a implementar funcionalidades como la extracción de características soft-biométricas, en este caso el color de la vestimenta, de los torsos pertenecientes a las personas, para luego usarlas para entrenar un modelo y junto a un clasificador lograr la detección y re-identificación de personas usando características soft-biométricas, más específicamente el color de la vestimenta (Sprint 3). Luego se procedió a unir estos dos tipos de identificación y re-identificación de personas en un solo sistema con el propósito de mejorar la detección de una persona en ocasiones que, por ejemplo, no sea visible el rostro de la misma (Sprint 4).

## Capítulo IV

### Validación del sistema

El presente capítulo está destinado a describir los casos de prueba y experimentos realizados en la trayectoria de este trabajo, así como también establecer el uso de éstos para obtener y detallar los resultados de las métricas de evaluación explicadas en el capítulo 3, por lo que se presenta a detalle el Marco de Evaluación seguido en este trabajo de investigación.

#### Marco de Evaluación

Para la validación del sistema se tuvo en cuenta el entorno en el que se realizarán las pruebas, esta cuenta con dos cámaras, la cámara 1 permitirá la identificación del rostro, la obtención de dataset, y la segmentación de partes de una persona, mientras que la cámara dos permitirá la Re-Identificación de una persona a través de características soft-biométricas (color de vestimenta) encontradas en el torso de una persona haciendo uso de DPM (Deformable Parts Model).

La validación del sistema se realizará en los siguientes algoritmos tanto de forma independiente como de manera conjunta: en primer lugar el algoritmo de identificación del rostro, seguido del algoritmo de detección de personas por medio de características soft-biométricas (color de vestimenta), para este algoritmo, inicialmente se debe segmentar el torso de la persona para obtener un descriptor a partir del color de la vestimenta que servirá para entrenar el modelo de color, por último para el sistema general que combina los dos tipos de identificación, se usarán multiprocesadores para disminuir el tiempo de ejecución donde cada procesador se encargará de tareas distintas: en la cámara uno, un procesador se encargará de identificar rostros de personas, otro se encargará de segmentar el cuerpo de una persona y obtener el dataset, en la cámara dos uno se encargará de obtener el descriptor y otro de entrenar al modelo.

Todas las pruebas se realizarán con videos obtenidos en un entorno controlado, en este caso, el segundo piso de las Universidad de las Fuerzas Armadas “ESPE” Sede Latacunga Campus Gral. Guillermo Rodríguez Lara, como se muestran en la Figura 6, y Figura 7 descritas en el capítulo 3.

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

El propósito de esta sección es presentar las pruebas, junto a sus resultados, realizadas a los diferentes sistemas desarrollados, es decir, al sistema de Re-identificación usando características biométricas faciales, usando características soft-biométricas del color de ropa, y usando DPM para modelos no holísticos, demostrando la eficiencia de cada uno de estos algoritmos de forma individual y de forma paralela usando las métricas de evaluación ya explicadas.

Las métricas utilizadas para evaluar los resultados de las pruebas se describen en el apartado Métricas de Evaluación del capítulo 3, y para la validación de estos resultados se tomo en cuenta solo la métrica de Accuracy.

Para comenzar con las pruebas, se tomó un total de 300 imágenes dentro de un dataset, las cuáles fueron redimensionadas a 150 x 150 para el funcionamiento del sistema, éstas imágenes fueron obtenidas gracias a grabaciones realizadas a diferentes personas en distintos escenarios representando así diferentes casos de prueba. Con sus diferentes resultados, nos fue posible generar una matriz de confusión para cada algoritmo diseñado.

Para la validación de los algoritmos diseñados se usaron grabaciones usando tres tipos distintos de trayectorias, tanto como de la vista frontal como posterior de diferentes personas, teniendo en cuenta también para diferentes colores de vestimenta para la validación del algoritmo de Re-identificación por características soft-biométricas en el torso de la persona haciendo uso del DPM.



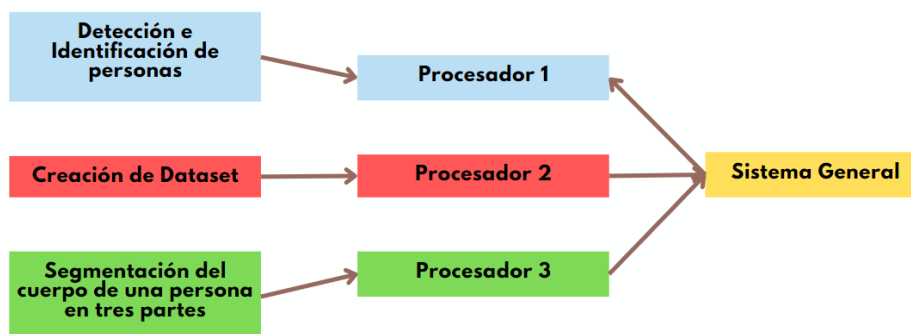
Las pruebas fueron realizadas en un ambiente controlado como se explica en el capítulo tres, donde la cámara uno se encargará de la creación del dataset de una persona a partir de la detección del rostro, este incluye rostro, y partes segmentadas de las personas: torso, piernas, mientras que la cámara dos se encargará de ejecutar la identificación de la persona a partir de la característica soft-biométrica (color de vestimenta) en el torso de la misma.

### **Pruebas del algoritmo de identificación facial y Re-identificación de color de vestimenta encontrada en el torso de una persona.**

La prueba del algoritmo se realizaron con tres clases diferentes, es decir, se utilizan los conjuntos de datos de tres personas diferentes, y se utiliza el modelo entrenado con 300 imágenes de cada persona, también se hace uso de multiprocesadores para la ejecución de diferentes actividades, como la detección e identificación de personas, creación de dataset, y segmentación del cuerpo de una persona, de manera paralela, estos datos se usaron para generar la clase de tabla de valores de desviación prevista para cada persona de manera independiente. De esta forma se obtiene la matriz de confusión de diferentes vídeos de diferente duración.

#### **Figura 24**

*Figura Multiprocesamiento*



*Nota.* Como esta distribución de los procesadores.

Las pruebas se realizaron haciendo uso de un video de cada cámara, en el entorno ya explicado en el marco de evaluación y ubicadas como se muestra en la Figura 6 y 7 del capítulo 3, por cada persona que se usó como caso de prueba.

### ***Pruebas del algoritmo de identificación facial***

Para la ejecución de pruebas se utilizó el modelo ya entrenado con un cierto número de imágenes para obtener las métricas de evaluación e identificar errores dentro del sistema diseñado.

### ***Identificación de Errores***

En este caso se usó primeramente la clase Alex, usando sus videos obtenidos del entorno controlado ya detallado anteriormente, usando la cámara 1 para la detección del rostro de esta clase, obteniendo la matriz de confusión, que se muestra en la Tabla 21, y obteniendo las métricas para esta clase usando verdaderos positivos (VP), verdaderos negativos (VN), falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN) como se muestra en la Tabla 20.

**Tabla 200**

### ***Matriz de Confusión***

Clase: Alex	Primera ruta		Segunda ruta		Tercera ruta	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	141 (VP)	9 (FP)	75 (VP)	12 (FP)	44(VP)	4 (FP)
NEGATIVOS	11 (FN)	23(VN)	6 (FN)	20 (VN)	15 (FN)	24 (VN)

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Luis, usando Viola Jones para la identificación con características faciales, datos los cuáles servirán para la creación de la matriz de confusión.

**Tabla 211***Tabla de Métricas*

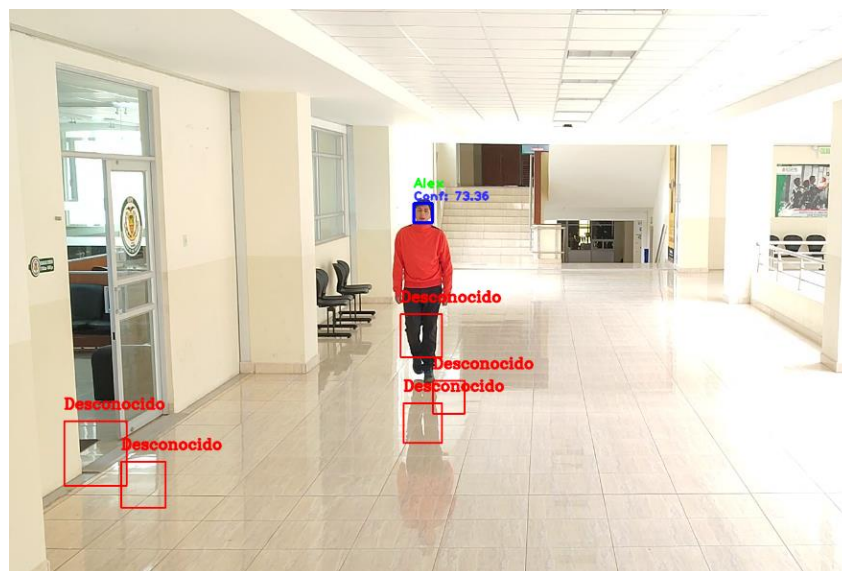
Número de Ruta	Clasificador	Accuracy
Videos del Rostro Ruta 1	Cascade	0.9667
Videos del Rostro Ruta 2	classifier	0.8636
Videos del Rostro Ruta 3		0.9577
Promedio		0.9293±0.0374

*Nota.* Esta matriz muestra los resultados de las métricas de evaluación, usando los datos mostrados en la Tabla 9 de la clase Luis.

Como se analizó en el capítulo tres uno de los problemas iniciales con el sistema fue la cantidad de Falsos Negativos, detectando como la persona partes del entorno controlado esto debido a varios factores que pueden interferir en el mismo como: iluminación, distancia, ruido de imágenes, enfoque de cámara, desviación o desenfoque de cámara, o errores del clasificador que se está usando.

**Figura 25**

*Imagen de falsos negativos en Facial*



*Nota.* Ejecución del algoritmo de reconocimiento facial con errores de identificación.

**Figura 26**

*Errores y Corrección de errores*



*Nota.* Ejecución del algoritmo de reconocimiento facial con las correcciones.

La solución para este tipo de errores fue cambiar los valores utilizados para trabajar con Viola Jones como: el número de vecinos, el radio, y el factor de escala, y luego probar ejecutando de nuevo el sistema, para comprobar utilizando una matriz de confusión y las métricas nuevamente.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos del algoritmo de identificación facial de las cinco clases diferentes.

### Figura 27

#### *Resultados identificación facial*



*Nota.* Modelos para realizar las métricas del reconocimiento facial

**Figura 28**

*Resultados identificación de color de vestimenta en el torso*



*Nota.* Modelos para realizar las metricas de la Re-Identificación del color del Troso

La Tabla 22 se presenta los datos resultantes de la Clase Alex, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Alex. Los parámetros determinados por los datos de Alex se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 222**

*Clase Alex – Facial*

CLASE 1:	Primera ruta		Segunda ruta		Tercera ruta	
	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos
Alex	180 (VP)	0 (FP)	132 (VP)	0 (FP)	127(VP)	0 (FP)
Positivos	9 (FN)	26 (VN)	18 (FN)	31 (VN)	0 (FN)	14 (VN)

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de

diferentes rutas pertenecientes a la clase: Alex, usando Viola Jones para la identificación con características faciales, datos los cuáles servirán para la creación de la matriz de confusión.

La Tabla 23 se presenta los datos resultantes de la Clase Ángel, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Ángel. Los parámetros determinados por los datos de Ángel se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 233**

*Clase Ángel – Facial*

CLASE 2:	Primera ruta		Segunda ruta		Tercera ruta	
Ángel	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos
Positivos	288 (VP)	0 (FP)	264 (VP)	0 (FP)	305(VP)	0 (FP)
Negativos	16 (FN)	39(VN)	37 (FN)	88 (VN)	13 (FN)	43 (VN)

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Ángel, usando Viola Jones para la identificación con características faciales, datos los cuáles servirán para la creación de la matriz de confusión.

La Tabla 24 se presenta los datos resultantes de la Clase Flor, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Flor. Los parámetros determinados por los datos de Flor se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 244***Clase Flor – Facial*

CLASE 3:	Primera ruta		Segunda ruta		Tercera ruta	
	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos
Flor						
Positivos	251 (VP)	9 (FP)	227 (VP)	7 (FP)	209 (VP)	1 (FP)
Negativos	1 (FN)	26 (VN)	12 (FN)	16 (VN)	13 (FN)	11 (VN)

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Flor, usando Viola Jones para la identificación con características faciales, datos los cuáles servirán para la creación de la matriz de confusión.

La Tabla 25 se presenta los datos resultantes de la Clase Diego, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Diego. Los parámetros determinados por los datos de Diego se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 255***Clase Diego – Facial*

CLASE 4:	Primera ruta		Segunda ruta		Tercera ruta	
	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos
Diego						
Positivos	315 (VP)	2 (FP)	299 (VP)	4 (FP)	259 (VP)	0 (FP)
Negativos	4 (FN)	12 (VN)	19 (FN)	11 (VN)	2 (FN)	3 (VN)

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Diego, usando Viola Jones para la identificación con características faciales, datos los cuáles servirán para la creación de la matriz de confusión.



La Tabla 26 se presenta los datos resultantes de la Clase Jhon, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Jhon. Los parámetros determinados por los datos de Jhon se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 266**

*Clase Jhon – Facial*

CLASE 5:	Primera ruta		Segunda ruta		Tercera ruta	
Jhon	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos
Positivos	189 (VP)	0 (FP)	353 (VP)	4 (FP)	151 (VP)	0 (FP)
Negativos	4 (FN)	11 (VN)	13 (FN)	21 (VN)	12 (FN)	13 (VN)

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Jhon, usando Viola Jones para la identificación con características faciales, datos los cuáles servirán para la creación de la matriz de confusión.

Los Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación facial se muestran en la tabla 27, permite observar los resultados obtenidos a partir de métricas de evaluación, que incluyen precisión, accuracy y recall, de esta manera se obtiene la desviación estándar.

**Tabla 277**

*Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación Facial*

Escenario		Métricas de Evaluación
Cámara uno, segundo piso	Clase: Alex Primera Ruta	Accuracy 0.9581

<b>Escenario</b>		<b>Métricas de Evaluación</b>
	<b>Segunda Ruta</b>	0.9006
	<b>Tercera Ruta</b>	1.0000
	<b>Promedio</b>	0.9529 ± 0.0407
<b>Cámara uno, segundo piso</b>	<b>Clase: Ángel</b>	<b>Accuracy</b>
	<b>Primera Ruta</b>	0.9520
	<b>Segunda Ruta</b>	0.9049
	<b>Tercera Ruta</b>	0.9640
	<b>Promedio</b>	0.9403 ± 0.0255
<b>Cámara uno, segundo piso.</b>	<b>Clase: Flor</b>	<b>Accuracy</b>
	<b>Primera Ruta</b>	0.9652
	<b>Segunda Ruta</b>	0.9275
	<b>Tercera Ruta</b>	0.9402
	<b>Promedio</b>	0.9443 ± 0.0209
<b>Cámara uno, segundo piso.</b>	<b>Clase: Diego</b>	<b>Accuracy</b>
	<b>Primera Ruta</b>	0.9820
	<b>Segunda Ruta</b>	0.9309
	<b>Tercera Ruta</b>	0.9924
	<b>Promedio</b>	0.9684 ± 0.0268
<b>Cámara uno, segundo piso.</b>	<b>Clase: Jhon</b>	<b>Accuracy</b>
	<b>Primera Ruta</b>	0.9804
	<b>Segunda Ruta</b>	0.9565
	<b>Tercera Ruta</b>	0.9318

Escenario	Métricas de Evaluación
Promedio	0.9562 ± 0.0198

*Nota.* Esta matriz muestra los resultados de las métricas de evaluación, usando los datos mostrados en la Tablas mostradas anteriormente de la clase Alex, Ángel, Flor, Diego, Jhon.

Los archivos de video se analizaron en las pruebas del Sistema de Re-Identificación Facial. En la Tabla 28 se mostrará el nombre de la persona, la ubicación, la cámara y datos como características biométricas, resultados y predicciones.

**Tabla 288**

*Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación Facial*

Persona	Escenario	Característica Biométrica	% de Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido
Alex	Cámara uno,	Rostro	90%	Alex	Alex
Ángel	Pasillo del	Rostro	90%	Ángel	Ángel
Flor	segundo piso del	Rostro	87,921%	Flor	Flor
Diego	edificio principal	Rostro	89,415%	Diego	Diego
Jhon		Rostro	89,658%	Jhon	Jhon

*Nota.* Representación de los resultados de las pruebas usando el modelo de reconocimiento facial con Ana, Ángel y Kevin.

#### **Pruebas del algoritmo de identificación por color de vestimenta presentado en el torso segmentado con técnicas No Holísticas - DPM**

Para la ejecución de pruebas se utilizó el modelo ya entrenado con un cierto número de imágenes para obtener las métricas de evaluación e identificar errores dentro del sistema diseñado.

## Identificación de Errores

En este caso se usó primeramente la clase Ana, usando sus videos obtenidos del entorno controlado ya detallado anteriormente, usando la cámara 2 para la detección del color de la vestimenta del troso de esta clase, obteniendo la matriz de confusión, que se muestra en la Tabla 30, y obteniendo las métricas para esta clase usando verdaderos positivos (VP), verdaderos negativos (VN), falsos positivos (FP) y falsos negativos (FN) como se muestra en la Tabla 29.

**Tabla 299**

### *Matriz de Confusión*

Clase: Alex	Primera ruta		Segunda ruta		Tercera ruta	
	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos	Positivos	Negativos
Positivos	151 (VP)	2 (FP)	75 (VP)	12 (FP)	44(VP)	2 (FP)
Negativos	4 (FN)	23(VN)	3 (FN)	20 (VN)	1 (FN)	24 (VN)

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Ana, usando identificación con características soft-biométricas (color de vestimenta) encontrado en el torso de una persona, datos los cuáles servirán para la creación de la matriz de confusión.

**Tabla 300**

### *Tabla de Métricas*

Número de Ruta	Clasificador	Accuracy
Videos del Rostro Ruta 1	SVM	0.9667

Número de Ruta	Clasificador	Accuracy
Videos del Rostro Ruta 2		0.8636
Videos del Rostro Ruta 3		0.9577
	Promedio	0.9293±0.0374

*Nota.* Resultados que muestran la exactitud en tres diferentes rutas usando los datos obtenidos de la clase: Ana, junto a un promedio y/o media de la misma.

Como se habló en el capítulo tres uno de los problemas iniciales con el sistema fue la cantidad de Falsos Negativos, detectando como la persona partes del entorno controlado esto debido a varios factores que pueden interferir en el mismo como: iluminación, distancia, ruido de imágenes, enfoque de cámara, desviación o desenfoque de cámara, o errores del clasificador que se está usando.

La solución para este tipo de errores fue cambiar los valores utilizados para trabajar en la segmentación del cuerpo y obtener la región de interés (Torso) y luego probar ejecutando de nuevo el sistema, para comprobar utilizando una matriz de confusión y las métricas nuevamente.

A continuación, se presentarán los resultados obtenidos del algoritmo de identificación por color de vestimenta presentado en el torso segmentado con técnicas No Holísticas de las cinco clases diferentes.

La Tabla 31 se presentan los datos resultantes de la Clase Alex, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Alex. Los parámetros determinados por los datos de Alex se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 311***Clase Alex - Color DPM*

<b>Clase Alex</b>		
<b>Primera ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	307 VP	2 FP
<b>Negativo</b>	14 FN	3 VN
<b>Segunda ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	197 VP	4 FP
<b>Negativo</b>	13 FN	17 VN
<b>Tercera ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	280 VP	0 FP
<b>Negativo</b>	1 FN	19 VN

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Alex, usando DPM y la característica del color.

La Tabla 32 se presentan los datos resultantes de la Clase Ángel, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Ángel. Los parámetros determinados por los datos de Ángel se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 322***Clase Ángel - Color DPM*

<b>Ángel</b>	
<b>Primera ruta</b>	
	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	

<b>Ángel</b>		
<b>Positivo</b>	292 VP	0 FP
<b>Negativo</b>	11 FN	9 VN
<b>Segunda ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	301 VP	2 FP
<b>Negativo</b>	9 FN	1 VN
<b>Tercera ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	265 VP	5 FP
<b>Negativo</b>	8 FN	26 VN

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Ángel, usando DPM y la característica del color.

La Tabla 33 se presentan los datos resultantes de la Clase Flor, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Flor. Los parámetros determinados por los datos de Flor se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 333**

*Clase Flor - Color DPM*

<b>Flor</b>		
<b>Primera ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	267 VP	3 FP
<b>Negativo</b>	2 FN	9 VN
<b>Segunda ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	209 VP	2 FP
<b>Negativo</b>	0 FN	1 VN

	Tercera ruta	
	Positivo	Negativo
Positivo	324 VP	0 FP
Negativo	1 FN	7 VN

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Flor, usando DPM y la característica del color.

La Tabla 34 se presentan los datos resultantes de la Clase Diego, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Diego. Los parámetros determinados por los datos de Diego se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 344**

*Clase Diego - Color DPM*

Diego		
	Primera ruta	
	Positivo	Negativo
Positivo	312 VP	1 FP
Negativo	2 FN	4 VN
	Segunda ruta	
	Positivo	Negativo
Positivo	332 VP	0 FP
Negativo	1 FN	12 VN
	Tercera ruta	
	Positivo	Negativo
Positivo	312 VP	2 FP
Negativo	8 FN	6 VN



*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Diego, usando DPM y la característica del color.

La Tabla 35 se presentan los datos resultantes de la Clase Jhon, donde los valores de sesgo de predicción del modelo se determinaron analizando los datos recopilados de la persona Jhon. Los parámetros determinados por los datos de Jhon se presentan en 300 imágenes.

**Tabla 355**

*Clase Jhon - Color DPM*

<b>Jhon</b>		
<b>Primera ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	308 VP	2 FP
<b>Negativo</b>	5 FN	10 VN
<b>Segunda ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	258 VP	3 FP
<b>Negativo</b>	8 FN	11 VN
<b>Tercera ruta</b>		
	<b>Positivo</b>	<b>Negativo</b>
<b>Positivo</b>	287 VP	0 FP
<b>Negativo</b>	0 FN	4 VN

*Nota.* Datos resultantes de las pruebas realizadas con tres videos, correspondiente a 300 imágenes divididas en verdaderos positivos, falsos negativos, falsos positivos, y verdaderos negativos, de diferentes rutas pertenecientes a la clase: Jhon, usando DPM y la característica del color.

Los Resultados de las métricas de evaluación del sistema de Re-Identificación por color de vestimenta presentado en el torso segmentado con DPM se muestran en la tabla 36, permite observar

los resultados obtenidos a partir de métricas de evaluación, que incluyen precisión, accuracy y recall, de esta manera se obtiene la desviación estándar.

**Tabla 366**

*Resultados de las pruebas realizadas del algoritmo de Re-Identificación de Personas*

Escenario		Métrica de evaluación
Cámara uno, segundo piso	Clase: Alex	Accuracy
	Primera Ruta	0.9509
	Segunda Ruta	0.9264
	Tercera Ruta	0.9967
	Promedio	0.9580 ± 0.0291
Cámara uno, segundo piso	Clase: Ángel	Accuracy
	Primera Ruta	0.9647
	Segunda Ruta	0.9649
	Tercera Ruta	0.9572
	Promedio	0.9622 ± 0.0035
Cámara uno, segundo piso.	Clase: Flor	Accuracy
	Primera Ruta	0.9822
	Segunda Ruta	0.9906
	Tercera Ruta	0.9970
	Promedio	0.9899 ± 0.0060
Cámara uno, segundo piso.	Clase: Diego	Accuracy
	Primera Ruta	0.9906

Escenario		Métrica de evaluación
Segunda Ruta		0.9971
Tercera Ruta		0.9695
Promedio		0.9857 ± 0.0117
<b>Cámara uno,</b>	<b>Clase: Jhon</b>	<b>Accuracy</b>
<b>segundo piso.</b>	<b>Primera Ruta</b>	0.9785
	<b>Segunda Ruta</b>	0.9607
	<b>Tercera Ruta</b>	1.0000
	<b>Promedio</b>	0.9797 ± 0.0160

*Nota.* Esta matriz muestra los resultados de las métricas de evaluación, usando los datos mostrados en la Tablas mostradas anteriormente de la clase Alex, Ángel, Flor, Diego, Jhon.

**Tabla 377**

*Resultados de las pruebas del sistema de Re-Identificación DPM*

Persona	Escenario	Característica	% de	Resultado	Resultado
		Soft -biométrica	Predicción	esperado	Obtenido
<b>Alex</b>	Cámara dos, Pasillo del	Torso – Color Vestimenta	91,19 %	Alex	Alex
<b>Ángel</b>	segundo piso del edificio	Torso – Color Vestimenta	91,22 %	Ángel	Ángel
<b>Flor</b>	principal	Torso – Color Vestimenta	91,36 %	Flor	Flor
<b>Diego</b>		Torso – Color Vestimenta	91,41 %	Diego	Diego

<b>Jhon</b>	Torso – Color	91,44 %	Jhon	Jhon
	Vestimenta			

*Nota.* Representación de los resultados de las pruebas usando el modelo de Re-Identificación DPM de las personas: Alex, Ángel, Flor, Diego y Jhon.

Las pruebas, el sistema utilizó la métrica Accuracy. Esta medida se usa comúnmente para problemas de clasificación binaria o multiclase. Debido a esto, se eligió la métrica para evaluar la precisión de sus resultados. El sistema de Re-Identificación identifica correctamente a las personas con un porcentaje de acierto del 87,921 % al 90 % correspondiente al rostro. Esto es más alto que los porcentajes de precisión mínimos y máximos de otros estudios científicos. Además, los resultados de algunas pruebas de color de la vestimenta mostraron una precisión del 91,19 % al 91,44 %. Estos datos sugieren que se puede confiar en los resultados del sistema en la mayoría de los casos.

## Conclusiones

Las tecnologías que se usaron en el desarrollo del sistema de Re-identificación de personas propuesto en este trabajo de investigación, se escogieron a partir de la información recolectada en distintas fuentes bibliográficas, definiendo con este conocimiento aquellas tecnologías que se adecuen de mejor manera al trabajo que se planeó desarrollar: 1) Viola Jones, que gracias a su popularidad cuenta con varias guías que nos facilitan trabajar con él algoritmo, y también destaca bastante en la identificación de personas por medio de una característica soft-biométrica en específico, el rostro, 2) Mediapipe, una librería de Python de alta utilidad, la cual se usó para la separación de cuerpos de personas, 3) SVM y LBPH, dos tecnologías que hicieron posible la identificación de una persona por medio del color de la vestimenta, destacados también por su popularidad de uso, tanto las técnicas de visión por computadora y los modelos y/o algoritmos de Machine Learning fueron escogido enfocándonos en la integración de características biométricas, soft-biométricas, modelos holísticos y no-holísticos para crear un sistema de Re-Identificación de personas.

Los sistemas de Identificación de personas en la actualidad se han vuelto una herramienta fundamental en los sistemas de videovigilancia actuales, ya que qué ayudan a realizar la Re-Identificación de las personas no solo por el rostro sino también por otras características específicas cómo puede ser el color de ropa, la textura, la altura, la silueta, etc. El sistema propuesto en este trabajo de investigación se diseñó con la idea de permitir identificar a una persona por su rostro y Re-Identificarla por el color de su vestimenta, a través del torso, ya que resulta ser a parte más representativa de una persona, al momento de extraer esta característica soft-biométrica.

El sistema de Re-identificación de personas por el color de vestimenta del torso diseñado, se encarga de seccionar una persona en cabeza, torso y pies, haciendo uso de varias técnicas o varias librerías de python que nos pueden colaborar, dependiendo de la lógica de programación de cada persona y las herramientas que se conozcan o las librerías disponibles en Python.

Los resultados obtenidos en este trabajo han demostrado que el algoritmo que se desarrolló tuvo varias implicaciones o varios ajustes, que debieron ser realizados principalmente para la creación del dataset y para entrenar el modelo, ya que para la identificación de personas por medio de características faciales se necesitaron hacer algunos ajustes en el descriptor, y de la misma manera en la identificación de personas basada en el color de la ropa mediante el torso se necesitó hacer ajustes en el descriptor, mejorando así la exactitud y el porcentaje de predicción de personas como se mostró en los resultados descritos en el capítulo cuatro. Otro aspecto a tener en cuenta es la calidad de los videos junto a otros factores del entorno controlado como: iluminación, distancia, ruido de imágenes, enfoque de cámara, y la desviación o desenfoco de cámara, ya que, no siempre es favorable para la detección de personas, ya sea, por medio de características biométricas(rostro) o soft-biométricas (color de vestimenta encontrado en el torso de la persona).

### Bibliografía

- Abderrahmane Ezzahout & Rachid Oulad Haj Thami. (2013). Conception and development of a video surveillance system for detecting, tracking and profile analysis of a person. *2013 3rd International Symposium ISKO-Maghreb*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ISKO-Maghreb.2013.6728128>
- Afifi, M., Nasser, M., Korashy, M., Rohde, K., & Mohamed, A. A. (2018). Can we boost the power of the Viola–Jones face detector using preprocessing? An empirical study. *Journal of Electronic Imaging*, 27(4), 043020. <https://doi.org/10.1117/1.JEI.27.4.043020>
- Ahmadvand, A., Ahmadvand, R., Hajjali, M. T., & Mosavi, M. R. (2015). A novel LBP method for invariant texture classification. *2015 2nd International Conference on Knowledge-Based Engineering and Innovation (KBEI)*, 152-157. <https://doi.org/10.1109/KBEI.2015.7436037>
- Ajmal Shahbaz, Van-Thanh Hoang, & Kang-Hyun Jo. (2019). Convolutional Neural Network based Foreground Segmentation for Video Surveillance Systems. *IECON 2019 - 45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 86-89. <https://doi.org/10.1109/IECON.2019.8927776>
- Alankar, B., Ammar, M. S., & Kaur, H. (2021). Facial Emotion Detection Using Deep Learning and Haar Cascade Face Identification Algorithm. En S. Das & M. N. Mohanty (Eds.), *Advances in Intelligent Computing and Communication* (pp. 163-180). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-981-16-0695-3\\_17](https://doi.org/10.1007/978-981-16-0695-3_17)
- Canedo, D., & Neves, A. J. R. (2019). Facial Expression Recognition Using Computer Vision: A Systematic Review. *Applied Sciences*, 9(21), 4678. <https://doi.org/10.3390/app9214678>
- Cervantes, J., Garcia-Lamont, F., Rodríguez-Mazahua, L., & Lopez, A. (2020). A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends. *Neurocomputing*, 408, 189-215. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.10.118>

- Chandra, M. A., & Bedi, S. S. (2021). Survey on SVM and their application in image classification. *International Journal of Information Technology*, 13(5), 1-11. <https://doi.org/10.1007/s41870-017-0080-1>
- Deeba, F., Memon, H., Dharejo, F., Ahmed, A., & Ghaffar, A. (2019). LBPH-based Enhanced Real-Time Face Recognition. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 10. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0100535>
- Doshi, N. P., & Schaefer, G. (2013). Compact Multi-dimensional LBP Features for Improved Texture Retrieval. *2013 Second International Conference on Robot, Vision and Signal Processing*, 51-55. <https://doi.org/10.1109/RVSP.2013.20>
- Doshi, N. P., Schaefer, G., & Hossain, S. (2016). Rotation invariant compound LBP texture features. *2016 5th International Conference on Informatics, Electronics and Vision (ICIEV)*, 1057-1061. <https://doi.org/10.1109/ICIEV.2016.7760160>
- Edgar, T. W., & Manz, D. O. (2017). *Chapter 6 – Machine Learning*.
- Egorov, A., Shtanko, A., & Minin, P. (2015). Selection of Viola–Jones algorithm parameters for specific conditions. *Bulletin of the Lebedev Physics Institute*, 42, 244-248. <https://doi.org/10.3103/S1068335615080060>
- Fayyaz, M., Yasmin, M., Sharif, M., Shah, J. H., Raza, M., & Iqbal, T. (2020). Person re-identification with features-based clustering and deep features. *Neural Computing and Applications*, 32(14), 10519-10540. <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04590-2>
- Galiyawala, H., Raval, M. S., & Dave, S. (2019). Visual appearance based person retrieval in unconstrained environment videos. *Image and Vision Computing*, 92, 103816. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2019.10.002>



- Gangadhar Shobha & Shanta Rangaswamy. (2018). Chapter 8—Machine Learning. En V. N. Gudivada & C. R. Rao (Eds.), *Handbook of Statistics* (Vol. 38, pp. 197-228). Elsevier.  
<https://doi.org/10.1016/bs.host.2018.07.004>
- Gu, X., Zou, X., Liu, J., & Zhang, L. (2017). Person re-identification by using a method combining DPM and SVM. *2017 14th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP)*, 124-127.  
<https://doi.org/10.1109/ICCWAMTIP.2017.8301463>
- Kocakulak, M., & Acir, N. (2022). Dynamic ROI Extraction for Palmprints using MediaPipe Hands. *2022 30th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, 1-4.  
<https://doi.org/10.1109/SIU55565.2022.9864940>
- Li, J., Huang, S., He, R., & Qian, K. (2008). Image Classification Based on Fuzzy Support Vector Machine. *2008 International Symposium on Computational Intelligence and Design*, 68-71.  
<https://doi.org/10.1109/ISCID.2008.51>
- Liao, Z., Samuel, R. D. J., & Krishnamoorthy, S. (2022). Computer vision for facial analysis using human-computer interaction models. *International Journal of Speech Technology*, 25(2), 379-389.  
<https://doi.org/10.1007/s10772-021-09953-6>
- Ma, J., Ma, L., Ruan, W., Chen, H., & Feng, J. (2022). A Wushu Posture Recognition System Based on MediaPipe. *2022 2nd International Conference on Information Technology and Contemporary Sports (TCS)*, 10-13. <https://doi.org/10.1109/TCS56119.2022.9918744>
- Manimaran, V., & G. Srinivasagan, K. (2022). Person Re-Identification Using LBPH and K-Reciprocal Encoding. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 34(2), 1109-1121.  
<https://doi.org/10.32604/iasc.2022.023145>
- Marcos Fidel, B. M. (2001, junio 16). Holística. *Monografias.com*.  
<https://www.monografias.com/trabajos7/holis/holis>

- Moctezuma Ochoa, D. A. (2016). Re-identificación de personas a través de sus características softbiométricas en un entorno multi-cámara de video-vigilancia. *Ingeniería Investigación y Tecnología*, 17(2). <https://revistas.unam.mx/index.php/ingenieria/article/view/55292>
- Nixon, M. S., Correia, P. L., Nasrollahi, K., Moeslund, T. B., Hadid, A., & Tistarelli, M. (2015). On soft biometrics. *Pattern Recognition Letters*, 68, 218-230.  
<https://doi.org/10.1016/j.patrec.2015.08.006>
- Peña Almansa, A. (2018). *Segmentación objeto-fondo mediante redes convolucionales* [BachelorThesis].  
<https://repositorio.uam.es/handle/10486/688162>
- Pietra Ferreira. (2020, marzo 4). *Face Detection with the EdgeTPU using Haar Cascades – Embecosm*. Embecosm.com. <https://www.embecosm.com/2020/03/04/face-detection-with-the-edgetpu-using-haar-cascades/>
- Porebski, A., Truong, V., Vandenbroucke, N., & Hamad, D. (2020). Combination of LBP Bin and Histogram Selections for Color Texture Classification. *Journal of Imaging*, 6, 53.  
<https://doi.org/10.3390/jimaging6060053>
- Qiaoyuan, C., & Ying, C. (2019). Reinforcing Soft Part-Aligned Features for Person Re-identification. *2019 5th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*, 875-879.  
<https://doi.org/10.1109/ICCAR.2019.8813506>
- R Neathi, D. Kavitha, A. Chinnasamy, A.Sangeerani Devi, V. Kanchana Devi, & D.Sathish Kumar. (2022). Context Aware Attention Learning For Person Re-Identification (A Data Driven Approach). *2022 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Signal Processing (AISP)*, 1-5.  
<https://doi.org/10.1109/AISP53593.2022.9760563>
- Rani, A., Kumar, N., Kumar, J., Kumar, J., & Sinha, N. K. (2022). Chapter 6—Machine learning for soil moisture assessment. En R. C. Poonia, V. Singh, & S. R. Nayak (Eds.), *Deep Learning for*

- Sustainable Agriculture* (pp. 143-168). Academic Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-85214-2.00001-X>
- Reid, D. A., Samangoeei, S., Chen, C., Nixon, M. S., & Ross, A. (2013). Chapter 13 - Soft Biometrics for Surveillance: An Overview. En C. R. Rao & V. Govindaraju (Eds.), *Handbook of Statistics* (Vol. 31, pp. 327-352). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53859-8.00013-8>
- Saeed, U. (2021). Facial micro-expressions as a soft biometric for person recognition. *Pattern Recognition Letters*, 143, 95-103. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.12.021>
- Salman Khan, Hossein Rahmani, Syed Afaq Ali Shah, & Mohammed Bennamoun. (2018). *A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision*. Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-01821-3>
- Srivastava, A., Bhardwaj, S., & Saraswat, S. (2017). SCRUM model for agile methodology. 2017 *International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, 864-869. <https://doi.org/10.1109/CCAA.2017.8229928>
- Tatiya, J., Makhija, R., Pathe, M., Late, S., & Pathak, Prof. M. (2021). Anomaly Detection for Video Surveillance. *International Journal of Scientific Research in Science and Technology*, 82-89. <https://doi.org/10.32628/IJSRSR21869>
- Tej Chinimilli, B., T., A., Kotturi, A., Reddy Kaipu, V., & Varma Mandapati, J. (2020). Face Recognition based Attendance System using Haar Cascade and Local Binary Pattern Histogram Algorithm. 2020 4th *International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICOEI)*(48184), 701-704. <https://doi.org/10.1109/ICOEI48184.2020.9143046>
- Vigneshwaran T., Guruprakash K.S., Nasreen K.Thaslima, & Supraja M. (2020). Effective framework for real time video face recognition system. *Journal of Advanced Research in Dynamic and Control Systems*, Volume 12(Issue 6), 680-684. <https://doi.org/10.5373/JARDCS/V12I6/S20201080>

Vimala Mathew, Tom Toby, Anu Chacko, & A. Udhayakumar. (2019). Person re-identification through face detection from videos using Deep Learning. *2019 IEEE International Conference on Advanced Networks and Telecommunications Systems (ANTS)*, 1-5.

<https://doi.org/10.1109/ANTS47819.2019.9117938>

Winarno, E., Hadikurniawati, W., Nirwanto, A. A., & Abdullah, D. (2018). Multi-View Faces Detection Using Viola-Jones Method. *Journal of Physics: Conference Series*, 1114, 012068.

<https://doi.org/10.1088/1742-6596/1114/1/012068>

Zhang, B. (2010). Computer vision vs. Human vision. *9th IEEE International Conference on Cognitive Informatics (ICCI'10)*, 3-3. <https://doi.org/10.1109/COGINF.2010.5599750>

**Anexos**