



**Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la  
textura de la vestimenta, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por  
Computadora y Machine Learning**

Lignia Tuapanta, Luis David y Pichucho Tandalla, Romel Vinicio

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería en Software

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

Ing. Carillo Medina, José Luis, Ph.D

22 de febrero del 2023

Latacunga

## Reporte de verificación de contenido



CERTIFICADO DE ANÁLISIS  
magister

### Tesina\_Re-ID\_Lignia\_Pichucho-16-02-2023-Antiplagio

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

Nombre del documento: Tesina\_Re-ID\_Lignia\_Pichucho-16-02-2023-Antiplagio.docx  
 ID del documento: 9cb815fca928f7ce308c3fdce19ec80b222f5613  
 Tamaño del documento original: 12,86 Mo

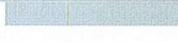
Depositante: JOSÉ LUIS CARRILLO  
 Fecha de depósito: 16/2/2023  
 Tipo de carga: interface  
 fecha de fin de análisis: 16/2/2023

Número de palabras: 27.064  
 Número de caracteres: 174.716

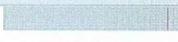
Ubicación de las similitudes en el documento:



#### Fuentes principales detectadas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	 Documento de otro usuario #c755f8  El documento proviene de otro grupo 2 fuentes similares	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (38 palabras)
2	 laccei.org <a href="https://laccei.org/LACCEI2021-VirtualEdition/full_papers/FP213.pdf">https://laccei.org/LACCEI2021-VirtualEdition/full_papers/FP213.pdf</a> 4 fuentes similares	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (63 palabras)
3	 laccei.org   Latin American and Caribbean Consortium of Engineering Institutions <a href="https://laccei.org/LACCEI2021-VirtualEdition/">https://laccei.org/LACCEI2021-VirtualEdition/</a> 1 fuente similar	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (50 palabras)
4	 hdl.handle.net   Identificación del modelo de cámara mediante Redes Neuronales C... <a href="https://hdl.handle.net/11441/92171">https://hdl.handle.net/11441/92171</a> 2 fuentes similares	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (63 palabras)
5	 www.imaos.com   Détection et segmentation en imagerie médicale : les familles de... <a href="https://www.imaos.com/fr/Societe/blog/introduction-aux-familles-de-modeles-d-apprentissage-autom...">https://www.imaos.com/fr/Societe/blog/introduction-aux-familles-de-modeles-d-apprentissage-autom...</a> 2 fuentes similares	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (30 palabras)

#### Fuentes con similitudes fortuitas

Nº	Descripciones	Similitudes	Ubicaciones	Datos adicionales
1	 hdl.handle.net   Development of artificial neural network-based object detection alg... <a href="https://hdl.handle.net/10630/23310">https://hdl.handle.net/10630/23310</a>	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (37 palabras)
2	 eclencia.urjc.es   Estudio de un Sistema de Videovigilancia con Imágenes de Baja Cal... <a href="https://eclencia.urjc.es/bitstream/10115/13734/3/Tesis_AMS_FINAL26oct.pdf.txt">https://eclencia.urjc.es/bitstream/10115/13734/3/Tesis_AMS_FINAL26oct.pdf.txt</a>	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (34 palabras)
3	 www.elsevier.es   Re-identificación de personas a través de sus características soft-... <a href="https://www.elsevier.es/es-revista-ingenieria-investigacion-tecnologia-104-articulo-re-identificacion-pe...">https://www.elsevier.es/es-revista-ingenieria-investigacion-tecnologia-104-articulo-re-identificacion-pe...</a>	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (31 palabras)
4	 hal.archives-ouvertes.fr   Stratégie Multitâche pour la Classification Multiclasse <a href="https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03265870/file/103.pdf">https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-03265870/file/103.pdf</a>	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (20 palabras)
5	 www.revistas.unam.mx   Re-identificación de personas a través de sus característic... <a href="https://www.revistas.unam.mx/index.php/ingenieria/article/view/55292">https://www.revistas.unam.mx/index.php/ingenieria/article/view/55292</a>	< 1%		Palabras idénticas : < 1% (19 palabras)

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

-  [https://uespe-my.sharepoint.com/:f/g/personal/dfbetancourt2\\_espe\\_edu\\_ec/EvheDO0gOVFnllGIDGeBjgBUhtQIOdTTkVVU75kQ34kFg?e=pdwvcy](https://uespe-my.sharepoint.com/:f/g/personal/dfbetancourt2_espe_edu_ec/EvheDO0gOVFnllGIDGeBjgBUhtQIOdTTkVVU75kQ34kFg?e=pdwvcy)
-  <https://doi.org/10.1504/IJASM.2021.118061>
-  <https://www.juanbarrios.com/la-matriz-de-confusion-y-sus-metricas/>
-  <https://doi.org/10.1016/j.lmavis.2014.02.001>
-  <https://doi.org/10.1002/wics.55>

Ing. Carrillo Medina, José Luis Ph.D

C.C.: 0501553788



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

### Certificación

Certifico que el trabajo de integración curricular: **“Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biometricas la textura de la vestimenta, y modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning ”** fue realizado por los señores **Lignia Tuapanta Luis David** y **Pichucho Tandalla, Romel Vinicio**, el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además fue revisado y analizada en su totalidad por la herramienta de prevención y/o verificación de similitud de contenidos; razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Latacunga, 22 de febrero de 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, **Lignia Tuapanta Luis David**, con cédula de ciudadanía N° 1725785453 y **Pichucho Tandalla, Romel Vinicio**, con cédula de ciudadanía N° 0503891517 declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de integración curricular: **“Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biometricas la textura 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, 22 de febrero de 2023

Firmas:

**Lignia Tuapanta, Luis David**

C.C.: 1725785453

**Pichucho Tandalla, Romel Vinicio**

C.C.: 0503891517



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

### Autorización de Publicación

Nosotros **Lignia Tuapanta, Luis David**, con cédula de ciudadanía N° 1725785453 y **Pichucho Tandalla, Romel Vinicio**, con cédula de ciudadanía N° 0503891517, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de integración curricular: **“Sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biometricas la textura 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 mi/nuestra responsabilidad.

Latacunga, 22 de febrero de 2023

Firmas

**Lignia Tuapanta, Luis David**

C.C.: 1725785453

**Pichucho Tandalla, Romel Vinicio**

C.C.: 0503891517

### **Dedicatoria**

Quiero dedicar este proyecto a todas las personas que me han apoyado en este camino. En primer lugar, a mi madre María Etelvina Tandalla Tandalla quien fue mi mayor motivación en todo este transcurso de mi carrera luego a mi familia, quienes han sido una fuente de motivación y apoyo incondicional en cada etapa de mi vida académica. A mis amigos y amigas, por su compañía y aliento en los momentos de estrés y cansancio.

También quiero expresar mi gratitud a mi director de proyecto al Ing. José Carrillo, por su orientación y paciencia en todo el proceso de investigación. Sus consejos y sugerencias han sido fundamentales para lograr este trabajo.

Finalmente, dedico esta tesis a todas aquellas personas que, de alguna manera, han contribuido al campo de estudio al que pertenece mi investigación. Espero que este trabajo pueda aportar algo nuevo y valioso a la comunidad académica y ser de utilidad para futuras investigaciones.

Romel Vinicio Pichucho Tandalla

Ecuador, febrero 2023

### **Dedicatoria**

A mi familia y amigos, quienes han sido mi apoyo y motivación durante todo el proceso de investigación y redacción de este proyecto de integración curricular. Gracias por su paciencia, comprensión.

A mi tutor de proyecto, Ing. José Carrillo, por su orientación, paciencia y apoyo incondicional en este proyecto. Sus comentarios y sugerencias me ayudaron a enfocar mis ideas y mejorar mi trabajo.

Este trabajo está dedicado a todas las personas que me han apoyado en este camino, gracias por su amor, confianza y fe en mí.

Luis David Lignia Tuapanta

Ecuador, febrero 2023

### **Agradecimiento**

Agradezco a Dios por haberme otorgado la fortaleza, sabiduría y salud en todo momento de mi vida universitaria.

También deseo expresar mi gratitud a mi madre María Etelvina Tandalla Tandalla, quien me brindo su apoyo emocional, motivación y aliento en todo momento. Sus palabras de ánimo y comprensión me ayudaron a superar momentos difíciles y a mantenerme enfocado en mi objetivo.

Finalmente, quiero expresar mi agradecimiento a todos los participantes del estudio, cuya colaboración fue fundamental para la realización de esta investigación. Sin su tiempo y esfuerzo, este trabajo no habría sido posible.

Romel Vinicio Pichucho Tandalla

Ecuador, febrero 2023

### **Agradecimiento**

Me gustaría expresar mi sincero agradecimiento a todas las personas que me han apoyado en este proyecto de integración curricular. A mi familia y amigos que me brindaron su apoyo emocional, motivación y aliento en todo momento. Su apoyo incondicional me dio la fuerza y el coraje para seguir adelante en momentos difíciles.

A todos ellos, mi más profundo agradecimiento. Sin su apoyo y aliento, no habría sido posible llevar a cabo este proyecto. Gracias de nuevo por todo su apoyo y amabilidad.

Luis David Lignia Tuapanta

Ecuador, febrero 2023

**ÍNDICE DE CONTENIDO**

<b>Carátula .....</b>	<b>1</b>
<b>Reporte de verificación de contenido .....</b>	<b>2</b>
<b>Certificación.....</b>	<b>3</b>
<b>Responsabilidad de Autoría.....</b>	<b>4</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 Contenido.....</b>	<b>10</b>
<b>Índice de Figuras.....</b>	<b>14</b>
<b>Índice de Tablas .....</b>	<b>16</b>
<b>Resumen.....</b>	<b>19</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>20</b>
<b>Capítulo I: Introducción .....</b>	<b>21</b>
<b>Propósito y contextualización del tema.....</b>	<b>21</b>
<b>Justificación del interés de la investigación .....</b>	<b>23</b>
<b>Objetivos Generales y Específicos.....</b>	<b>24</b>
<b><i>Objetivo General .....</i></b>	<b>24</b>
<b><i>Objetivo Específicos.....</i></b>	<b>24</b>

	11
<b>Metodología .....</b>	<b>24</b>
<b>Capítulo II: Marco teórico .....</b>	<b>26</b>
<b>Características Biométricas y Soft-biométricas.....</b>	<b>26</b>
<b>Características Soft-biométricas .....</b>	<b>27</b>
<b>Técnicas Holísticas y No Holísticas.....</b>	<b>28</b>
<b>Técnicas de Visión por Computadora .....</b>	<b>31</b>
<b>Local Binary Pattern (LBP) .....</b>	<b>33</b>
<b>Algoritmo Haar Cascade .....</b>	<b>37</b>
<b>Algoritmo Viola-Jones.....</b>	<b>38</b>
<b>Modelos y/o Algoritmos de Machine Learning.....</b>	<b>42</b>
<b>Capítulo III: Implementación del sistema.....</b>	<b>46</b>
<b>Análisis y diseño del sistema .....</b>	<b>51</b>
<b><i>Análisis del sistema .....</i></b>	<b><i>51</i></b>
<b><i>Team scrum.....</i></b>	<b><i>52</i></b>
<b><i>Historias de Usuario .....</i></b>	<b><i>53</i></b>
<b><i>Product Backlog del proyecto.....</i></b>	<b><i>55</i></b>
<b><i>Escenario para la implementación del sistema de Re-Identificación de personas.....</i></b>	<b><i>56</i></b>
<b><i>Herramientas de software para el desarrollo.....</i></b>	<b><i>57</i></b>
<b><i>Definición e implementación de técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o</i></b>	
<b><i>algoritmos de Machine Learning para la identificación facial y textura de la vestimenta.....</i></b>	<b><i>58</i></b>
<b><i>Sprint 01: Dataset y algoritmo para la identificación del rostro .....</i></b>	<b><i>59</i></b>

Historia de Usuario 01: Creación del Dataset para el rostro .....	59
Historia de Usuario 02: Desarrollo del modelo y/o algoritmo para identificación del rostro .....	62
Resultados del sprint .....	65
<i>Sprint 02: Dataset y algoritmo para la identificación del torso .....</i>	<i>73</i>
Historia de Usuario 03: Creación del Dataset del torso de personas utilizando modelos no holísticos (DPM) .....	73
Historia de Usuario 04: Desarrollo del modelo y/o algoritmo de Re-Identificación de personas a través de la textura de la vestimenta, utilizando la zona del torso de la misma.....	76
Resultados del sprint .....	81
<i>Sprint 03: Detección y Re-Identificación de la vista posterior de las personas a través de la característica soft-biométrica textura de la vestimenta, mientras está grabando el segundo video.....</i>	<i>89</i>
Historias de Usuario Detalladas .....	90
Sprint Backlog.....	91
Burndown chart.....	92
Resultados del sprint .....	93
Capítulo IV: Validación del sistema.....	97
Marco de Evaluación .....	97
Aplicación de las métricas de evaluación.....	97

<b>Pruebas del algoritmo de identificación facial y Re-Identificación de textura del torso .....</b>	<b>98</b>
<b>Resultados con el algoritmo ajustado y dataset ajustado.....</b>	<b>109</b>
<b>Conclusiones.....</b>	<b>117</b>
<b>Bibliografía .....</b>	<b>120</b>
<b>Anexos.....</b>	<b>129</b>

## ÍNDICE DE FIGURAS

<b>Figura 1</b> <i>Representación de modelos No Holísticos</i> .....	29
<b>Figura 2</b> <i>Procesamiento de imágenes</i> .....	32
<b>Figura 3</b> <i>Representación del descriptor LBP</i> .....	34
<b>Figura 4</b> <i>Ejemplos de conjuntos multi-escala LBP</i> .....	35
<b>Figura 5</b> <i>Esquema del algoritmo de Viola-Jones</i> .....	38
<b>Figura 6</b> <i>Representación de las características Haar</i> .....	39
<b>Figura 7</b> <i>Esquema del clasificador cascade</i> .....	41
<b>Figura 8</b> <i>Representación del clasificador SVM</i> .....	44
<b>Figura 9</b> <i>Representación del clasificador SVM en la detección de personas</i> .....	45
<b>Figura 10</b> <i>Matriz de confusión</i> .....	51
<b>Figura 11</b> <i>Esquema de la metodología Scrum</i> .....	52
<b>Figura 12</b> <i>Pasillos de la Universidad de las Fuerza Armadas ESPE sede Latacunga</i> .....	56
<b>Figura 13</b> <i>Ubicación de cámaras para capturar videos de prueba</i> .....	57
<b>Figura 14</b> <i>Burndown chart - H.U.01</i> .....	61
<b>Figura 15</b> <i>Esquema general del sistema de identificación facial</i> .....	62
<b>Figura 16</b> <i>Burndown chart - H.U.02</i> .....	65
<b>Figura 17</b> <i>Videos para la creación automática del dataset de rostros</i> .....	68
<b>Figura 18</b> <i>Carpetas e imágenes del rostro</i> .....	69
<b>Figura 19</b> <i>Procesamiento de imagen del rostro</i> .....	70
<b>Figura 20</b> <i>Identificación facial de una persona</i> .....	71
<b>Figura 21</b> <i>Matriz de confusión de los resultados del algoritmo de identificación facial,</i> <i>de la Clase 1: Luis</i> .....	72
<b>Figura 22</b> <i>Burndown chart - H.U.03</i> .....	76

<b>Figura 23</b> <i>Esquema general del sistema de identificación de textura</i> .....	77
<b>Figura 24</b> <i>Burndown chart - H.U.04</i> .....	81
<b>Figura 25</b> <i>Carpetas e imágenes del torso</i> .....	85
<b>Figura 26</b> <i>Procesamiento de imágenes del torso</i> .....	86
<b>Figura 27</b> <i>Identificación de textura del torso</i> .....	87
<b>Figura 28</b> <i>Matriz de confusión de los resultados del algoritmo de identificación de textura con 3 rutas distintas para la misma persona</i> .....	88
<b>Figura 29</b> <i>Esquema general del sistema de Re- identificación de textura en la cámara 2</i> .....	90
<b>Figura 30</b> <i>Burndown chart - H.U.05</i> .....	93
<b>Figura 31</b> <i>Identificación de textura de la parte posterior del torso utilizando la cámara 2</i> .....	94
<b>Figura 32</b> <i>Matriz de confusión de los resultados del algoritmo de Re-Identificación de textura, con 3 rutas distintas</i> .....	95
<b>Figura 33</b> <i>Multiprocesamiento</i> .....	98
<b>Figura 34</b> <i>Salida de videos del sistema de Re-Identificación de la clase Alex</i> .....	99
<b>Figura 35</b> <i>Clases de la primera cámara de identificación facial</i> .....	100
<b>Figura 36</b> <i>Clases de la segunda cámara de Re-Identificación de torso</i> .....	100
<b>Figura 37</b> <i>Errores de la identificación facial</i> .....	108
<b>Figura 38</b> <i>Salida del video de identificación facial</i> .....	109

## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla 1</b> <i>Fórmulas de Métricas de evaluación</i> .....	49
<b>Tabla 2</b> <i>Valores de la matriz de confusión de predicción</i> .....	50
<b>Tabla 3</b> <i>Team Scrum</i> .....	53
<b>Tabla 4</b> <i>Historias de Usuario</i> .....	54
<b>Tabla 5</b> <i>Product Backlog del Proyecto</i> .....	55
<b>Tabla 6</b> <i>Herramientas de desarrollo</i> .....	57
<b>Tabla 7</b> <i>Hardware requerido para implementar el sistema</i> .....	58
<b>Tabla 8</b> <i>Historia de Usuario para la creación de un dataset del rostro</i> .....	59
<b>Tabla 9</b> <i>Sprint Backlog 01</i> .....	60
<b>Tabla 10</b> <i>Historia de Usuario para el desarrollo del algoritmo de Identificación facial</i> .....	63
<b>Tabla 11</b> <i>Sprint Backlog 02</i> .....	64
<b>Tabla 12</b> <i>Pseudocódigo del algoritmo de identificación del rostro, basado en el algoritmo de Viola Jones</i> .....	66
<b>Tabla 13</b> <i>Resultados, pruebas realizadas del algoritmo de Identificación de personas mediante identificación del rostro con tres rutas distintas</i> .....	73
<b>Tabla 14</b> <i>Historia de usuario para la creación de un dataset con imágenes de torsos de personas</i> .....	74
<b>Tabla 15</b> <i>Sprint Backlog 03</i> .....	75
<b>Tabla 16</b> <i>Historia de Usuario para el desarrollo del modelo y/o algoritmo de Re-Identificación de personas a través de la textura de la vestimenta, utilizando la zona del torso de la misma</i> .....	78
<b>Tabla 17</b> <i>Sprint Backlog 04</i> .....	79
<b>Tabla 18</b> <i>Pseudocódigo del algoritmo DPM para la Re-Identificación de personas, utilizando LBPU como descriptor de textura y SVM como clasificador de personas (clases)</i> .....	82

<b>Tabla 19</b> Resultados, pruebas realizadas del algoritmo de Identificación de personas mediante identificación de la textura del torso con tres poses distintas u oclusiones .....	88
<b>Tabla 20</b> Historia de usuario de detección y Re-Identificación de la vista posterior de las personas a través de la característica soft-biométrica, la textura de la vestimenta, mientras está grabando el segundo video.....	91
<b>Tabla 21</b> Sprint Backlog 05 .....	92
<b>Tabla 22</b> Resultados, pruebas realizadas del algoritmo de Identificación de personas mediante identificación de la textura del torso con tres poses distintas u oclusiones .....	95
<b>Tabla 23</b> Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Alex, con tres rutas distintas .....	101
<b>Tabla 24</b> Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Diego, con tres rutas distintas.....	100
<b>Tabla 25</b> Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Ángel, con tres rutas distintas .....	102
<b>Tabla 26</b> Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Flor, con tres rutas distintas .....	103
<b>Tabla 27</b> Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Jhon, con tres rutas distintas.....	104
<b>Tabla 28</b> Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante la identificación facial .....	105
<b>Tabla 29</b> Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante Re-Identificación de textura .....	106
<b>Tabla 30</b> Resultados de las pruebas sobre Identificación de personas a través del rostro de 5 clases ....	106
<b>Tabla 31</b> Resultados de las pruebas sobre Re-Identificación de personas, a través de la textura de la vestimenta en el torso de 5 clases.....	107
<b>Tabla 32</b> Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Alex, con tres rutas distintas .....	110
<b>Tabla 33</b> Matriz de confusión de la identificación facial y Re-Identificación de la clase Diego, con tres rutas distintas .....	110
<b>Tabla 34</b> Matriz de confusión de la identificación facial y Re-Identificación de la clase Ángel con tres rutas distintas .....	111

<b>Tabla 35</b> <i>Matriz de confusión de la identificación facial y Re-Identificación de la clase Flor con tres rutas distintas</i> .....	112
<b>Tabla 36</b> <i>Matriz de confusión de la identificación facial y Re-Identificación de la clase Jhon con tres rutas distintas</i> .....	112
<b>Tabla 37</b> <i>Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante identificación facial</i> .....	113
<b>Tabla 38</b> <i>Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante Re-Identificación de textura</i> .....	114
<b>Tabla 39</b> <i>Resultados de las pruebas sobre Identificación de personas a través del rostro de 5 clases</i> ....	115
<b>Tabla 40</b> <i>Resultados de las pruebas sobre Re-Identificación de personas a través de la textura de la vestimenta en el torso de 5 clases</i> .....	116

## Resumen

El presente proyecto desarrolla e implementa un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características biométricas y soft-biométricas, el rostro y la textura de la vestimenta respectivamente, con la ayuda de técnicas, modelos y/o algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning, para el procesamiento y análisis de una imagen o secuencia de imágenes (video), a fin de que el proceso de detección y Re-Identificación sea rápido y eficaz. Se utilizó la metodología ágil Scrum para el análisis y desarrollo del sistema, obteniendo un trabajo ordenado y eficiente en cada periodo. La implementación del sistema se realiza en un ambiente controlado, ubicado en la Universidad de las Fuerzas Armadas Espe Sede Latacunga, en el cual se escogió uno de los pasillos de la institución para la Re-Identificación de personas, por lo tanto se ubicaron dos cámaras, la primera captura la parte frontal de la persona y está destinada a la identificación facial, la segmentación y la generación tanto del dataset del rostro como el de torso de la misma, mientras que en la segunda cámara realiza la detección y Re-Identificación del torso de la vista posterior de la persona. El sistema fue validado para que tanto el algoritmo de identificación facial como de textura de la vestimenta, presente resultados que estén acordes a la revisión de la literatura realizada en este proyecto.

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

### **Abstract**

This project develops and implements a system for Re-Identification of people through biometric and soft-biometric characteristics, face and clothing texture respectively, with the help of techniques, models and algorithms of Computer Vision and Machine Learning, for the processing and analysis of an image or sequence of images (video), so that the detection and Re-Identification process is fast and efficient. The agile Scrum methodology was used for the analysis and development of the system, obtaining an orderly and efficient work in each period. The implementation of the system is done in a controlled environment, located at the Universidad de las Fuerzas Armadas Espe, Latacunga, in which one of the corridors of the institution was chosen for the Re-Identification of people, therefore two cameras were located, the first captures the front of the person and is intended for facial identification, segmentation and generation of both the dataset of the face and torso of the same, while the second camera performs the detection and Re-Identification of the torso of the back view of the person. The system was validated so that both the algorithm of facial identification and clothing texture, present results that are consistent with the literature review conducted in this project.

*Key words:* Person re-identification, biometric features, soft-biometric features, Computer Vision Techniques, Machine Learning.

## Capítulo I

### Introducción

#### Propósito y contextualización del tema

En la actualidad la videovigilancia ha evolucionado en todo el mundo por su presencia en distintos lugares (abiertos o cerrados), como centros comerciales, aeropuertos, cárceles, campus universitarios, carreteras y edificios públicos o privados, hoy en día ya no es un lujo, sino una necesidad de salvaguardar la seguridad de las personas debido a que en el transcurso del tiempo se ha notado que esta ha contribuido a prevenir catástrofes a lo largo del mundo ya sea en atentados, secuestros o robos, puesto que al analizar los videos provenientes de un conjunto de cámaras posicionadas en diferentes puntos se ha podido capturar o evitar dichas situaciones peligrosas y problemáticas presentes en la actualidad. La videovigilancia consiste en un circuito cerrado de cámaras (de gama baja, media o alta) con la capacidad de captar imágenes y enviarlas a una central para que puedan ser controladas por el personal de seguridad de una empresa, oficina u hogar. Algunos países cuentan con una inmensa cantidad de cámaras en circuitos cerrados. Desde diciembre de 2017, China cuenta con la red de videovigilancia más grande y sofisticada del mundo, en la actualidad el 54% de cámaras del mundo están ubicadas en dicho país, seguido de India y de Estados Unidos que cuentan con un gran número de habitantes. Debido a la cantidad de transmisiones de video, en un sistema de videovigilancia, es necesario su análisis en tiempo real, con el fin de mantener una constante vigilancia mejorando la efectividad de protección frente a eventos que perjudiquen a las personas, (Regazzoni et al., 2010). El monitoreo y control de estos circuitos de cámaras los realizan personas encargadas de la seguridad o del control del lugar en donde se encuentran. El control humano, en muchos casos, no es infalible y puede resultar erróneo, lento además de ser costoso, debido al cansancio, distracción y/o la cantidad de cámaras por revisar, lo que reduce considerablemente la eficacia de la videovigilancia. (Moctezuma-Ochoa, 2016)

En la actualidad, se está empleando la Inteligencia Artificial como un medio de automatización para el procesamiento y análisis de video con el fin de que sea más rápido y eficaz, lo que ha permitido analizar videos en tiempo real, (Moctezuma-Ochoa, 2016). El análisis de video basado en la Inteligencia Artificial, puede permitir la caracterización de la actividad y el comportamiento de las personas en una escena, al ser automatizado es necesario para la identificación de personas en movimiento y las tareas de vigilancia de alto nivel, como la detección de actividades sospechosas o la predicción de eventos indeseables para alertar a tiempo al personal de seguridad, haciendo que la vigilancia sea más proactiva. El seguimiento del movimiento es la base para extraer información vital sobre objetos en secuencias de imágenes para sistemas de videovigilancia, alcanzando una detección completa de dichos objetos en movimiento, que logra una mayor estabilidad frente a los cambios de brillo, las variaciones dinámicas en el entorno circundante y el ruido de fondo. (Gaba et al., 2016)

Una de las principales tareas de los sistemas de videovigilancia es la Re-Identificación de personas (Re-ID) que sirve de base para el seguimiento de personas. La Re-ID consiste en identificar a una persona a lo largo de diversas cámaras localizadas en una zona de videovigilancia.

En la actualidad, la RE-ID de personas es un recurso con una alta demanda sobre todo en el ámbito de la video seguridad, esto significa identificar y dar seguimiento a una persona en un circuito de cámaras, (Moctezuma-Ochoa, 2016). La RE-ID es una tarea difícil debido a factores como el cambio de postura, la condición de la iluminación, los cambios de clima, el desorden del fondo y la oclusión, (Sánchez et al., 2019). Estos problemas presentes en la Re-ID, actualmente, se logran reducir utilizando técnicas o modelos de Visión por Computadora, Machine Learning e inclusive mediante Deep Learning. Para entrenar estos modelos se utilizan ciertas características que permiten diferenciar a una persona de otra. Existen dos tipos de características las biométricas como el rostro y las soft-biométricas como la silueta corporal, el alto y ancho, la textura y color de la vestimenta (estas dos últimas consideradas como características complementarias). Además, se pueden utilizar modelos alternativos para mejorar

la predicción de Re-ID como los modelos no holísticos que consideran a la persona como un conjunto de partes (algunos modelos dividen al cuerpo humano en 6 partes, otros en 3 partes de acuerdo a la aplicación a implementar), contrario a los holísticos que consideran a la persona como un todo.

Por todo lo expuesto, se plantea el desarrollo del presente trabajo de investigación que tiene como finalidad implementar un modelo de RE-ID haciendo uso de características biométricas y características soft-biométricas de la textura de la vestimenta para mejorar la identificación de personas, en un circuito cerrado de cámaras.

### **Justificación del interés de la investigación**

El fundamento de los sistemas de videovigilancia de personas son los sistemas de Re-Identificación, la gran mayoría de estos sistemas usan el reconocimiento facial capaz de identificar y verificar el acceso de diferentes personas a distintos lugares, con la ayuda de imágenes, videos u otros medios multimedia, con la finalidad de obtener un mayor control y monitoreo para la seguridad de las personas.

El desarrollo de un sistema de Re-Identificación de personas a través del uso de características faciales tiene falencias al no poder visualizar completamente su rostro. En los últimos años, se utilizan las características soft-biométricas, modelos holísticos y no holísticos y se aplican técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning, para incrementar el porcentaje de identificación de personas, realizando el seguimiento de las mismas para el control de actividades sospechosas.

El objetivo del proyecto es implementar un sistema de Re-ID que utilice como entrada las características faciales y la textura de la vestimenta de una persona Y haga uso de técnicas holísticas y no holísticas con el fin de reducir el espectro para su identificación lo que redundará en el ahorro del tiempo de entrenamiento y de recursos computacionales, además, este proyecto servirá como una guía para el desarrollo de otros proyectos enfocados y/o relacionados con la videovigilancia.

## **Objetivos Generales y Específicos**

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

### ***Objetivo General***

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

### ***Objetivo Específicos***

- Conocer el estado del arte sobre métodos y técnicas para la Re-Identificación de personas a través de características faciales y soft-biométricas la textura de la vestimenta, y modelos holísticos y no holísticos.
- Implementar un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas la textura 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 Re-ID.

### **Metodología**

El presente trabajo tiene como objetivo principal el desarrollo de un sistema de Re-Identificación de personas a través de las características biométricas y soft-biométricas de la textura de la vestimenta y el uso de modelos holísticos y no holísticos, utilizando algoritmos de Visión por Computadora y Machine Learning, para lo cual se va a utilizar una metodología enmarcada en los objetivos planteados para esta investigación. En primer lugar, se utiliza el método sistemático para encontrar literatura científica que se relacione con el tema de investigación, estableciendo una base teórica inicial. Para ello, se parte del estudio de Re-Identificación de personas a través del uso de características biométricas (rostro) y soft-biométricas (textura de la vestimenta), para continuar con el

estudio de la Re-Identificación de personas utilizando técnicas de Visión por Computadora y Machine y/o Deep Learning, con el uso de modelos holísticos y no holísticos. Esta información será obtenida mediante la búsqueda y la revisión de publicaciones científicas presentes en las bases de datos científicas Scopus, ISI Web e IEEExplore, lo que permitirá consolidar los conocimientos sobre la temática de la investigación. A continuación, se analizará el proceso de aprendizaje de Machine Learning, recolectando inicialmente, de repositorios digitales, los conjuntos de datos o datasets, que contengan imágenes, frames y/o videos de personas, en donde, se pueda visualizar su rostro y sus características soft-biométrica sin oclusiones. Posteriormente, se construirá un dataset propio en un circuito cerrado de cámaras no solapadas, de los datasets se extraerán características del rostro y de la textura de la vestimenta, con estos descriptores se implementarán modelos y/o algoritmos de Machine Learning que permitan identificar personas en distintos lugares (predicciones). Luego se evaluarán estas predicciones, mediante métricas de precisión a través de datos de prueba y/o el dataset construido. Se variarán los hiper parámetros de los modelos seleccionados que controlan el proceso de aprendizaje, teniendo como objetivo comparar y analizar las predicciones, partiendo con la identificación del rostro de una persona cuando la cámara lo localiza o utilizando los hiper parámetros cuando no puede distinguirlo. Además, se aplicarán diferentes procesos de aprendizaje utilizando técnicas holísticas (en donde, se considera como un todo a la persona originando así una ventana global) y las técnicas no holísticas (en donde, el cuerpo de la persona se divide en partes semánticas, generando una ventana global que contendrá una serie de sub ventanas internas), con el propósito de construir nuevos modelos y/o algoritmos, que tendrán como resultado una reducción del campo de búsqueda, por lo que el número de comparaciones en el momento del reconocimiento será menor y el tiempo que se emplea para realizar la Re-Identificación se reduciría. Los modelos se evaluarán, se analizará el margen de error en la identificación y conforme a los resultados obtenidos se ajustarán para validarlos con nuevos conjuntos de datos, con la finalidad de mejorar el rendimiento de la Re-Identificación.

## Capítulo II

### Marco teórico

En este capítulo se describen conceptos, definiciones, características y elementos que utiliza un sistema automático de Re-ID de personas. La Re-Identificación de personas se basa en el reconocimiento de características humanas (físicas, de comportamiento y adheridas) de un individuo, mediante múltiples cámaras en un espacio de videovigilancia, (Moctezuma-Ochoa, 2016). Este proceso asigna un mismo identificador a todas las instancias de una persona dentro de una imagen o secuencia de imágenes, mediante el reconocimiento de ciertas características, (Vezzani et al., 2013). En este capítulo, se describen las características biométricas y soft-biométricas, para luego conocer las técnicas de Visión por Computadora y los modelos y/o algoritmos de Machine Learning que se usan para la Re-ID de personas.

#### **Características Biométricas y Soft-biométricas**

En los sistemas de Re-ID de personas, a través del procesamiento de imágenes, se utilizan ciertas características de un individuo para identificarlo, existen dos tipos de características, las biométricas (fisiológicas) y las soft-biométricas (físicas, de comportamiento y adheridas), que contribuyen al reconocimiento de personas. (Moctezuma-Ochoa, 2016)

Las características biométricas son los rasgos fisiológicos que hacen única a cada persona, tales como el rostro, las huellas dactilares, la voz, el ADN, el iris del ojo, etc. Su principal objetivo es distinguir a un individuo de otro, (Moctezuma-Ochoa, 2016) (Diana Judith et al., 2016).

Dentro de las características biométricas la más utilizada en los sistemas de Re-ID de personas es el rostro, a través de imágenes (reconocimiento facial), misma que será parte del presente trabajo de investigación para obtener un porcentaje alto de reconocimiento, (van de Haar et al., 2013). En la actualidad, los sistemas de reconocimiento facial son empleados en distancias considerables en las que el rostro de las personas se pueda visualizar sin ningún problema para efectuar la identificación. Este

tipo de reconocimiento resulta ser no intrusivo, ya que no existe contacto de las personas con estos sistemas. (van de Haar et al., 2013)

El reconocimiento facial puede verse afectado por la iluminación, la postura en la que se encuentra la persona, la escala de fondo, el ruido y la oclusión facial como el peinado, el maquillaje, etc, (Kaur et al., 2020). En estos casos, existen otras características que pueden ser utilizadas para mejorar la Re-ID de personas y son las características soft-biométricas que ayudan en la identificación, aun cuando las condiciones del entorno no sean totalmente controladas. (Moctezuma-Ochoa, 2016)

### **Características Soft-biométricas**

A diferencia de las características biométricas (patrones únicos) las características soft-biométricas proporcionan otro tipo de información de las personas como son las físicas, de comportamiento y adheridas, por ejemplo, el alto o ancho, el ratio de aspecto, la silueta, el cabello (forma, color, etc.), las cicatrices, la forma de andar, la vestimenta (color y textura), etc., (Nixon et al., 2015). Sin embargo, estas carecen de un alto carácter distintivo y de permanencia en el tiempo para diferenciar a un individuo de otro. A pesar de no tener un alto poder distintivo con respecto a las biométricas, han dado buenos resultados y son de gran ayuda para la Re-ID de una persona (Moctezuma-Ochoa, Daniela Alejandra, 2016). Estas características se las utiliza cuando en una imagen o secuencia de imágenes, la visualización de personas presenta problemas de oclusión, especialmente cuando no se logra distinguir el rostro, y no se le puede identificar eficientemente. Además, es importante notar que, la combinación de estas características aumenta el poder distintivo de un individuo a otro, (Zhu et al., 2015).

Para el desarrollo del presente trabajo se utilizará la característica soft-biométrica de la vestimenta, específicamente la textura, la cual representa la apariencia externa de la estructura de los objetos (vestimenta), es decir, que cuenta con una distribución espacial de los niveles de color o intensidad en alguna región de una imagen (en este caso, la parte del torso de una persona). En los

sistemas de Re-ID esta característica se utiliza en situaciones en las que se presenta un bajo rendimiento de detección del rostro (característica biométrica). La textura de la vestimenta se encuentra entre las características soft-biométricas más fuertes para la identificación de individuos, (Satta, 2013), de acuerdo con la literatura, se puede determinar que el porcentaje de precisión de esta característica en la Re-ID es de 44.05%, usando el clasificador Support Vector Machines (SVM) (Bedagkar-Gala & Shah, 2014), con respecto a otras características soft-biométricas utilizadas para la Re-ID de personas.

### **Técnicas Holísticas y No Holísticas**

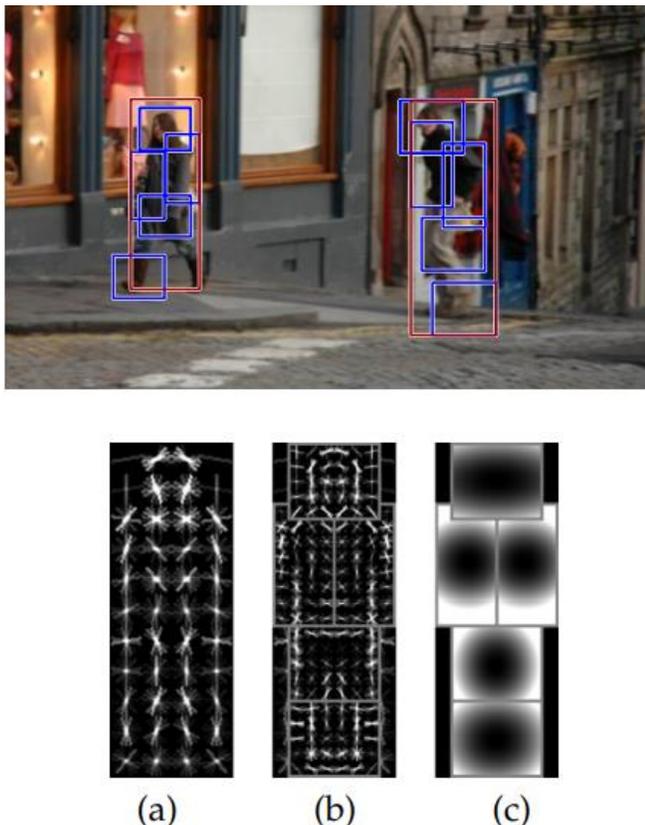
En la actualidad los sistemas de Re-ID de personas pueden emplear dos tipos de modelos, para identificar partes de una persona, el simple que permite definir a los individuos como una sola región o forma, a estos modelos se les conoce como Holísticos, por otro lado, están los modelos complejos que definen a la persona como una combinación de múltiples regiones o formas, conocidos como Modelos No Holísticos (García-Martín & Martínez, 2015).

Los Modelos Holísticos tratan a una persona como un todo, es decir, ninguna parte del cuerpo del individuo se considera por separado, (Xu et al., 2014). Estos modelos son más simples de emplear en los sistemas de Re-ID de personas, pero presentan varios problemas de rendimiento, puesto que, si la persona está parcialmente oculta o si se producen cambios en su postura, el sistema de detección empieza a confundirse, ya que no puede determinar cuando no se lo ve el cuerpo completo sino por partes. Para solventar estas complicaciones o problemas que presentan los Modelos Holísticos existen los Modelos Basados en Partes los cuales exponen una alta complejidad en su tratamiento, estos modelos admiten variaciones de postura y oclusiones (García-Martín & Martínez, 2015). Los modelos no holísticos, al contrario de los holísticos, separan y/o dividen al cuerpo humano en varias partes (cabeza, tronco, brazos y piernas) como se muestra en la Fig. 1, con las cuales se puede determinar y/o reconocer la existencia de una persona, aunque existan problemas de oclusión, (Prioletti et al., 2013). Estos

modelos son considerados más fiables que los anteriores, debido a que al integrar múltiples partes de una persona se podría obtener una mejor precisión en la detección. (García-Martín & Martínez, 2015)

### Figura 1

*Representación de modelos No Holísticos*



*Nota.* A una imagen se le puede aplicar el modelo basado en partes a personas presentes en la escena (ilustración superior), para luego definir las con la ayuda de filtros basados en partes (ilustración inferior). En (a) se aplica un filtro raíz grueso, en (b) se aplican varios filtros de partes con mayor resolución y en (c) se crea un modelo espacial para el posicionamiento de cada parte en relación con su raíz. Recuperado de (Felzenszwalb et al., 2010)

Uno de los Modelos No Holísticos, más populares en la actualidad es el detector basado en partes que se utilizará en este trabajo de investigación denominado: Modelo Basado en Partes Deformables DPM (Deformable Parts Model), específicamente el modelo fijo FDPM. El DPM define un

número fijo de partes en las que cada una de ellas se detecta por separado (González et al., 2016), de esta manera se evita mezclar diferentes partes del cuerpo en la detección de personas. Este tipo de detector se podría asemejar a la agrupación de modelos completos de un individuo para el reconocimiento, (Xu et al., 2014).

Los Modelos Basados en Partes Deformables en el transcurso de los años, han superado los grandes desafíos que se originan en la detección de personas, por su aplicabilidad en situaciones en las que el cuerpo completo de los individuos ya no puede ser detectado, ya sea por la ubicación, obstrucción de objetos o se encuentran de espaldas a la cámara, en este caso la detección no se puede considerar confiable, puesto a que se producen falsos positivos o falsos negativos en la detección y/o identificación. (Dayangac et al., 2015)

Los DPMs se los puede implementar con el descriptor de características LBP (Local Binary Patterns) (ver sección Visión por Computadora: LBP) y clasificadores como SVM (Support Vector Machines) (ver sección Machine Learning: SVM). Al modelar e implementar este tipo de sistemas tiene sus ventajas, por ejemplo, al tratar de identificar a una persona, que no se le ve es rostro o completo, el sistema localiza los brazos, el torso, las piernas, la cabeza ya sea de frente o de espaldas. Una vez localizada una de estas partes se puede trabajar cada una de estas por separado e inclusive se puede unir y/o integrar, con el fin de formar un descriptor final, la suma de las partes es la persona completa, (Dayangac et al., 2015).

En este trabajo los objetos tipo persona se modelan según su apariencia corporal de forma completa o por partes del cuerpo, en este caso se ha dividido en tres partes: cabeza, torso y piernas, de manera especial se tratará el torso para el análisis de la textura de la ropa, para su identificación. El torso humano tiene la mayor dimensión en tamaño que las otras partes del cuerpo y además es relativamente rígido, se considera un parte fundamental para identificar a una persona puesto a que conecta las otras partes del cuerpo entre sí, (Li et al., 2012). Para encontrar el torso de una persona

presente en una imagen o secuencia de imágenes (Video) se aplica un enfoque basado en la segmentación por partes, en el cual se asigna una escala, es decir, un cuadro delimitador con una escala acorde al torso, a fin de diferenciar con el de las extremidades superiores o inferiores, por consiguiente se realiza una búsqueda de todas las combinaciones de segmentos que cumplan esta restricción de escala, para luego clasificarlos con un conjunto de candidatos con similar forma y contorno, obteniendo como resultado la detección del torso, (Mori et al., 2004), el mismo que se usará para el reconocimiento de las personas a través de la textura de la vestimenta.

Las texturas de la vestimenta presentan cierta diferencia de las texturas naturales que se visualizan fuera del cuerpo de la persona, a causa de las limitaciones en la fabricación de telas, (Schwartz et al., 2009). Por esta razón para describir la textura de la vestimenta se necesita como entrada imágenes en escala de grises, por lo que si se tiene una imagen de color se debe transformar a escala de grises, a fin de ser aplicados con métodos como LBP para el análisis de la textura, puesto a que proporciona información acerca de la homogeneidad de la textura de la vestimenta, es decir, la vestimenta de una persona está compuesta por regiones de textura homogéneas (con características comunes), obteniendo el reconocimiento de la persona mediante esta característica soft-biométrica, (Lu et al., 2011). Por esta razón, se utiliza LBP como un descriptor de textura de la ropa, obtenido a través de DPM del torso, técnicas que son de Visión por Computadora, utilizadas para la identificación de individuos en un sistema de Re-ID.

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

La Visión por Computadora es una rama de la Inteligencia Artificial en la que se involucra el uso de computadoras, en el procesamiento de imágenes, para conseguir una comprensión detallada de datos visuales, obteniendo un enfoque similar al de los sistemas visuales humanos. Esta área ha sido estudiada desde varias perspectivas, partiendo de datos sin procesar hasta técnicas que combinan el procesamiento de imágenes digitales, el reconocimiento de patrones, el aprendizaje automático, etc,

(Silveira Jacques Junior et al., 2010). En el procesamiento de imágenes la extracción de características es considerada un ámbito fundamental y crítico, de manera que se requieren objetos o características retratadas con la ayuda de dispositivos electrónicos, como una cámara que captura una imagen o secuencia de imágenes (Video). El procesamiento de imágenes se basa en la detección de características y extracción de descriptores. La detección consiste en relevar sobre la imagen la posición de estos elementos visuales, usualmente para luego proceder con una segunda etapa de extracción de características sobre cada característica detectada. Además, una de las tareas fundamentales dentro del procesamiento es la eliminación del ruido (fondo) (Fig. 2) de una imagen o secuencia de imágenes para mejorar la calidad y facilitar la búsqueda de información en la misma. En Visión por Computadora al proceso de extracción de características se conoce como extracción de descriptores, (o descriptor visual o vector de características). (Wiley & Lucas, 2018)

## Figura 2

### *Procesamiento de imágenes*



*Nota.* El procesamiento de imágenes, se enfoca en la imagen original en la que se procede a realizar el proceso de eliminación del ruido de la imagen. Recuperado de (Mohamed et al., 2010)

Existen algunas técnicas que se utilizan para la descripción de características en datos visuales, tales como LBP (Local Binary Patterns), HOG (Histogram of Oriented Gradients), etc. Una vez calculados estos descriptores se puede indicar la información referente al color, textura y movimiento que se obtiene de un objeto (persona). (Xu et al., 2021)

Los descriptores que se utilizan en este trabajo de investigación son LBP y sus variantes como: LBPU y LBPH. Además, se utilizan los algoritmos Viola Jones y Haar Cascade, los cuales permiten la detección de características de personas presentes en una imagen o una secuencia de imágenes, como el rostro y la separación de partes respectivamente.

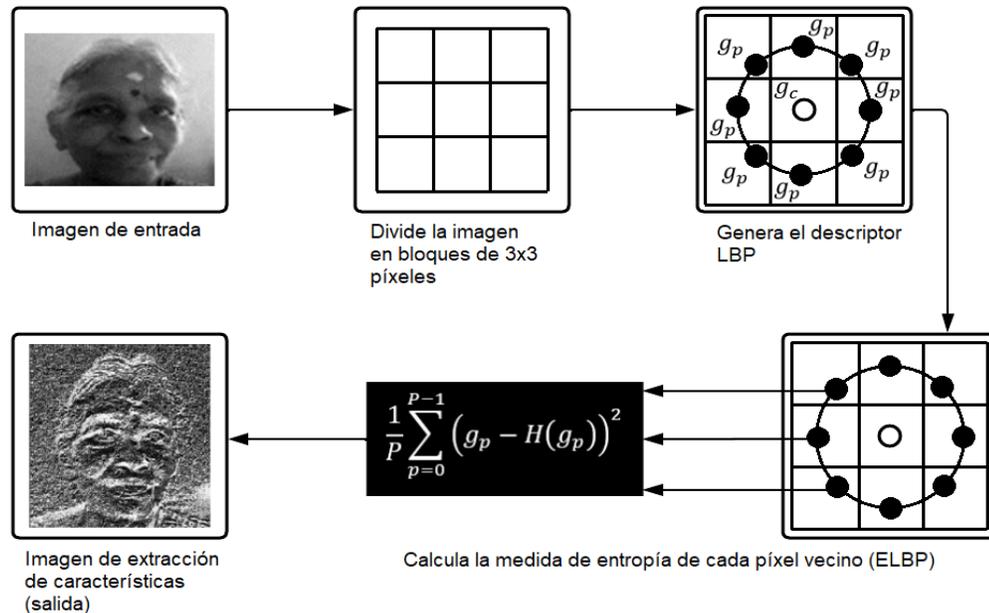
### **Local Binary Pattern (LBP)**

Es un descriptor simple pero muy efectivo que etiqueta los píxeles de una imagen por medio de un umbral de la vecindad a cada píxel, el resultado de este proceso es codificado a un número binario. El umbral es una técnica empleada en la segmentación de imágenes, en donde, se divide en un histograma de las intensidades de los píxeles, (Nakane et al., 2020). La segmentación de imágenes es un procedimiento que divide una imagen en varias regiones (segmentos), cambiando su representación para que sea más sencillo de analizar y obtener información en la región de interés, (Kuruvilla et al., 2016). Dado a su simplicidad computacional y poder discriminativo, el LBP es un descriptor de textura que se utiliza en diversas aplicaciones, siendo unificador de modelos estadísticos y estructurales para el análisis de textura, por su solidez a los cambios monótonos de escala de grises provocados por variaciones de iluminación, así como, el análisis de imágenes en tiempo real, por ejemplo, en la detección de personas, (Hu et al., 2016).

De manera general, el descriptor LBP en la extracción de características de una imagen utiliza una vecindad 3x3 por píxel de una imagen, obteniendo una vecindad de 8 píxeles y se utiliza un umbral a través de una comparación del píxel central por cada vecino, de manera que obtiene una etiqueta binaria como resultado de este proceso teniendo como máximo y mínimo valor 255 y 0 respectivamente generando una imagen de tonos de grises, lo que permite formar etiquetas de textura, (Srivastava & Khare, 2017). La representación del operador LBP básico que trabaja en un bloque de vecindad 3x3 píxeles de una imagen se muestra en la Fig. 3.

Figura 3

## Representación del descriptor LBP



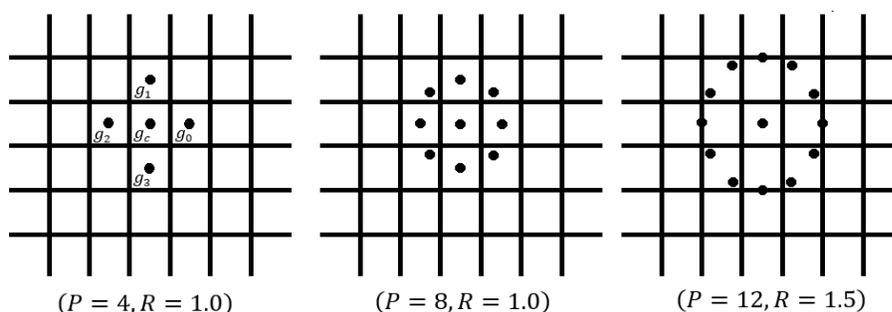
*Nota.* De acuerdo a la literatura LBP comprende la siguiente secuencia para la extracción de características, se necesita una imagen de entrada, inmediatamente se divide la imagen en bloques de 3x3 píxeles, posteriormente se genera el LBP, para luego calcular la medida de cada píxel vecino, obteniendo como resultado la extracción de características de la imagen. (Sree Vidya & Chandra, 2019)

Por lo general, cada píxel se describe con la palabra  $P$ , siendo los puntos de vecindad dentro de un radio, un número representado con la palabra  $R$  de píxeles. La notación que se utiliza es  $(P, R)$  para las vecindades de los píxeles, por lo tanto,  $P$  indica los puntos en un círculo de radio  $R$  (Fig. 4). Sin embargo, si la coordenada de un punto en el círculo no pertenece a las coordenadas de la imagen, se la puede determinar a través de la interpolación más cercana o lineal, (Luna da Silva et al., 2017). El descriptor LBP básico es empleado en un vecindario de 3x3, sin embargo, para la extracción de información en una escala de 3x3 se considera muy pequeña, puesto a que las características de textura que poseen una dimensión alta no pueden ser capturadas de manera correcta utilizando esta escala.

Para solventar estas limitaciones que presenta esta escala se puede expandir el tamaño del bloque de 3x3 a bloques de otras dimensiones tales como 5x5 o 7x7, denominándose a este tipo de codificación LBP multi-escala, de este modo se evita limitaciones en el tamaño de la vecindad o en el número de puntos de muestreo, (Srivastava & Khare, 2017). En la Fig. 4 se muestran algunos ejemplos de conjuntos multi-escala LBP.

**Figura 4**

*Ejemplos de conjuntos multi-escala LBP*



*Nota.* De acuerdo a la literatura se presentan algunos conjuntos de vecinos circularmente simétricos para diferentes configuraciones de  $(P, R)$  aplicando LBP multi-escala. (Guo et al., 2010)

Existen variaciones del código LBP, por ejemplo, Local Binary Patterns Uniform (LBPU), son patrones que contienen como máximo dos transiciones circulares de 0 a 1 y/o de 1 a 0, por ejemplo, los patrones 00000000 y 11011111 es una codificación LBPU y el patrón 10101100 no es LBPU, debido a que posee seis transiciones. Al seleccionar solo patrones uniformes se obtiene una reducción en la longitud del vector de características LBP, así como se mejora el rendimiento de los clasificadores que usan LBP. LBPU se emplea para conseguir la invarianza de la rotación, (Schaefer & Doshi, 2012). Al medir el histograma de LBP, se asigna un valor separado por cada patrón uniforme, de tal manera que todos los patrones no uniformes se asignan a un valor único. Esta técnica puede reducir la longitud de un vector de 256 a 59 espacios. Existen algunos métodos para realizar la comparación de histogramas LBP,

estos incluyen intersección de histogramas, estadísticas de probabilidad logarítmica, etc. De acuerdo a la literatura el resultado de los experimentos empleados en grandes conjuntos de datos de imágenes presentó que hasta el 90% de los patrones son uniformes, mientras que el porcentaje restante no lo es, de modo que la imagen se divide en regiones que no se superponen, en donde, se realizan los cálculos de los histogramas de patrones LBPU. (Chengeta & Viriri, 2018)

En la actualidad el LBP presenta una variante para el reconocimiento facial en sistemas de Re-Identificación de personas denominado Local Binary Patterns Histograms (LBPH). Local Binary Patterns Histograms (LBPH), que es una técnica para el reconocimiento facial utilizada para identificar el rostro de una persona. Este presenta un desempeño alto debido a que permite reconocer el rostro de un individuo tanto de frente como de costado. Es necesario diferenciar entre el reconocimiento facial que se encarga de distinguir rostros humanos presentes en una imagen (técnicas de Visión por Computadora: mediante la extracción de descriptores) y la identificación facial la cual permite establecer la identidad de la persona (modelos y/o algoritmos de Machine Learning: mediante clasificadores).

El proceso de reconocimiento de personas parte con la creación de un conjunto de imágenes obtenidas con la ayuda de una cámara, para etiquetarlos con un identificador único o nombre de la persona y almacenarlos en una base de datos o dataset. Es necesario capturar muchas y variadas imágenes de un solo individuo, puesto que una parte del conjunto de datos es utilizado para el entrenamiento del algoritmo, y el restante para las pruebas del mismo. Posteriormente se aplica el concepto de vecindario circular, que se basa en tomar los puntos de los píxeles no enteros que estén ubicados alrededor de un área seleccionada, por lo que el número de apariciones de códigos LBP en la imagen se junta para formar un histograma. Finalmente, se realiza la clasificación mediante el cálculo de las similitudes básicas de histogramas que se comparan, a fin de que el histograma contenga una descripción de la persona. (Zhao & Wei, 2017)

### Algoritmo Haar Cascade

Este algoritmo es utilizado para la detección de personas en un marco determinado. Este clasificador utiliza varias muestras positivas y negativas de personas para entrenar al clasificador, entendiéndose por muestras positivas, en donde, se pueda encontrar presencia humana y en las que no, como muestras negativas. Una vez que el clasificador es entrenado, puede ser aplicado a una región de interés en un marco de entrada. Al referirse a este clasificador como Cascade, implica que el clasificador resultante consta de un conjunto de clasificadores simples que son aplicados a una región particular de interés en una serie de etapas de identificación, hasta conseguir que el candidato o persona a ser reconocido pase todas esas etapas o sea rechazado, (Visakha & Prakash, 2018). Mientras que el término Haar hace referencia a una función bidimensional que es utilizada para verificar la apariencia del objeto (persona), de tal manera que consta de dos o más rectángulos posicionados uno junto a otro, formando así una plantilla, (Setjo et al., 2017). En consecuencia, se obtiene un archivo .xml que es el resultado de este proceso, a fin de ser usado para la detección de personas en una secuencia de imágenes de entrada. Después del entrenamiento, puede ser aplicado a una región de interés para cada uno de los marcos extraídos, de manera que se obtendrá un número 1 si es probable que en la región esté presente una persona, caso contrario será representado con un 0. Cabe recalcar que, se puede buscar en todo el marco la presencia de un individuo, a través de la aplicación de este algoritmo, así como, en toda el área. Sin embargo, las personas detectadas en un encuadre pueden sufrir variaciones en tamaño en función de su posición con respecto a la ubicación de la cámara. Para suplir este problema, el diseño de este clasificador tiene la posibilidad de cambiar el tamaño, por lo que, para cada marco este procedimiento debe realizarse varias veces a diferentes escalas, garantizando una cobertura completa. (Visakha & Prakash, 2018)

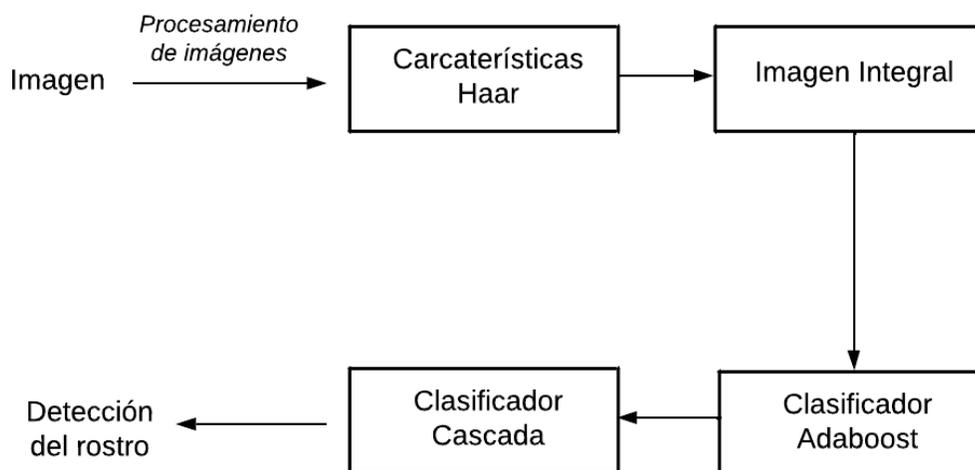
## Algoritmo Viola-Jones

Uno de los algoritmos para la identificación de personas, en un sistema de Re-ID, es Viola-Jones, el cual se utiliza para identificar rostros dentro de un marco de interés. Las características faciales de la región de interés son examinadas mediante un análisis discriminante, con el fin de determinar si presenta rasgos pertenecientes a una persona, (LU & YANG, 2019).

El algoritmo de Viola Jones se utiliza en la identificación de rostros en tiempo real. Por lo tanto, parte con una imagen de entrada en la que se aplican las características Haar para verificar si existe la presencia del rostro de la persona en el marco de interés. En consecuencia, se emplea el clasificador Adaboost, que entrena de forma iterativa una serie de clasificadores simples, generando así un clasificador fuerte en cada interacción. Para luego utilizar el clasificador cascada, en el que se obtendrá la detección del rostro, por medio de varias etapas en las cuales se descartarán si pertenecen o no a un rostro humano, hasta llegar al resultado final, (LU & YANG, 2019). El esquema del algoritmo de Viola-Jones se muestra en la Fig. 5.

### Figura 5

*Esquema del algoritmo de Viola-Jones*

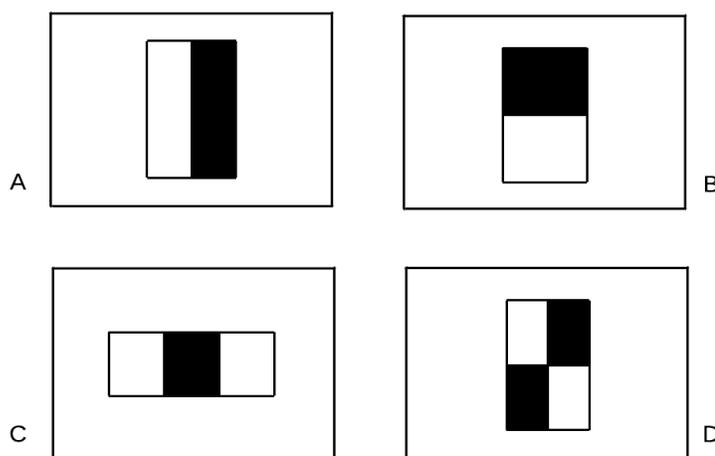


*Nota.* Recuperado de (Made Kris Raya et al., 2017)

Sin embargo, si existe una cierta similitud entre rostros se aplican características Haar sobre él o los rostros, los cuales son simples recuadros de dos dimensiones en los que puede variar el tamaño y la posición entre los cuadros internos blancos y negros, que, por lo general, el cuadro global está constituido por dos o tres rectángulos (Fig. 6), (Setjo et al., 2017). La aplicación de estas características, al rostro de la persona a reconocer, permite identificar si está presente o no. Cada característica Haar posee un valor, que es calculado a través del área de cada rectángulo para luego sumarlo al resultado. La extracción de características del rostro de una persona presente en una imagen se realiza por medio del uso de enfoque de imagen integral, lo que garantiza una mayor velocidad en la extracción de características. La imagen integral se define como la suma de los valores de los píxeles de la imagen original, por lo tanto, el valor en cualquier ubicación  $(x, y)$  de la imagen integral es la suma de los píxeles en la posición superior de la imagen y a la izquierda de la ubicación  $(x, y)$ . (Dabhi & Pancholi, 2013)

**Figura 6**

*Representación de las características Haar*



*Nota.* Las características Haar se pueden aplicar de diferente manera: horizontal, vertical o diagonal.

Recuperado de (Dabhi & Pancholi, 2013)

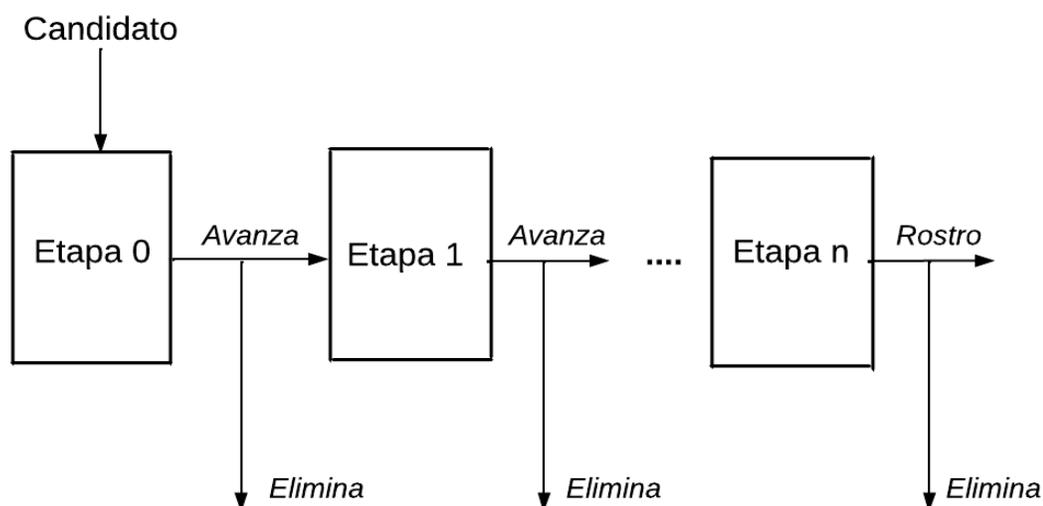
Posteriormente se utiliza el clasificador fuerte Adaboost para la medición correcta de identificación de rostros, así como la modificación del clasificador tradicional Adaboost. El clasificador

Adaboost tradicional, es un clasificador débil que es construido a través de varios árboles de decisión pequeños, para ser conectados en cascada al clasificador fuerte. Adaboost es considerado un diseño mejorado del clasificador boosting original, que es utilizado para la clasificación a partir del aprendizaje automático, puesto que presenta un alto nivel de eficacia para el modelamiento de datos. Es aplicado en la segmentación de imágenes, traducción de idiomas, minería de texto, etc, (Bühlmann & Yu, 2010), por lo tanto, es una combinación de Adaptive Boosting, en donde el término adaptive hace referencia a la principal diferencia con su predecesor, debido a que es método general en el cual se origina un clasificador fuerte con la ayuda de un conjunto de clasificadores débiles, (Li et al., 2020). Ambos clasificadores ofrecen la misma funcionalidad, puesto que el propósito es crear un clasificador fuerte en base a una combinación lineal entre clasificados débiles y simples. Adaboost plantea entrenar una serie de clasificadores débiles de forma iterativa, para que cada nuevo clasificador esté enfocado en los datos que fueron erróneamente clasificados, es decir, se pueden obtener datos erróneos en el proceso de detección provocados por falsos positivos, denominados de esta manera por no corresponder alguna persona, así como en las que sí corresponden, denominados datos correctos, (LU & YANG, 2019).

Una vez aplicadas las características Haar, la imagen integral y el clasificador Adaboost, como se muestra en la Fig. 5, es posible eliminar rápidamente a un falso candidato utilizando un clasificador cascade. De acuerdo a la literatura (Dabhi & Pancholi, 2013) este clasificador elimina al candidato si no pasó la primera etapa, en esta etapa el clasificador recibe todas las posibles ventanas de una imagen, y descarta aquellas que no considere como un rostro humano. Las ventanas que acepte el clasificador pasarán a la siguiente etapa, de manera que se repetirá este proceso hasta llegar a la última etapa. Durante cada etapa se reducirá la tasa de falsos positivos y se aumentará la tasa de detección, (Chhajro et al., 2018). Si un candidato pasa todas estas etapas, el resultado es la detección del rostro (Fig. 7).

**Figura 7**

*Esquema del clasificador cascade*



*Nota.* Los candidatos deben pasar todas las etapas para obtener la detección del rostro. Recuperado de (Dabhi & Pancholi, 2013)

El algoritmo de Viola Jones es empleado principalmente para la detección de rostros de personas que están posicionadas de forma frontal, es decir que la detección facial es más eficiente cuando la postura del individuo es frontal a la cámara o con una pequeña rotación hacia los lados (hacia arriba o hacia abajo). Este algoritmo comprende dos etapas que son, la detección y el entrenamiento, de manera que para detectar un rostro la imagen es convertida a escala de grises, con la finalidad de que el trabajo sea más sencillo, es decir, primero detecta el rostro presente en una imagen en escala de grises, para luego encontrar la ubicación en la imagen a color, (Wang, 2014) (Huang et al., 2019). En este sentido el algoritmo perfila un cuadro y realiza una búsqueda del rostro dentro del mismo, de tal manera que el cuadro se mueve un paso a la derecha, siempre y cuando haya pasado por todos los mosaicos de la imagen. Cabe recalcar que pueden existir variaciones del tamaño del cuadro y del paso, de acuerdo a las necesidades que se presenten, por ejemplo, con pasos más pequeños, se obtiene que

varios cuadros detecten características similares al rostro de la persona, a fin de determinar la ubicación del rostro con la ayuda de los datos pertenecientes a dichos cuadros. (Huang et al., 2019)

A diferencia de la etapa de detección, en la etapa de entrenamiento se prepara a la máquina para identificar las características de un rostro, es decir, se proporciona datos para entrenar y obtener un modelo que aprenda a realizar predicciones. En última instancia, el algoritmo establece un umbral mínimo para determinar si una persona puede clasificarse con un identificador o no, en este caso el identificador es el nombre de la persona. El algoritmo reduce la imagen a 24 x 24 píxeles y busca las características entrenadas dentro de la imagen. Necesita una gran cantidad de datos de imágenes faciales para poder diferenciar las características de una u otra persona (clases). Razón por la cual, al proporcionar esta gran cantidad de datos de imágenes faciales, el algoritmo puede ser entrenado, así como al facilitar al algoritmo imágenes no faciales podrá diferenciar entre las clases, (Huang et al., 2019).

Al emplear los descriptores mencionados anteriormente se obtiene un descriptor final, que será usado por él o los clasificadores de Visión por Computadora con los cuáles se obtendrá un clasificador final para la identificación de personas.

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

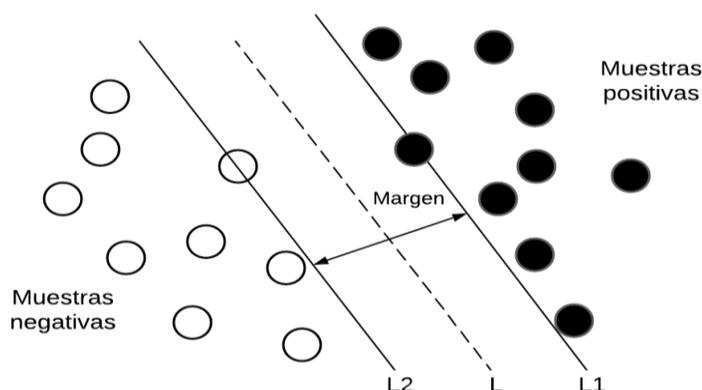
Machine Learning es una rama de la Inteligencia Artificial que permite a un sistema aprender a través de los datos. Es decir, se asigna a un programa de computadora para realizar una tarea automáticamente y se dice que la máquina ha aprendido si su desempeño medible en la ejecución de esta tarea mejora a medida que gana más y más experiencia en la ejecución de esta tarea. De esta manera, en este trabajo, la máquina podrá tomar decisiones y hacer predicciones basadas en datos que pertenecen a una imagen o una secuencia de imágenes. Tras la extracción de características de una imagen con los descriptores descritos en la sección anterior (LBP y sus variantes), es necesario el uso de un clasificador. Los modelos y/o algoritmos de Machine Learning se los denomina como clasificadores,

puesto que estos son capaces de que, una vez recibido un descriptor y/o características como entrada de un objeto (persona), permite categorizarlo o clasificarlo de acuerdo a un cierto número de clases posibles. Machine Learning puede ser aplicado en varias áreas de conocimiento como: el reconocimiento de patrones, procesamiento del lenguaje natural, predicción de delitos en sistemas de Video Vigilancia, etc. Machine Learning dispone de varios clasificadores como: Support Vector Machines (SVM), Regresión Logística, Backpropagation, Convolutional Neural Networks (CNN), etc. (Ray, 2019)

El clasificador que se utiliza en este trabajo de investigación es Support Vector Machines (SVM) que se encarga de manejar problemas de clasificación y regresión. En este clasificador es fundamental definir el hiperplano de clasificación, puesto que es el límite de decisión que permite separar clases, es decir, en un conjunto de objetos (personas) que pertenecen a distintas clases, es necesario un plano de decisión para separarlos. Estos objetos pueden o no ser linealmente separables, en este caso hablamos de un hiperplano, a fin de separar los objetos que están asociados a diferentes clases. El objetivo del SVM es clasificar de manera correcta los objetos en función de ejemplos que se presentan en el conjunto de datos de entrenamiento, (Ray, 2019). Específicamente, se asignan vectores de entrada de forma no lineal a un espacio de características de alta dimensión y se construye un plano de decisión lineal en este espacio de características con el propósito de separarlos. Al usar este plano de decisión (hiperplano) se garantiza una alta capacidad de generalización para ser empleado en aplicaciones de la vida real (por ejemplo, aplicaciones médicas de procesamiento de señales, en la Re-Identificación de personas, en el reconocimiento de imágenes y voz), (Li et al., 2013). En la Fig. 8 se muestra la representación de este clasificador.

**Figura 8**

*Representación del clasificador SVM*

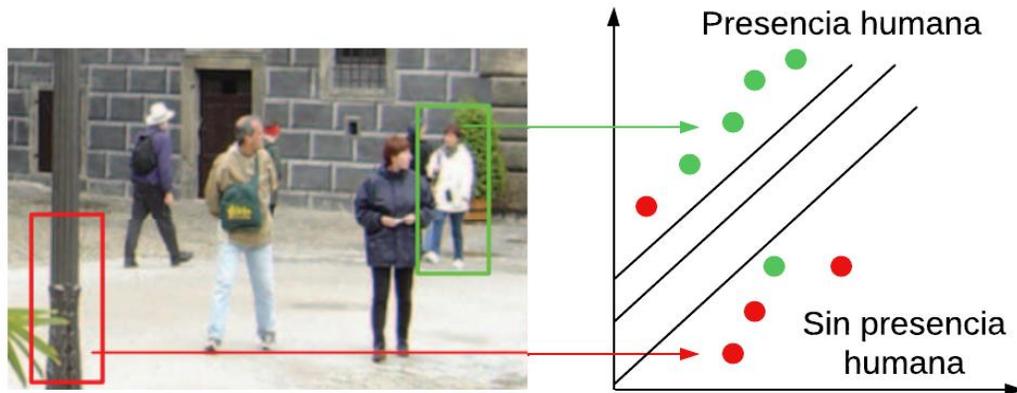


*Nota.* De acuerdo a la literatura, el clasificador SVM está constituido por L1 que es una línea paralela a L y que se encuentra cerca de la muestra positiva, mientras que L2 es una línea paralela a L, posicionada cerca de la muestra negativa. La distancia entre L1 y L2 se denomina margen de separación. Recuperado de (Li et al., 2013)

El clasificador SVM es un algoritmo de aprendizaje supervisado que puede ser utilizado para la identificación de objetos, de manera que es útil en aplicaciones que requieran la Re-Identificación de personas. Además, se puede indicar que las combinaciones de forma como de movimiento son utilizadas como alternativa para aumentar la robustez del clasificador, así como también, para el reconocimiento y/o la identificación de personas mediante el uso de descriptores de partes del cuerpo que resultan ser más efectivos que el reconocimiento del cuerpo completo (Alonso et al., 2007). En la literatura (Zeng et al., 2010), SVM intenta buscar un hiperplano en el que exista al menos una instancia de cada muestra positiva en el semi-espacio positivo, mientras que todas las instancias de las muestras negativas estén en el semi-espacio negativo. Sin embargo, se intenta buscar un hiperplano tal que la mayoría de las instancias positivas de cada muestra positiva estén en el semi-espacio positivo, mientras que la mayoría de los falsos positivos de la muestra positiva estén en el semi-espacio negativo (Fig. 9).

**Figura 9**

*Representación del clasificador SVM en la detección de personas*



*Nota.* Una imagen para la detección y todas las ventanas deslizantes de la imagen como instancias (en la parte izquierda de la ilustración). El objetivo es buscar un hiperplano en donde la mayoría de las instancias positivas (puntos verdes) se encuentren en el semi-espacio positivo, mientras que la mayoría de los falsos positivos (puntos rojos) se encuentren en el semi-espacio negativo (en la parte derecha de la ilustración).

Recuperado de (Zeng et al., 2010)

### Capítulo III: Implementación del sistema

En este capítulo se detalla el proceso de desarrollo del sistema propuesto Re-Identificación de personas a través de las características faciales y soft-biométricas de la textura de la vestimenta, y modelos Holísticos y No Holísticos, utilizando técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning. En donde, la entrada es un conjunto de videos obtenidos por dos cámaras. El proyecto se desarrolla en las Instalaciones de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE sede Latacunga, con las que se obtiene dos ángulos de visualización distintos, las cuales no están superpuestas. A fin de tener una visión sobre cómo funciona el sistema de Re-ID de personas propuesto, se explica brevemente: i) Por medio de la primera cámara se detecta a la o las personas presentes en una imagen o secuencia de imágenes, se extraen las características biométricas, del rostro, localizar el torso de la persona y obtener las características soft-biométricas, la textura de la vestimenta de la persona detectada, se identifica a la persona a través del rostro, luego se crea el modelo de textura de la vestimenta, del torso de la persona, ii) en la segunda cámara, se detecta y Re-Identifica a la persona, específicamente, a través del modelo de textura (previamente construido en la primera cámara), incluso si no se ve su rostro.

La metodología de desarrollo de software ágil Scrum, fue aplicada en el desarrollo del sistema, que permite implementar un producto de software, de forma rápida y en un periodo de tiempo corto, fomentando el trabajo en equipo, (Hema et al., 2020). Además, es un framework con un enfoque iterativo-incremental que facilita la resolución de problemas complejos y la entrega de productos de forma productiva y creativa, (Hema et al., 2020). Para ello, se hace necesario, en primer lugar, definir los requisitos (conocidas como Historias de Usuario) aplicados en los marcos ágiles de la metodología, que son el soporte para conseguir el objetivo del proyecto. En las historias de usuario se debe describir el rol, la funcionalidad y el resultado esperado acompañada de los criterios de aceptación. De esta manera, se obtiene una mejor perspectiva de lo que se requiere para desarrollar un proyecto de software, por

ejemplo, la estimación del tiempo que se empleará en cada actividad, las herramientas tanto en software y hardware que se utilizará para el desarrollo y ejecución, y las métricas de evaluación con las que se realizará las pruebas del producto de cada incremento. (Gonçalves, 2018)

Además, esta metodología se basa en la gestión del desarrollo de software por medio de varias iteraciones cortas conocidas como Sprints. Cada Sprint consta con todas las fases presentes en el modelo de ciclo de vida de desarrollo de software: análisis, diseño, implementación, pruebas, entrega del producto, entre otras, (Matharu et al., 2015), teniendo en cuenta un periodo pequeño y limitado de tiempo que varía entre 1 a 4 semanas, en el cual el equipo de desarrollo puede cumplir con todas las tareas especificadas en dicho periodo (Hema et al., 2020). Cabe destacar que la metodología Scrum está conformada por determinados elementos que ayudan en el control periódico del avance en el desarrollo del proyecto, de esta manera se evitan problemas que perjudican la entrega del producto en el tiempo establecido.

En la literatura (Hema et al., 2020) se mencionan estos elementos, mismos que fueron aplicados en el desarrollo de este trabajo de investigación y se explican a continuación.

- **Sprint:** Es un periodo de tiempo que está comprendido entre 1 a 4 semanas, en donde el equipo trabaja conjuntamente para terminar las tareas establecidas, de esta manera se entrega un considerable avance del producto.
- **Planificación de Sprints (Sprint Planning):** Las tareas a realizar durante cada sprint se planifican en una reunión, en el que todo el equipo de desarrollo interviene, a fin de determinar el objetivo del sprint, partiendo de la incorporación de historias de usuario, acordes a dicho objetivo.
- **Reuniones Diarias (Daily Meetings):** Su tiempo máximo de duración es de 15 minutos, en el que participa todo el equipo de desarrollo con la finalidad de dar a conocer las tareas realizadas del

día anterior, la planificación que se tiene al terminar la reunión y si existen obstáculos para cumplir el objetivo del sprint.

- **Revisión de Sprint (Sprint Review):** Al finalizar un sprint el equipo de desarrollo realiza una reunión, en la cual se revisa que todas las tareas tengan relación con el objetivo de dicho sprint, de esta manera se determina adaptaciones futuras para mejorar el sistema, en caso de ser necesario.
- **Retrospectiva de Sprint (Sprint Retrospective):** Mediante una reunión con el equipo se documenta y se analiza todos los obstáculos que se han presentado durante la ejecución del sprint, así como todo lo que ha funcionado de forma correcta, de esta manera se realizan cambios para obtener una mejora en el siguiente sprint.

En todos los proyectos de desarrollo de software es imprescindible cuantificar y medir las actividades que se desarrollan en un determinado momento. En este capítulo, vamos a poner énfasis, en el uso de métricas de evaluación que son aplicadas en la fase de pruebas del sistema, mismas que son esenciales para el equipo de desarrollo, debido a que muestran el estado actual del proyecto en ejecución, facilitando datos objetivos que permiten cuantificar su desarrollo, identificar fallos, definir mejoras y miden en especial la calidad de software, la estimación de costos y recursos, entre otros, (Almeida & Carneiro, 2021).

Las métricas de evaluación que se prueban en los modelos de identificación facial y textura de la vestimenta, en la literatura científica (Hossin & Sulaiman, 2015) se conocen como métricas de clasificación: Precision, Recall, F1, Accuracy y la Matriz de Confusión, mismas que se explican a continuación.

- **Accuracy (Exactitud):** Mide el porcentaje de casos que el modelo ha acertado, es decir, mide la proporción de predicciones correctas sobre el número total de instancias evaluadas, (Hossin & Sulaiman, 2015). Es el porcentaje de personas que ha acertado el modelo.

- **Precision (Precisión):** Mide la calidad del modelo de Machine Learning en tareas de clasificación, es decir, mide los patrones positivos que se predijeron correctamente a partir del total de patrones predichos en una clase positiva, (Hossin & Sulaiman, 2015).
- **Recall (Exhaustividad):** Informa sobre la cantidad de casos que el modelo de machine learning es capaz de identificar, es decir, mide la fracción de patrones positivos que se clasifican correctamente, (Hossin & Sulaiman, 2015). Es el porcentaje de personas que el modelo es capaz de identificar.

En la Tabla 1: Fórmulas de Métricas de evaluación, se muestra cada una de las fórmulas de las métricas utilizadas para la evaluación de los modelos del sistema de Re-Identificación de personas. En donde:

- **VP:** Es la cantidad de imágenes positivas que fueron clasificados correctamente como correctos por el modelo del sistema.
- **VN:** Es la cantidad de imágenes negativas que fueron clasificados correctamente como falsos por el modelo del sistema.
- **FN:** Es la cantidad de imágenes positivas que fueron clasificados incorrectamente como falsos. Error tipo 2 (Falsos Positivos).
- **FP:** es la cantidad de imágenes negativas que fueron clasificados incorrectamente como positivos. Error tipo 1 (Falsos positivos).

**Tabla 1**

*Fórmulas de Métricas de evaluación*

Métricas de evaluación	Fórmula
Accuracy	$accuracy = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$
Precision	$precision = \frac{VP}{VP + FP}$

Métricas de evaluación	Fórmula
Recall	$recall = \frac{VP}{VP + FN}$

En la Tabla 2: Valores de sesgo de predicción, muestra el resultado que se obtendrá al realizar la predicción en el sistema de Re-Identificación de personas, generando así dos casos como valores lógicos que son los siguientes:

**1:** Si la persona corresponde a la imagen.

**0:** No es la persona de la imagen.

Los resultados que se conseguirán en el sistema deberán ser los siguientes:

**Verdadero Positivo:** Si la predicción y la observación tiene el valor de 1, (1,1).

**Falso Negativo:** Si la observación es 1 y la predicción es 0, (1,0).

**Falso Positivo:** Si la observación es 0 y la predicción es 1, (0,1).

**Verdadero Negativo:** Si la observación y la predicción es 0, (0,0).

**Tabla 2**

*Valores de la matriz de confusión de predicción*

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

De manera que para el cálculo de cada una de las métricas de evaluación es necesario generar una matriz de confusión, con sus 4 resultados posibles de la predicción, como se muestra en la Fig. 10.

**Figura 10***Matriz de confusión*

*Nota.* Recuperado de (Arce, 2019)

Además de las métricas de evaluación se utiliza el valor de confianza o puntuación de similitud, encargado de proporcionar el nivel de similitud entre dos imágenes. Un valor de confianza alto significa una probabilidad mayor de que dos imágenes correspondan a la misma persona, por tal motivo son utilizadas para predecir si todo o parte del cuerpo se encuentra en una imagen o coinciden con otra imagen. Cabe recalcar que cada predicción cuenta con un nivel de umbral de puntuación que se puede modificar. (Peralta, 2016)

### **Análisis y diseño del sistema**

#### ***Análisis del sistema***

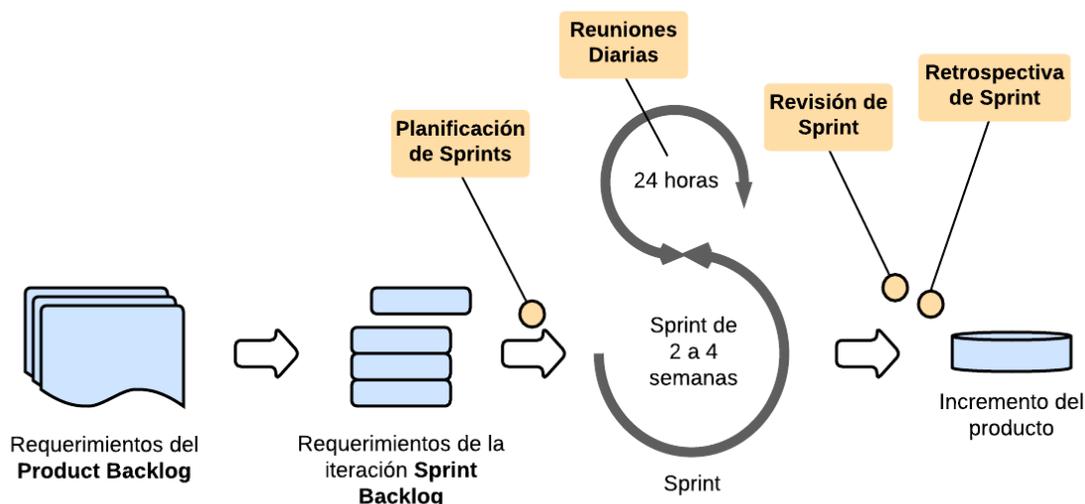
De acuerdo con los eventos que comprende la metodología de desarrollo ágil Scrum, para la especificación de requisitos del sistema, se obtienen las Historias de Usuario (HU), de tal manera que a partir de esta sección se definen los roles que ocupan los participantes en este proyecto, como son: El Product Owner, que es el responsable de definir y notificar los requisitos del producto, así como guiar el proceso de desarrollo del producto, El Development Team, que es el equipo de desarrollo encargado de efectuar las tareas establecidas por el Product Owner, dentro del periodo del Sprint. Y, por último, el

Scrum Master, encargado de hacer cumplir las reglas y principios de desarrollo basado en esta metodología, (Matharu et al., 2015). La designación de cada uno de estos roles se muestra en la Tabla 3.3 determinados por el Scrum Master, en el que se describe el nombre del rol y del integrante del equipo del proyecto y una descripción de la función que realizan en el proyecto.

En la Fig. 11, se muestra el proceso que se sigue para el desarrollo de un proyecto utilizando la metodología Scrum.

**Figura 11**

*Esquema de la metodología Scrum*



*Nota.* Recuperado de (Zayat & Senvar, 2020)

### **Team scrum**

Para el desarrollo del sistema de Re-Identificación se han definido roles para cada uno de los miembros que forman parte del proyecto. En la Tabla 3: Team Scrum, se muestra el rol, nombre y su función.

**Tabla 3***Team Scrum*

<b>N°.</b>	<b>Rol Scrum</b>	<b>Integrante</b>	<b>Funciones</b>
01	Product Owner	Dr. José Luis Carrillo Medina	Responsable de determinar los requisitos del sistema, determinar los tiempos de entrega y evaluarlos.
02	Scrum Master	Romel Vinicio Pichucho Tandalla	Encargado de constatar que los tiempos del Sprint se cumplan, es el líder del equipo.
03	Development Team	Luis David Lignia Tuapanta Romel Vinicio Pichucho Tandalla	Encargados de la implementación del sistema de Re-Identificación.

De acuerdo a la asignación de los roles presentados en la Tabla 3, cabe mencionar que el presente proyecto está constituido únicamente por dos integrantes, uno de ellos será el Scrum Master que además de efectuar el trabajo perteneciente a su rol, también intervendrá en las tareas correspondientes al Development Team. De este modo se adquiere toda la información necesaria para documentar las historias de usuario. El Scrum Master del proyecto lleva a cabo una reunión inicial en conjunto con el Product Owner y el Development Team.

***Historias de Usuario***

La Tabla 4 se muestra las Historias de Usuario (HU), en donde, se indica el ID (Identificador Único), el nombre de la Historia, el rol de usuario al final del sistema, una descripción acerca de la funcionalidad y el resultado que se obtendrá al implementar el sistema.

Tabla 4

*Historias de Usuario*

<b>ID</b>	<b>Nombre</b>	<b>Rol</b>	<b>Funcionalidad</b>	<b>Resultado</b>
1	H.U. 01	Como usuario	Quiero un dataset que contenga características biométricas (rostro) que permita identificar a una persona.	Para entrenar el modelo de Machine Learning.
2	H.U. 02	Como usuario	Quiero un modelo y/o algoritmo de Visión por Computadora que permita realizar la identificación del rostro en el sistema de Re-Identificación de personas, mientras está grabando el primer vídeo.	Para reconocer la identidad del individuo a través de la característica biométrica, el rostro.
3	H.U. 03	Como usuario	Quiero un dataset mediante la segmentación corporal en tres partes (cabeza, torso y piernas, considerando el torso) para obtener descriptores de la textura de la vestimenta, que permita reducir la zona de aprendizaje, mientras está grabando el primer video.	Para entrenar el modelo de Machine Learning.
4	H.U. 04	Como usuario	Quiero que el sistema de Re-Identificación de personas utilice un modelo de Machine Learning que tenga como entrada el descriptor de textura de vestimenta de una persona, para ello, debe utilizar el dataset torsos de personas (esto permite reducir la región de aprendizaje) empleando técnicas de Visión por Computadora y como salida se obtendrá la identificación de personas con la aplicación de modelos y/o algoritmos de Machine Learning, mientras está grabando el primer video.	Para obtener una mejor tasa de predicción en la Re-Identificación de individuos.

ID	Nombre	Rol	Funcionalidad	Resultado
5	H.U. 05	Como usuario	Quiero que el sistema realice la detección y Re-Identificación de personas a través de su vista posterior, mediante la característica soft-biométrica de textura de la vestimenta, mientras está grabando el segundo video.	Para verificar si se identifica al individuo con el dataset creado con las imágenes de frente del torso de dicho individuo.

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

Una vez especificadas las Historias de Usuario se procede a realizar el Product Backlog del proyecto, una lista ordenada de los requisitos del sistema, es decir, las historias de usuario, cuya finalidad es entregar el producto de software con éxito, -(Matharu et al., 2015), de acuerdo a la prioridad que se presenta en su implementación, las cuales constan en la planificación del proyecto.

En la Tabla 5: Product Backlog del Proyecto, se muestran las Historias de Usuario que se desarrollan en el transcurso del proyecto, con su respectiva estimación de tiempo en horas, fecha de inicio, fecha de fin y el número de Sprint, que corresponde a cada historia de usuario especificada, mismas que se encuentran priorizadas.

**Tabla 5**

### ***Product Backlog del Proyecto***

Historia de Usuario	Nombre	Estimación (días)	Fecha inicio	Fecha fin	N° de Sprint
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	3	21/11/2022	23/11/2022	02
4	H.U. 04	22	24/11/2022	23/12/2022	02
5	H.U. 05	15	26/12/2022	13/01/2023	03

### ***Escenario para la implementación del sistema de Re-Identificación de personas***

La implementación del sistema se realiza en un ambiente controlado, ubicado en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE Sede Latacunga, institución que cuenta con varios escenarios, de los cuales se han escogido los pasillos del 2do Piso del Edificio Central, el primer pasillo pasa por el Departamento de Ciencias de la Computación. Las cámaras están ubicadas en forma contigua, la primera cámara tiene como punto de vista (Field of View, FOV) la dirección Norte, en cambio, la segunda tiene como punto de vista la dirección Oriente. En este entorno se llevarán a cabo las pruebas del sistema de Re-Identificación de personas, como se muestra en la Fig. 12 y Fig. 13.

#### **Figura 12**

*Pasillos de la Universidad de las Fuerza Armadas ESPE sede Latacunga*

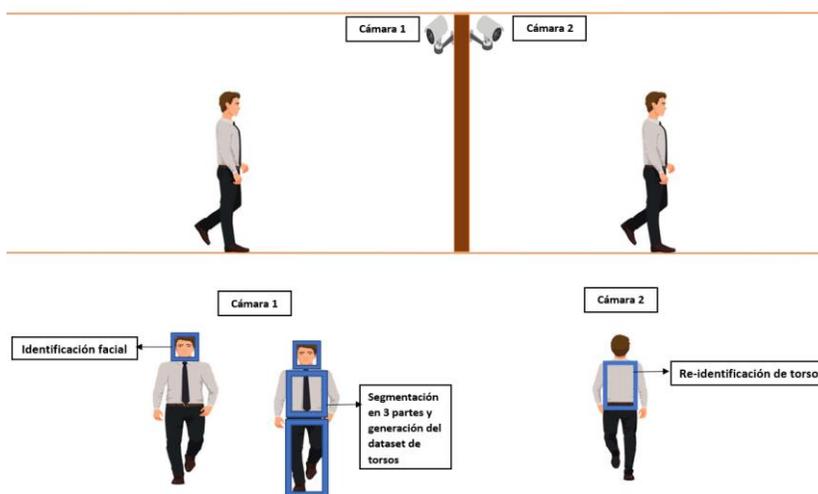


*Nota.* Pasillos de la Universidad de las Fuerza Armadas ESPE sede Latacunga, utilizados para las pruebas del Sistema de Re-Identificación de personas.

En la Fig. 13, se muestra la ubicación de las dos cámaras utilizadas en este proyecto, la primera está destinada a la identificación facial, la segmentación de la persona y la generación del dataset de torso de la persona (camina de frente), mientras que en la segunda cámara realiza la detección y Re-Identificación del torso de la vista posterior de la persona.

**Figura 13**

Ubicación de cámaras para capturar videos de prueba



### Herramientas de software para el desarrollo

En la Tabla 6: Herramientas de desarrollo, se muestran las herramientas utilizadas para el desarrollo del sistema de Re-Identificación de personas con sus respectivas versiones.

**Tabla 6**

Herramientas de desarrollo

Herramienta	Descripción
Implementación de la lógica del sistema con su IDE (Entorno de Desarrollo Integrado) de desarrollo.	Para la programación se utiliza Python con la versión 3.10.7 y como editor se usa Visual Studio Code version 1.74.3
Procesamiento de imágenes, identificación facial y textura	Para el procesamiento de imágenes, identificación del rostro y textura de la vestimenta se utilizan las librerías de OpenCv 4.6.0, además, se usa numpy versión 1.23.4 para el procesamiento de datos matemáticos.
Descriptores para identificación facial y textura	Como descriptores se utilizarán LBP, LBPU y LBPH, técnicas de Visión por Computadora.
Clasificadores para identificación facial y textura	Para la clasificación de imágenes se utilizan los clasificadores Haar Cascade y SVM (Support Vector Machines) modelos y/o algoritmos de

Herramienta	Descripción
Algoritmos de Identificación de facial	Machine Learning. Para la Identificación facial se utiliza el algoritmo de Viola Jones, Visión por Computador.

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

La metodología Scrum señala que después de elaborar el Product Backlog, en el que se especifican las Historias de Usuario, así como el número de Sprint al que corresponde, se realiza la planificación para cada Sprint, ordenando y priorizando las tareas que se consideran más importantes para el desarrollo, de manera que se debe aplicar el concepto de Sprint Backlog, para lograr el objetivo dentro de cada ciclo de Sprint conforme a lo planificado (Sharma & Hasteer, 2016). Cabe mencionar que se organizaron reuniones virtuales, a través del uso de videoconferencias Google Meet y reuniones presenciales, en ocasiones que se consideraron necesarias, cumpliendo de esta manera las reuniones especificadas por la metodología Scrum.

En la Tabla 7: Hardware requerido para desarrollo del sistema de Re-Identificación para la codificación de modelos y/o algoritmos de Visión por Computador y Machine Learning, implementados en el proyecto.

**Tabla 7**

*Hardware requerido para implementar el sistema*

Componente	Descripción
Procesador	Intel Core i7-13700K, 3.4GHZ de 16 CORE
Memoria RAM	Memoria RAM DDR4 de 32 GB
Sistema Operativo	Windows 11 Pro
Tarjeta de Video	MSI GEFORCE RTX 3060 12GB

### ***Sprint 01: Dataset y algoritmo para la identificación del rostro***

Para el desarrollo del Sprint 01 se tomaron en cuenta las Historias de Usuario H.U.01 y H.U.02 que se encuentran en la Tabla 4, cuyo fin es la identificación del rostro de una persona, mientras se está grabando el primer video, por medio de la cámara 1. A continuación, se detalla el proceso utilizado en estas Historias de Usuario, dentro del Sprint.

#### **Historia de Usuario 01: Creación del Dataset para el rostro**

La Historia de Usuario H.U.01, indica que se quiere realizar un dataset de rostros de personas, para posteriormente crear y entrenar un modelo de los rostros capturados por la cámara 1.

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

La Tabla 8: Historia de usuario para la creación de un dataset del rostro, presenta, de forma detallada, la Historia de Usuario H.U.01 del sistema de Re-Identificación de personas a través de características faciales, en la cual se indica los desarrolladores responsables del sistema, así como los criterios de aceptación (validación) para la creación del dataset.

#### **Tabla 8**

*Historia de Usuario para la creación de un dataset del rostro*

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.01	<b>Usuario:</b> Usuario
<b>Nombre historia:</b> Creación de dataset para el rostro	<b>Número Sprint:</b> 1
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Baja
<b>Puntos estimados (días):</b> 3	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Luis Lignia, Romel Pichucho	
<b>Descripción:</b> Como usuario quiero un dataset que contenga características biométricas que me permitan la Re-Identificación de una persona.	
<b>Validación:</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se realiza la captura de las imágenes de los rostros de una persona en distintos ambientes y/o escenarios controlados.</li> <li>• Se creará una carpeta independiente por cada persona, con su respectivo nombre y un</li> </ul>	

---

**Historias de Usuario**


---

número determinado de imágenes del rostro capturadas por un video.

---

***Sprint Backlog***

En la Tabla 9: Sprint Backlog 01, se especifica las tareas que se realizan durante el desarrollo del Sprint, así como los responsables en llevar a cabo cada uno de estos, los días en los que se planificó realizar el Sprint, el tiempo estimado en horas y el estado actual en donde se encuentra cada tarea. Cabe señalar que el Sprint Backlog se encuentra finalizado.

**Tabla 9**
***Sprint Backlog 01***

<b>Sprint 1</b>	<b>Fecha Inicio</b>	24/10/2022	<b>Fecha Fin</b>	26/10/2022	<b>Jornada</b>	8 horas
<b>HU ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Inicio</b>	<b>Fin</b>	<b>Responsable</b>	<b>Estado</b>
H.U.01	Grabación de videos de varias personas en distintos ambientes para crear el dataset	4	24/10/2022	24/10/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.01	Creación de un algoritmo para capturar los rostros de las personas.	16	24/10/2022	26/10/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.01	Creación de carpetas independientes para cada persona, identificadas con el nombre de cada una de ellas.	4	26/10/2022	26/10/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado

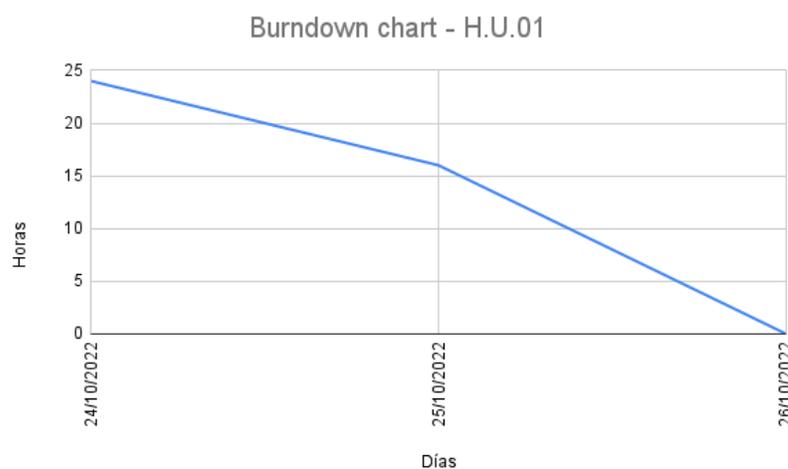
---

### **Burndown chart**

Burndown chart o gráfico de tareas pendientes, es un diagrama que ayuda tanto al Product Owner, como al Scrum Master y al equipo de desarrollo, a visualizar y analizar el avance del trabajo, a través de un seguimiento para cumplir los requisitos y plazos del proyecto de forma eficiente. En la Fig. 14: Burndown chart - H.U.01, se muestra el progreso en la ejecución de la Historia de Usuario del presente Sprint, en los días estimados para su desarrollo. El eje X (horizontal) representa las fechas especificadas en la Tabla 9, en este caso el periodo de tiempo inicia el 24/10/2022 y termina el 26/10/2022. En el eje Y (vertical), por el contrario, muestra el número total de horas estimadas, el cual se obtiene a través de una multiplicación entre el total de días estimados y las horas que se trabajará por día, de manera que para este Sprint son 3 días y 8 horas diarias de trabajo, presentando como resultado un valor de 24 horas que se considerará como el valor máximo de este eje, y acorde transcurran los días, el valor de horas se reducirá hasta llegar a cero, cumpliendo así el objetivo del Sprint.

### **Figura 14**

*Burndown chart - H.U.01*



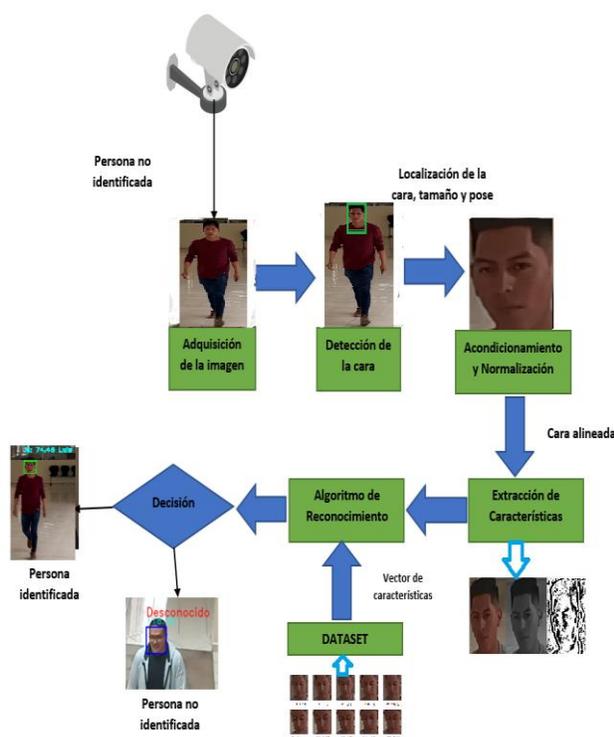
## Historia de Usuario 02: Desarrollo del modelo y/o algoritmo para identificación del rostro

La Historia de Usuario H.U.02, que se encuentra en la Tabla 4, indica que se quiere desarrollar un algoritmo de Visión por Computadora, en este caso se eligió el de Viola Jones y un modelo para la identificación del rostro, mientras está grabando el primer video.

En la Fig. 15, se muestra, de forma resumida, el esquema general del funcionamiento del sistema de identificación facial y su secuencia de ejecución.

**Figura 15**

*Esquema general del sistema de identificación facial*



## Historias de Usuario Detalladas

La Tabla 10: Historia de usuario para el desarrollo del algoritmo de Identificación facial, presenta, de forma detallada, la Historia de Usuario H.U.02 del sistema de Re-Identificación de personas a través de características faciales, en la cual se indica los desarrolladores responsables del sistema, así

como los criterios de aceptación (validación) para el desarrollo del modelo y algoritmo para identificación del rostro.

**Tabla 10**

*Historia de Usuario para el desarrollo del algoritmo de Identificación facial*

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.02	<b>Usuario:</b> Usuario
<b>Nombre historia:</b> Definición y desarrollo de un algoritmo de Identificación facial	<b>Número Sprint:</b> 1
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Baja
<b>Puntos estimados(días):</b> 17	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Luis Lignia, Romel Pichucho	
<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Descripción:</b> Como usuario quiero un modelo y/o algoritmo de Visión por Computadora que permita realizar la identificación del rostro en el sistema de Re-Identificación de personas, mientras está grabando el primer vídeo.	
<b>Validación:</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se desarrolló un modelo y/o algoritmo de Visión por Computadora para la identificación de una persona mediante la identificación facial, en donde, se aplicó las métricas de evaluación para calcular la variación de los valores de cada una de las métricas con respecto a su promedio.</li> <li>• Se realizaron pruebas con el modelo de Viola Jones y Haar Cascade, implementados a partir de datasets propios de distintas personas donde se pudo registrar los resultados correspondientes a cada modelo.</li> <li>• Se seleccionó el modelo que presente el mejor rendimiento (métricas de evaluación).</li> </ul>	

### ***Sprint Backlog***

En la Tabla 11: Sprint Backlog 02, se especifican las tareas que se realizaron durante el desarrollo del Sprint, así como los responsables en llevar a cabo cada uno de estas, los días en los que se planificó realizar el Sprint, el tiempo estimado en horas y el estado en la que cada tarea se encuentra actualmente, cabe señalar que, el Sprint Backlog se encuentra finalizado.

**Tabla 11***Sprint Backlog 02*

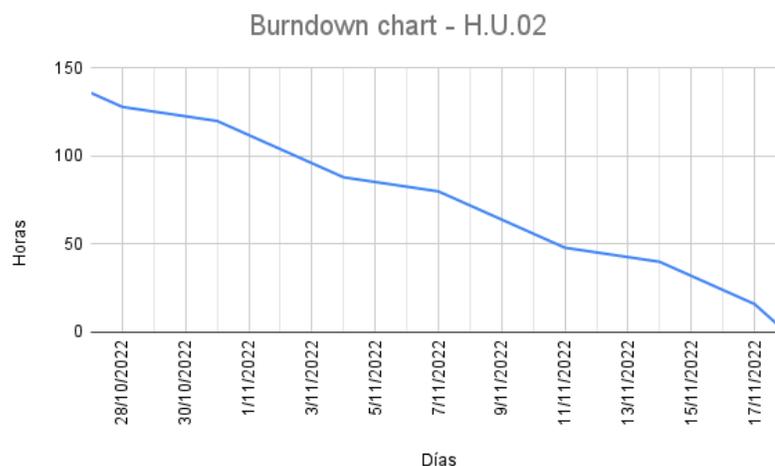
<b>Sprint 1</b>	<b>Fecha Inicio</b>	27/10/2022	<b>Fecha Fin</b>	18/11/2022	<b>Jornada</b>	8 horas
<b>HU ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Inicio</b>	<b>Fin</b>	<b>Responsable</b>	<b>Estado</b>
H.U.02	Creación de un algoritmo para entrenamiento del modelo con el dataset generado previamente.	24	27/10/2022	31/10/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.02	Implementación del algoritmo de Viola Jones para la identificación del rostro, con el modelo entrenado y el dataset.	56	01/11/2022	09/11/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.02	Generación de pruebas del sistema de identificación del rostro, para obtener el mejor porcentaje de exactitud con distintos videos.	32	10/11/2022	15/11/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.02	Generación de la matriz de confusión y de las métricas del sistema para conocer el rendimiento del clasificador.	24	16/11/2022	18/11/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado

### ***Burndown chart***

En la Fig. 16: Burndown chart - H.U.02, se muestra el progreso en la ejecución de la Historia de Usuario del presente Sprint en los días estimados para su desarrollo. El eje X (horizontal) representa las fechas especificadas en la Tabla 11, en este caso el periodo de tiempo inicia el 27/10/2022 y termina el 18/11/2022. El eje Y (vertical), por el contrario, muestra el número total de horas estimadas, el cual se obtiene a través de una multiplicación entre el total de días estimados y las horas que se trabajará por día, de manera que para este Sprint son 17 días y 8 horas diarias de trabajo, presentando como resultado un valor de 136 horas que se considerará como el valor máximo de este eje, y acorde transcurran los días, el valor de horas se reducirá hasta llegar a cero, cumpliendo así el objetivo del Sprint.

### **Figura 16**

*Burndown chart - H.U.02*



### **Resultados del sprint**

En esta sección, se indica cómo se desarrolló el sprint y los resultados obtenidos durante su ejecución. Una vez implementado el algoritmo de identificación facial, utilizando técnicas de Visión por

Computador, se procede a probarlos con tres videos de una persona en el mismo escenario, con diferente ruta, y con el dataset creado anteriormente, mediante la captura de 300 imágenes de dicha persona, por medio de la cámara 1.

En la Tabla 12: Pseudocódigo del algoritmo identificación del rostro, basado en el algoritmo de Viola Jones, se puede observar los pasos que se realizaron para la identificación del rostro, la configuración de parámetros y la obtención de la matriz de confusión (Verdaderos Positivos, Verdaderos Negativos, Falsos Positivos y Falsos Negativos), para el cálculo de las métricas de evaluación Accuracy, Precision y Recall.

**Tabla 12**

*Pseudocódigo del algoritmo de identificación del rostro, basado en el algoritmo de Viola Jones*

---

**Algoritmo 1** Identificación del rostro basado en el algoritmo de Viola Jones

---

**Entrada**

```

// Se va a especificar la ruta de la carpeta en donde se encuentra el dataset
Especificar la carpeta del dataset;
// Va a leer el modelo entrenado del algoritmo de identificación facial
Leer el modelo entrenado;
// Se va a utilizar el detector de rostros HaarCascade del método CascadeClassifier
// de OpenCV para descartar todo aquello que no sea un rostro
Especificar la función de detección de rostros;
// Se va a especificar un video de entrada para la extracción de rostros
Especificar el video;
// El ciclo Mientras se va a repetir siempre y cuando sea verdadero
1: while:
2:     // Se va a leer cada fotograma del vídeo asignado para la identificación del rostro
3:     Leer fotograma del vídeo asignado;
4:     // Se va a redimensionar el tamaño del video, en caso de que sea muy grande
5:     Redimensionar el video;
6:     // Se va a transformar el video a escala de grises
7:     Transformar el video a escala de grises;
8:     // Parámetros del algoritmo de Viola Jones: factor de escala, el valor de vecinos,
9:     // el tamaño mínimo a detectar
10:    Definir los parámetros del algoritmo de Viola Jones;
11:    // En el ciclo For se almacenan los puntos x, y para el ancho y alto de una
12:    // imagen en los parámetros del algoritmo de Viola Jones, en caso de que sea
13:    // un rostro en el video de entrada

```

---

---

**Algoritmo 1** Identificación del rostro basado en el algoritmo de Viola Jones
 

---

```

14:   for (en los puntos x,y para el ancho y alto) to parámetros do
15:       // Se define el cuadro delimitador en el video de entrada
16:       Definir el cuadro delimitador en el video;
17:       // Se almacenan las imágenes de los rostros con una dimensión de 150 píxeles de
18:       // ancho y alto
19:       Almacenar rostros;
20:       // Se calcula la predicción del modelo mediante el algoritmo de
21:       // reconocimiento facial usando OpenCV con el video de entrada
22:       Obtener la predicción del modelo;
23:       // Se obtiene el valor de confianza de la predicción
24:       Obtener el valor de confianza;
25:       // La sentencia if se lleva a cabo, al comparar el valor de confianza con
26:       // los videos del dataset
27:       if comparar el valor de confianza then
28:           // Se va a graficar un rectángulo en la zona de interés como lo es el
29:           // rostro de la persona identificada
30:           Graficar el rectángulo en el contorno del rostro de la persona;
31:           // Se va a mostrar el porcentaje de predicción obtenido en este
32:           // algoritmo, junto al nombre de la persona acorde al dataset
33:           Imprimir el porcentaje de predicción y el nombre de la persona;
34:       Else
35:           // Se va a graficar un rectángulo en el contorno de la persona no identificada
36:           Graficar el rectángulo en el contorno de la persona;
37:           // Se va a mostrar a mostrar una etiqueta de desconocido de la persona
38:           // que el algoritmo fallo al identificar
39:           Imprimir desconocido en la persona a identificar;
40:       end if // fin de la sentencia if
41:   end for // fin del ciclo for
42: end while // fin del ciclo while
Salida:
    // Se va a mostrar la salida del video con el porcentaje de predicción y el nombre de la
    // persona en el caso de que lo identifique y como desconocido en el caso de que no
Mostrar la salida del video;
    // Se va a imprimir el tiempo de reproducción del video aplicando el algoritmo de
    // identificación del rostro
Imprimir tiempo de reproducción;
    // Se va a imprimir el tiempo de fotogramas por segundo aplicando el algoritmo de
    // identificación del rostro
Imprimir FPS aproximado;
    // Se va a imprimir el tiempo de ejecución aplicando el algoritmo de identificación del rostro
Imprimir tiempo de ejecución;
    // Se va a imprimir el valor de Verdaderos Positivos aplicando el algoritmo de
    // identificación del rostro
  
```

---

---

**Algoritmo 1** Identificación del rostro basado en el algoritmo de Viola Jones
 

---

Imprimir Verdaderos Positivos;

*// Se va a imprimir el valor de Verdaderos Negativos aplicando el algoritmo de  
// identificación del rostro*

Imprimir Verdaderos Negativos;

*// Se va a imprimir el valor de Falsos Positivos aplicando el algoritmo de  
// identificación del rostro*

Imprimir Falsos Positivos;

*// Se va a imprimir el valor de Falsos Negativos aplicando el algoritmo de  
// identificación del rostro*

Imprimir Falsos Negativos;

---

*Nota.* Elaboración propia

### **Resultados de las tareas de la Historia de Usuario 01**

Para la creación del dataset, previamente se grabaron 15 videos, como se muestra en la Fig. 17, de distintas personas utilizando una de las cámaras.

**Figura 17**

*Videos para la creación automática del dataset de rostros*



*Nota.* Elaboración propia. En el siguiente enlace se encuentran los videos utilizados: [https://uespe-my.sharepoint.com/:f/g/personal/dfbetancourt2\\_espe\\_edu\\_ec/EvheDO0gOVFnIGiDGeBjgBUhtQiOdTTkWVU75kQ34kFg?e=pdwvcy](https://uespe-my.sharepoint.com/:f/g/personal/dfbetancourt2_espe_edu_ec/EvheDO0gOVFnIGiDGeBjgBUhtQiOdTTkWVU75kQ34kFg?e=pdwvcy)

La Fig. 18, muestra las 6 carpetas generadas de las imágenes capturadas, con una cámara, dichas imágenes están normalizadas y poseen un tamaño estándar de 150 píxeles de alto y ancho, a fin de eliminar variaciones relacionadas con la iluminación, tamaño, ruido, entre otras, (Sharif et al., 2010). Cada una de las clases que se muestra en esta figura, posee 300 imágenes de rostros de una persona en específico, formando 6 clases: Diego, Grace, Hernán, José, Luis, Pablo. De esta manera se tiene un total de 1800 imágenes de todas las clases para el entrenamiento del modelo de identificación facial.

**Figura 18**

*Carpetas e imágenes del rostro*



*Nota.* En a) se muestran las carpetas y en b) las imágenes de rostros pertenecientes a cada carpeta.

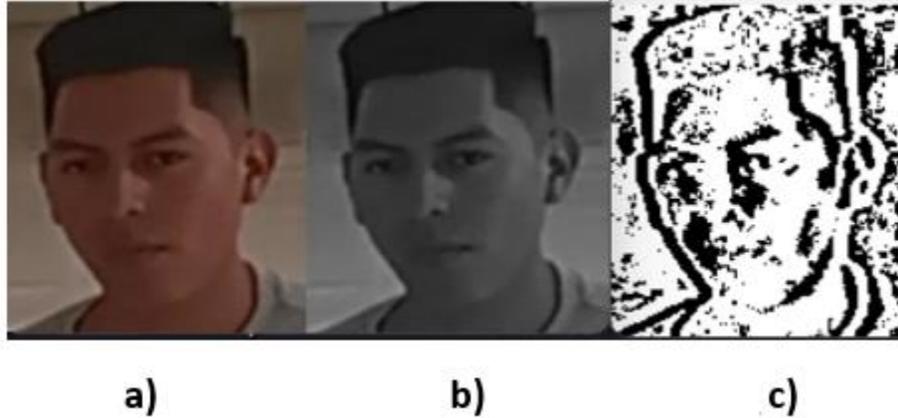
### ***Resultados de las tareas de la Historia de Usuario 02***

En la Fig. 19, se muestra el procesamiento de imágenes para obtener el descriptor de características e identificar a la persona, a través del algoritmo desarrollado, mediante la etiqueta que coincide con un rostro del dataset previamente generado. Es decir, se captura la imagen original para transformarla a escala de grises y se codifica con el algoritmo LBPH, para obtener el descriptor de características y aplicar el algoritmo de Visión por Computador y así obtener la etiqueta de identificación de la persona, y almacenar el modelo creado con el dataset de imágenes de rostros de las clases en un

archivo xml, y este archivo se utiliza para la identificación del rostro de personas mediante el modelo entrenado anteriormente.

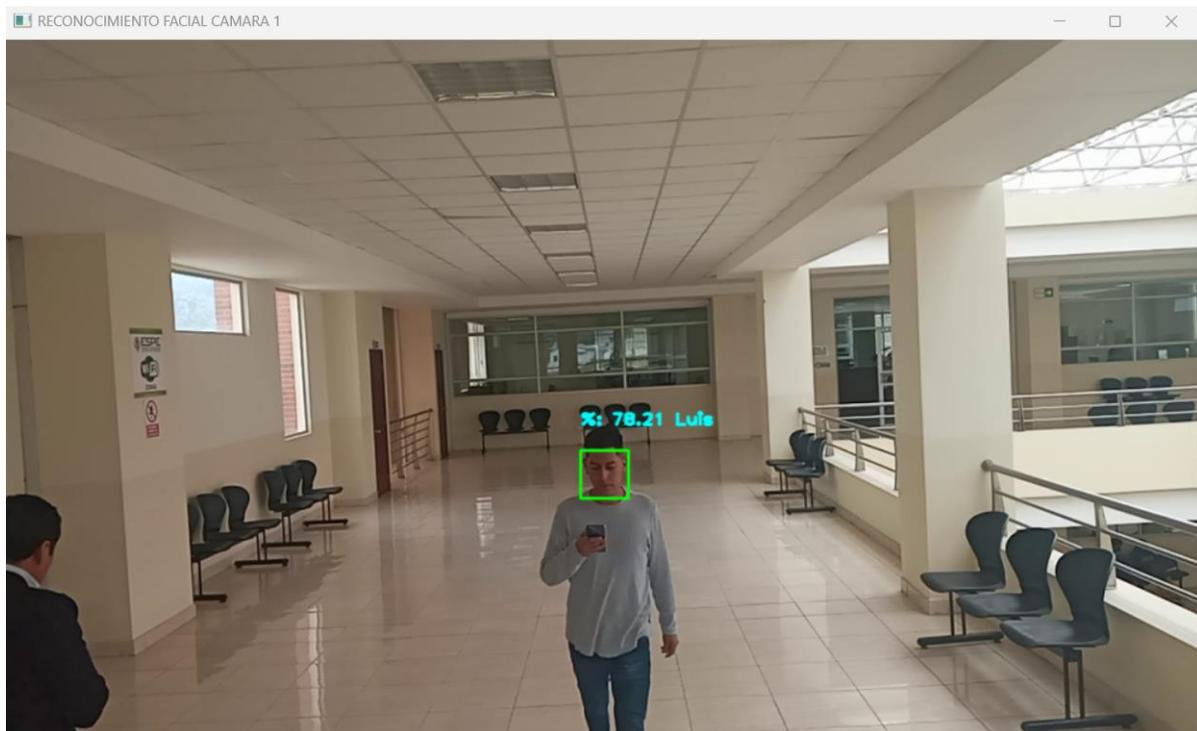
### Figura 19

*Procesamiento de imagen del rostro*



*Nota.* En a) se muestra la imagen original, en b) se muestra la imagen en escala de grises y en c) la imagen LBPH generada.

Luego de obtener el modelo se ejecuta la identificación facial, utilizando el algoritmo descrito en la Tabla 12, para lograr la identificación de una persona a través de la cámara 1, y asignar la etiqueta con el nombre de la persona, junto a su valor de confianza de predicción del modelo (Fig. 20).

**Figura 20***Identificación facial de una persona*

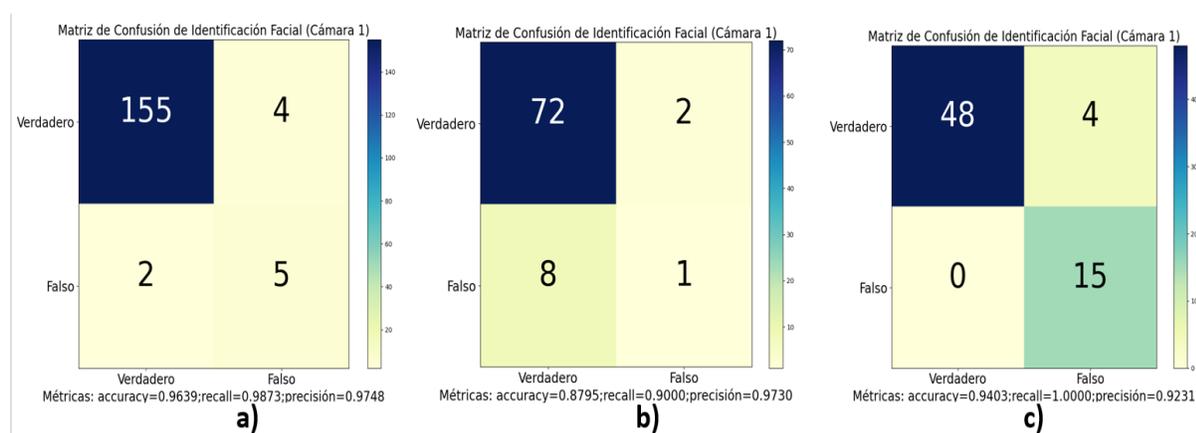
La identificación facial, obtenida por las imágenes de la cámara 1 (en donde, se le ve de frente a la persona), se mide el porcentaje de predicción mediante la caminata de una persona por el primer pasillo, en tres diferentes recorridos. La persona avanza caminando por la: i) primera ruta, lado izquierdo del pasillo, ii) segunda ruta, el centro del pasillo y iii) tercera ruta, el lado derecho del pasillo, cuyo fin es determinar la variación de la detección en la predicción.

De acuerdo a la literatura científica (Verdeguer Valderrama & Campos Vasquez, 2021) se indica que, en los sistemas de identificación facial el porcentaje de predicción en la identificación del rostro oscila entre el 60% y el 100%. Por otro lado, el porcentaje del valor de confianza obtenido en la identificación facial es del 78.21% de similitud, junto a la etiqueta de salida de clase Luis.

Luego de ejecutar el sistema para los tres diferentes recorridos con la misma persona, clase 1: Luis. La Fig. 21 muestra los datos de la matriz de confusión con sus respectivos valores, por cada recorrido. La figura permite determinar cuántas veces el sistema predijo que la persona es conocida y cuántas veces no lo es. Para ello, se generó un mapa de calor, en donde, los valores altos son colores fuertes y los valores bajos son colores débiles. Posteriormente se utilizan las métricas de evaluación indicadas en la Tabla 1, y presentar los resultados en la Tabla 13.

### Figura 21

*Matriz de confusión de los resultados del algoritmo de identificación facial, de la Clase 1: Luis*



*Nota.* Matriz de confusión de los resultados del algoritmo de identificación facial, de la Clase 1: Luis, con 3 recorridos distintos, a) primera ruta, b) segunda ruta y c) tercera ruta.

En la Fig. 21 los datos de las celdas (1,1) y (2,2) representan resultados concretos de Verdadero y Falso cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de las celdas (1,2) y (2,1) muestran dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

**Tabla 13**

*Resultados, pruebas realizadas del algoritmo de Identificación de personas mediante identificación del rostro con tres rutas distintas*

Clasificador	Métricas	Primera ruta	Segunda ruta	Tercera ruta	Promedio
Haar	<b>Accuracy</b>	0.9639	0.8795	0.9403	0.9279 ± 0.0435
Cascade	<b>Recall</b>	0.9873	0.9000	1	0.9624 ± 0.0544
	<b>Precisión</b>	0.9748	0.9730	0.9231	0.9569 ± 0.0293

Los resultados obtenidos en la identificación de personas a través del rostro varían de acuerdo al recorrido realizado por la clase 1: Luis. Dichas variaciones son provocadas por el ambiente, por ejemplo: en donde está ubicada la cámara, la iluminación del escenario, el ruido y el enfoque de la cámara, ya que al ser estática no da seguimiento a la persona y su ruta.

**Nota:** En general, al finalizar el Sprint no se encontró mayores inconvenientes para cumplir con los requerimientos establecidos, los resultados obtenidos son buenos tanto para el algoritmo y dataset, así como en las pruebas realizadas.

### ***Sprint 02: Dataset y algoritmo para la identificación del torso***

Para el desarrollo del Sprint 02 se tomaron en cuenta las Historias de Usuario H.U.03 y H.U.04 que se encuentran en la Tabla 4, con el fin de obtener la identificación de la persona a través del torso utilizando modelos no holísticos (DPM), mientras está grabando el primer video. A continuación, se detalla el proceso utilizado en estas Historias de Usuario, dentro del Sprint.

#### **Historia de Usuario 03: Creación del Dataset del torso de personas utilizando modelos no holísticos (DPM)**

La Historia de Usuario H.U.03 que se encuentra en la Tabla 4, indica que se quiere crear un dataset mediante la segmentación corporal en tres partes (cabeza, torso y piernas) en este caso se considera el torso, para obtener descriptores de la textura de la vestimenta, que permita reducir la zona de aprendizaje, mientras se está grabando el primer video.

### **Historias de Usuario Detalladas**

La Tabla 14: Historia de usuario para la creación de un dataset con imágenes de torsos de personas, presenta, de forma detallada, la Historia de Usuario H.U.03 del sistema de Re-Identificación de personas, en base a la segmentación corporal de una persona en tres partes, en la cual se indica los desarrolladores responsables del sistema, así como los criterios de aceptación (validación) para la creación del dataset.

**Tabla 14**

*Historia de usuario para la creación de un dataset con imágenes de torsos de personas*

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.03	<b>Usuario:</b> Usuario
<b>Nombre historia:</b> Creación del dataset de torsos de personas.	<b>Número Sprint:</b> 2
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Baja
<b>Puntos estimados (días):</b> 3	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Luis Lignia, Romel Pichucho	
<b>Descripción:</b> Como usuario quiero un dataset mediante la segmentación corporal en tres partes (cabeza, torso y piernas, considerando el torso) para obtener descriptores de la textura de la vestimenta, que permita reducir la zona de aprendizaje, mientras está grabando el primer video.	
<b>Validación:</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se realiza la captura de las imágenes de una persona en distintos ambientes y/o escenarios controlados cuando se está grabando el primer video.</li> <li>• Se creará una carpeta independiente para cada persona, con su respectivo nombre y con una subcarpeta en las que se realizará la segmentación del torso, con un número determinado de imágenes por un video.</li> </ul>	

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

En la Tabla 15: Sprint Backlog 03, se especifica las tareas que se realizan durante el desarrollo del Sprint, así como los responsables en llevar a cabo cada uno de estos, los días en los que se planificó realizar el Sprint, el tiempo estimado en horas y el estado en donde se encuentra cada tarea. Cabe señalar que el Sprint Backlog se encuentra finalizado.

Tabla 15

*Sprint Backlog 03*

<b>Sprint 3</b>	<b>Fecha Inicio</b>	21/11/2022	<b>Fecha Fin</b>	23/11/2022	<b>Jornada</b>	8 horas
<b>HU ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Inicio</b>	<b>Fin</b>	<b>Responsable</b>	<b>Estado</b>
H.U.03	Grabación de vídeos de varias personas en distintos ambientes para crear el dataset	4	21/11/2022	21/11/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.03	Creación de un algoritmo para capturar los torsos de las personas, utilizando técnicas no holísticas.	16	21/11/2022	23/11/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.03	Creación de carpetas independientes para cada persona, identificadas con el nombre de cada una de ellas.	4	23/11/2022	23/11/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado

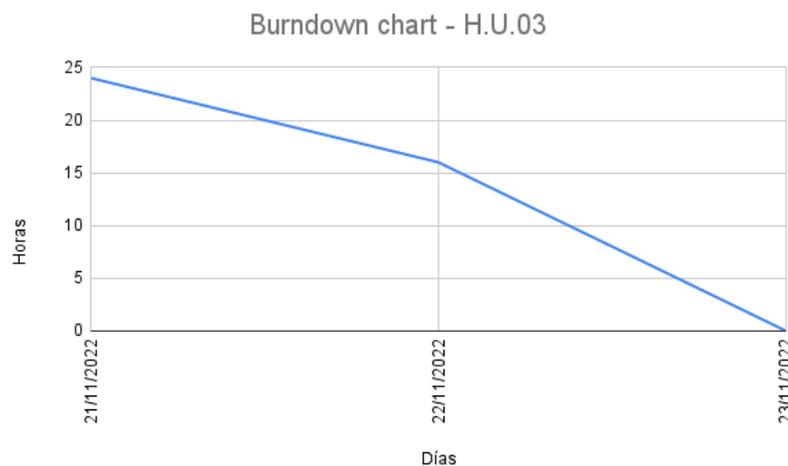
***Burndown chart***

En la Fig. 22: Burndown chart - H.U.03, se muestra el progreso en la ejecución de la Historia de Usuario del presente Sprint en los días estimados para su desarrollo. El eje X (horizontal) representa las fechas especificadas en la Tabla 15, en este caso el periodo de tiempo inicia el 21/11/2022 y termina el 23/11/2022. El eje Y (vertical), por el contrario, muestra el número total de horas estimadas, el cual se obtiene a través de una multiplicación entre el total de días estimados y las horas que se trabajará por día, de manera que para este Sprint son 3 días y 8 horas diarias de trabajo, presentando como resultado

un valor de 24 horas que se considerará como el valor máximo de este eje, y acorde transcurran los días, el valor de horas se reducirá hasta llegar a cero, cumpliendo así el objetivo del Sprint.

**Figura 22**

*Burndown chart - H.U.03*



*Nota.* Elaboración propia

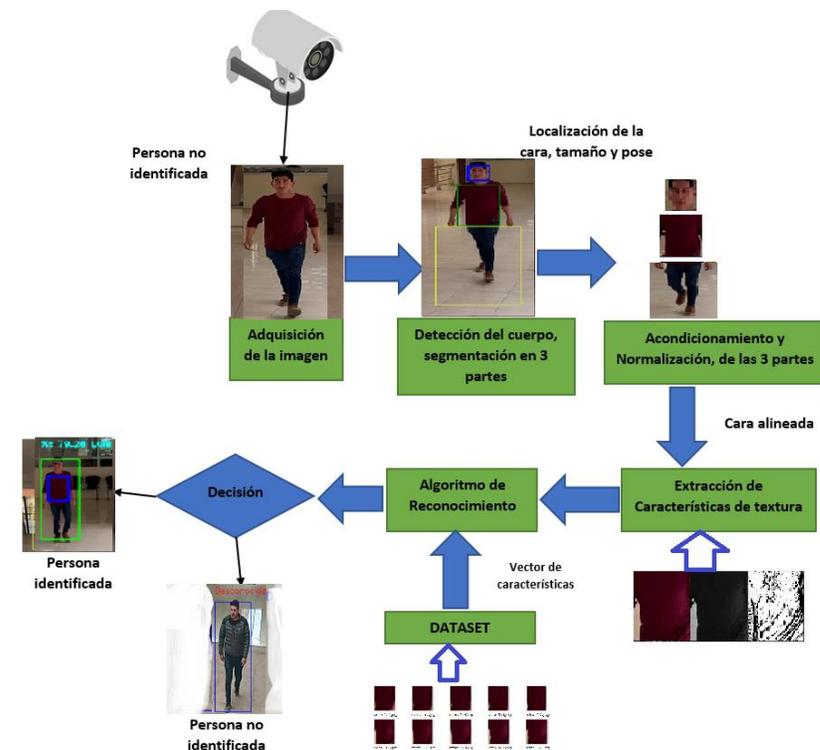
**Historia de Usuario 04: Desarrollo del modelo y/o algoritmo de Re-Identificación de personas a través de la textura de la vestimenta, utilizando la zona del torso de la misma**

La Historia de Usuario H.U.04 que se encuentra en la Tabla 4, indica que se quiere desarrollar un algoritmo y/o modelo de Re-Identificación de personas a través de la textura de la vestimenta, utilizando la zona del torso de la misma, con la ayuda de técnicas de Visión por Computador y Machine Learning.

En la Fig. 23, muestra el esquema general del funcionamiento del sistema de identificación de textura utilizando técnicas no holísticas y su secuencia de ejecución de forma resumida.

Figura 23

Esquema general del sistema de identificación de textura



### Historias de Usuario Detalladas

La Tabla 16: Historia de Usuario para el desarrollo del modelo y/o algoritmo de Re-Identificación de las personas a través de la textura de la vestimenta, utilizando la zona del torso de la misma, se presenta, de forma detallada, la Historia de Usuario H.U.04 del sistema de Re-Identificación de la textura de la vestimenta de una persona, tomando en cuenta el torso de la misma, en la cual se indica los desarrolladores responsables del sistema, así como los criterios de aceptación (validación) para el desarrollo del modelo y algoritmo para la de la textura de la vestimenta.

**Tabla 16**

*Historia de Usuario para el desarrollo del modelo y/o algoritmo de Re-Identificación de personas a través de la textura de la vestimenta, utilizando la zona del torso de la misma*

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.04	<b>Usuario:</b> Usuario
<b>Nombre historia:</b> Definición y desarrollo del algoritmo y/o modelo para la Re-Identificación las personas a través de la textura de la vestimenta, utilizando la zona del torso de la misma	<b>Número Sprint:</b> 2
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Baja
<b>Puntos estimados(días):</b> 22	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Luis Lignia, Romel Pichucho	
<b>Descripción:</b> Como usuario quiero que el sistema de Re-Identificación de personas utilice un modelo de Machine Learning que tenga como entrada el descriptor de textura de vestimenta de una persona, para ello, debe utilizar el dataset torsos de personas (esto permite reducir la región de aprendizaje) utilizando técnicas de Visión por Computadora y como salida se obtendrá la identificación de personas con la aplicación de modelos y/o algoritmos de Machine Learning, mientras se está grabando el primer video.	
<b>Validación:</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Se desarrolló un modelo y/o algoritmo para la Re-Identificación de la textura de la vestimenta de una persona, utilizando el torso de la misma, donde se aplicó las métricas de evaluación para calcular los resultados obtenidos.</li> <li>• Se realizaron pruebas con el modelo de LBPU y SVM creados a partir de datasets propios de distintas personas donde se pudo registrar sus resultados correspondientes a cada modelo.</li> <li>• Se seleccionó el modelo que presente el mejor rendimiento (métricas de evaluación).</li> </ul>	

### ***Sprint Backlog***

En la Tabla 17: Sprint Backlog 04, se especifica las tareas que se realizan durante el desarrollo del Sprint, así como los responsables en llevar a cabo cada uno de estos, los días en los que se planificó realizar el Sprint, el tiempo estimado en horas y el estado en donde se encuentra cada tarea. Cabe señalar que el Sprint Backlog se encuentra finalizado

Tabla 17

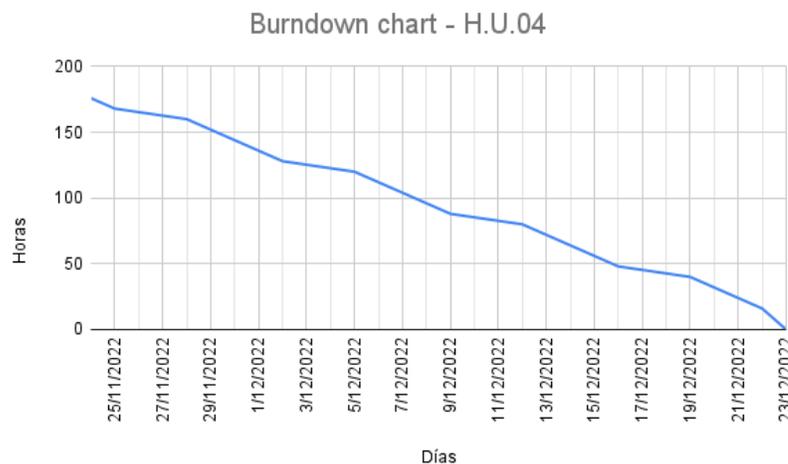
## Sprint Backlog 04

<b>Sprint 2</b>	<b>Fecha Inicio</b>	24/11/2022	<b>Fecha Fin</b>	23/12/2023	<b>Jornada</b>	8 horas
<b>HU ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Inicio</b>	<b>Fin</b>	<b>Responsable</b>	<b>Estado</b>
H.U.04	Creación de un algoritmo para entrenamiento del modelo con el dataset de torsos de personas generados previamente.	32	24/11/2022	29/11/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.04	Creación de un algoritmo para la identificación de personas a través de la característica soft-biométrica textura de la vestimenta en la zona del torso de la persona con el modelo entrenado y el dataset previamente generado.	80	30/11/2022	13/12/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.04	Generación de pruebas del sistema de identificación de la textura de la vestimenta en el torso de la	40	14/12/2022	20/12/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado

HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
	persona, para calcular el valor de confianza con distintos videos.	40	14/12/2022	20/12/2022	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.04	Generación de la matriz de confusión y métricas de una clase de evaluación del sistema para ver su rendimiento del clasificador.	24	21/12/2022	23/12/2022	Luis Lignina Romel Pichucho	Finalizado

### ***Burndown chart***

En la Fig. 24: Burndown chart - H.U.05, se muestra el progreso en la ejecución de la Historia de Usuario del presente Sprint en los días estimados para su desarrollo. El eje X (horizontal) representa las fechas especificadas en la Tabla 17, en este caso el periodo de tiempo inicia el 24/11/2022 y termina el 23/12/2022. El eje Y (vertical), por el contrario, muestra el número total de horas estimadas, el cual se obtiene a través de una multiplicación entre el total de días estimados y las horas que se trabajará por día, de manera que para este Sprint son 22 días y 8 horas diarias de trabajo, presentando como resultado un valor de 176 horas que se considerará como el valor máximo de este eje, y acorde transcurran los días, el valor de horas se reducirá hasta llegar a cero, cumpliendo así el objetivo del Sprint.

**Figura 24***Burndown chart - H.U.04***Resultados del sprint**

En esta sección, se indica cómo se desarrolló el sprint y los resultados obtenidos del modelo desarrollado con el dataset de torsos previamente creado. En este Sprint se divide la persona en 3 partes para realizar la identificación de la textura de la vestimenta del torso de una persona a través de modelos no holísticos (conocidos como DPM, modelo de partes deformables), utilizando LBPU como descriptor de textura de la vestimenta (del torso) y de SVM como clasificador, mediante la captura de 300 imágenes, por medio de la cámara 1, para obtener el dataset de torso y crear y entrenar el modelo.

En la Tabla 18: Pseudocódigo del algoritmo DPM para la Re-Identificación de personas, utilizando LBPU como descriptor de textura y SVM como clasificador de personas.

Tabla 18

*Pseudocódigo del algoritmo DPM para la Re-Identificación de personas, utilizando LBPU como descriptor de textura y SVM como clasificador de personas (clases)*

---

**Algoritmo 2** Algoritmo DPM para la Re-Identificación de personas mediante la textura

---

**Entrada:**

```

// Se va a especificar la ruta de la carpeta en donde se encuentra el dataset
Especificar la carpeta del dataset;
// Va a leer el modelo entrenado del algoritmo de identificación de textura
Leer el modelo entrenado;
// Va a leer el modelo entrenado del algoritmo de identificación de textura
Especificar el video;
// Función lbpu() para generar el descriptor de textura LBPU en las imágenes
1: function lbpu(imágenes)
2:     // Se va a calcular la representación del patrón LBP para usarlo posteriormente en
3:     // la construcción del histograma de patrones, y normalizar LBP a LBPU
4:     Generar LBPU de imágenes;
5:     // Se va a mostrar la salida del video aplicando el descriptor LBPU
6:     Mostrar la salida del video LBPU;
5:     // Se va a normalizar el patrón LBPU a LBP
7:     Normalizar LBPU a LBP;
8:     // Se va a retornar el histograma de patrones locales
9:     Retornar LBP;
10: end function //fin de la función lbpu()
11: // Función torso() para segmentar a la persona en tres partes (cabeza, torso y piernas),
12: // se considera el torso de la persona
13: function torso(imágenes)
14:     // Se va a separar el torso de la persona mediante el cálculo desde donde empieza
15:     // hasta donde termina el mismo
16:     Separar el torso;
17:     // Se va a retornar el torso de la persona, separado de las otras partes (cabeza y piernas)
18:     Retornar el torso;
19: end function //fin de la función torso()
20: // El ciclo for se utiliza para recorrer la lista de las carpetas que contienen los torsos
21: for (en las imágenes de entrenamiento) to completar la lista do
21:     // Se va a transformar las imágenes de entrenamiento a escala de grises
22:     Transformar las imágenes a escala de grises;
23:     // Se va a obtener los histogramas de las imágenes en escala de grises
24:     Obtener los histogramas;
25:     // Se va a agregar etiquetas con un nombre a la lista de imágenes

```

---

---

**Algoritmo 2** Algoritmo DPM para la Re-Identificación de personas mediante la textura
 

---

```

26:   Agregar las etiquetas a la lista de imágenes;
27:   // Se va a generar el modelo con el clasificador SVM (Máquinas de Vector Soporte)
28:   Generar el modelo SVM;
29: end for // fin del ciclo for
30: // Función dpm() para realizar la identificación de la textura del torso con el modelo de
31: // partes deformables
32: function dpm()
33: // El ciclo Mientras se va a repetir siempre y cuando sea verdadero
34: while:
35: // Se va a leer cada fotograma del vídeo asignado para la identificación de la
36: // textura del torso
37: Leer fotograma del vídeo asignado;
38: // Se va a transformar el video a escala de grises
39: Transformar el video a escala de grises;
40: // Se va a definir los parámetros para la identificación de la textura
41: Definir los parámetros para la identificación;
42: // En el ciclo For se almacenan los puntos x, y para el ancho y alto de una
43: // imagen en los parámetro del algoritmo de identificación de la textura, y recorrer
44: // el video de entrada frame por frame
45: for (en los puntos x,y para el ancho y alto) to parámetros do
46: // Se va a calcular los histogramas del video de entrada
47: Calcular los histogramas;
48: // Se va a transformar los histogramas del video de entrada
49: Transformar los histogramas;
50: // Se va a segmentar a la persona en tres partes (cabeza, torso y piernas), se
51: // considera el torso
52: Segmentar la persona;
53: // Se almacenan las imagenes del orso con una dimensión de 150 píxeles de
54: // ancho y alto
55: Almacenar torso;
56: // La sentencia if se lleva a cabo, al comparar el valor de confianza 0.64 con
57: // los videos del dataset
58: if comparar el valor de confianza then
59: // Se va a graficar un rectángulo en el contorno de la persona identificada
60: Graficar el rectángulo en el contorno de la persona;
61: // Se va a mostrar el porcentaje de predicción obtenido en este
61: // algoritmo, junto al nombre de la persona acorde al dataset
62: Imprimir el porcentaje de predicción y el nombre de la persona;
63: Else
64: // Se va a graficar un rectángulo en el contorno de la persona no identificada

```

---

---

**Algoritmo 2** Algoritmo DPM para la Re-Identificación de personas mediante la textura
 

---

```

65:         Graficar el rectángulo en el contorno de la persona;
66:         // Se va a mostrar a mostrar una etiqueta de desconocido de la persona
67:         // que el algoritmo fallo al identificar
68:         Imprimir desconocido en la persona a identificar;
69:         end if // fin de la sentencia if
70:         end for // fin del ciclo for
71:     end while // fin del ciclo while
72: end function //fin de la función dpm()
Salida:
    // Se va a mostrar la salida del video con el porcentaje de predicción y el nombre de la
    // persona en el caso de que lo identifique y como desconocido en el caso de que no
Mostrar la salida del video;
    // Se va a imprimir el tiempo de reproducción del video aplicando el algoritmo de
    // identificación de textura
Imprimir tiempo de reproducción;
    // Se va a imprimir el tiempo de fotogramas por segundo aplicando el algoritmo de
    // identificación de textura
Imprimir FPS aproximado;
    // Se va a imprimir el tiempo de ejecución aplicando el algoritmo de identificación de textura
Imprimir tiempo de ejecución;
    // Se va a imprimir el valor de Verdaderos Positivos aplicando el algoritmo de
    // identificación de textura
Imprimir Verdaderos Positivos;
    // Se va a imprimir el valor de Verdaderos Negativos aplicando el algoritmo de
    // identificación de textura
Imprimir Verdaderos Negativos;
    // Se va a imprimir el valor de Falsos Positivos aplicando el algoritmo de
    // identificación de textura
Imprimir Falsos Positivos;
    // Se va a imprimir el valor de Falsos Negativos aplicando el algoritmo de
    // identificación de textura
Imprimir Falsos Negativos;
  
```

---

### **Resultados de las tareas de la Historia de Usuario 03**

Para la creación de dataset torso se utilizó los videos de la Fig. 17 que se grabaron para la captura de rostros en el Sprint 01, pero además se utilizó para la segmentación del torso de la persona y crear el dataset de torsos. La Fig. 25, muestra las carpetas generadas de las imágenes del torso de las

personas, capturadas por la primera cámara, dichas imágenes están normalizadas y poseen un tamaño estándar de 150 píxeles de alto y ancho, a fin de eliminar variaciones relacionadas con la iluminación, tamaño, ruido, entre otras, (Sharif et al., 2010). Cada una de las clases que se muestra en esta figura, posee 300 imágenes de rostros de una persona en específico, formando 6 clases: Diego, Grace, Hernán, José, Luis, Pablo. De esta manera se tiene un total de 1800 imágenes de todas las clases para el entrenamiento del modelo.

**Figura 25**

*Carpetas e imágenes del torso*



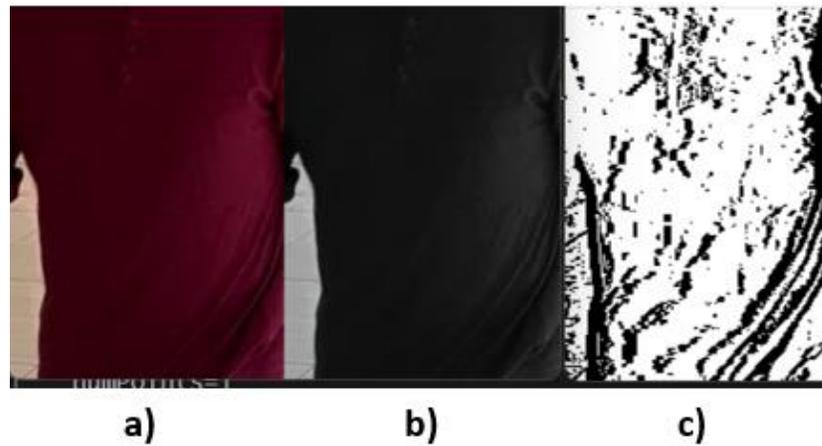
*Nota.* Se muestran las carpetas y en b) las imágenes de torsos pertenecientes a cada persona (clase).  
(Elaboración propia)

#### **Resultados de las tareas de la Historia de Usuario 04**

En la Fig. 26, se muestra el procesamiento de imágenes para la identificación de torsos de la persona, para ello, se toma la imagen original, se transforma a escala de grises y se codifica a LBPU, para obtener el descriptor de textura del torso y se aplica el modelo de Machine Learning para obtener la etiqueta de identificación de la persona, y almacena el modelo creado con el dataset de imágenes de torsos de las clases en un archivo xml, y este archivo se utiliza para la identificación del torso de personas mediante el modelo entrenado anteriormente.

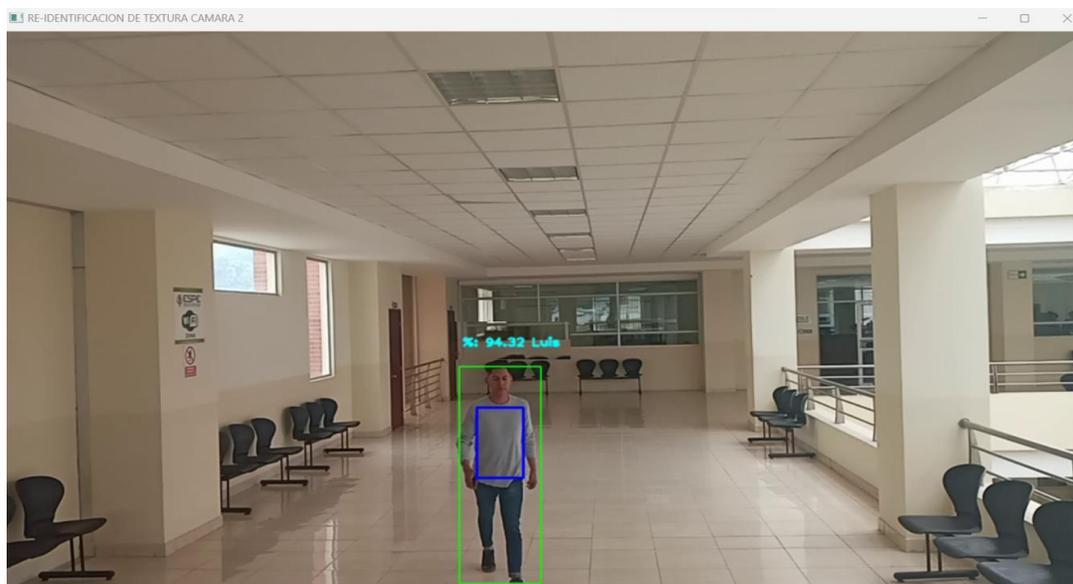
**Figura 26**

*Procesamiento de imágenes del torso*



*Nota.* En a) se muestra la imagen original, en b) se muestra la imagen en escala de grises y en c) el descriptor LBP.

Luego de obtener el modelo de textura se ejecuta el sistema de Re-Identificación de personas utilizando el algoritmo descrito en la Tabla 18, para lograr la identificación de la persona al usar la cámara 2, y determinar la etiqueta respectiva, junto a su valor de confianza de predicción del modelo (Fig. 27).

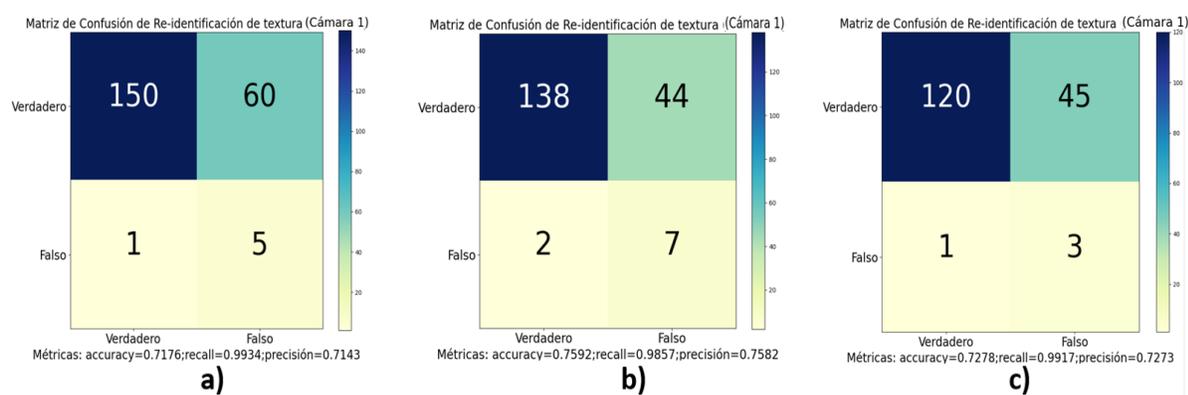
**Figura 27***Identificación de textura del torso*

Luego de la ejecución del sistema y de obtener el porcentaje del valor de confianza 94.32% de predicción, el algoritmo asigna la etiqueta de predicción de la persona de acuerdo al dataset creado, en este caso fue la clase Luis.

Luego de ejecutar el sistema se procede a obtener las métricas de evaluación que se muestra en la Fig. 28 matriz de confusión de forma gráfica con sus respectivos valores, para determinar cuántas veces el sistema predijo que la persona es conocida y cuantas veces no lo es, para ello se generó un mapa de calor, posteriormente se utilizan las métricas de evaluación indicadas en la Tabla 1, y presentar los resultados en la Tabla 19.

**Figura 28**

*Matriz de confusión de los resultados del algoritmo de identificación de textura con 3 rutas distintas para la misma persona*



*Nota.* Matriz de confusión de los resultados del algoritmo de identificación de textura con 3 rutas distintas para la misma persona, en a) primera ruta, en b) segunda ruta y c) tercera ruta.

En la Fig. 28 los datos de las celdas (1,1) y (2,2) representan resultados concretos de Verdadero y Falso cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de las celdas (1,2) y (2,1) muestran dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

**Tabla 19**

*Resultados, pruebas realizadas del algoritmo de Identificación de personas mediante identificación de la textura del torso con tres poses distintas u oclusiones*

Clasificador	Métricas	Primera ruta	Segunda ruta	Tercera ruta	Promedio
SVM	<b>Accuracy</b>	0.7176	0.7592	0.7278	$0.7348 \pm 0.0216$
	<b>Recall</b>	0.9934	0.9857	0.9917	$0.9902 \pm 0.0040$
	<b>Precisión</b>	0.7143	0.7582	0.7273	$0.7332 \pm 0.0225$

Los resultados obtenidos del sistema de Re-Identificación de la persona varían de acuerdo a la postura de la persona, dichas variaciones suceden cuando la persona está con el teléfono en la mano o

alguna oclusión del torso, el ambiente, en donde, está ubicada la cámara, ya sea la iluminación, ruido, enfoque de la cámara, entre otros, Además, las cámaras son estáticas y no da seguimiento a la persona y a su pose.

**Nota:** Al finalizar este Sprint no se encontró inconvenientes para cumplir con los requerimientos establecidos, al obtener buenos resultados en la evaluación de las métricas aplicadas en las pruebas realizadas.

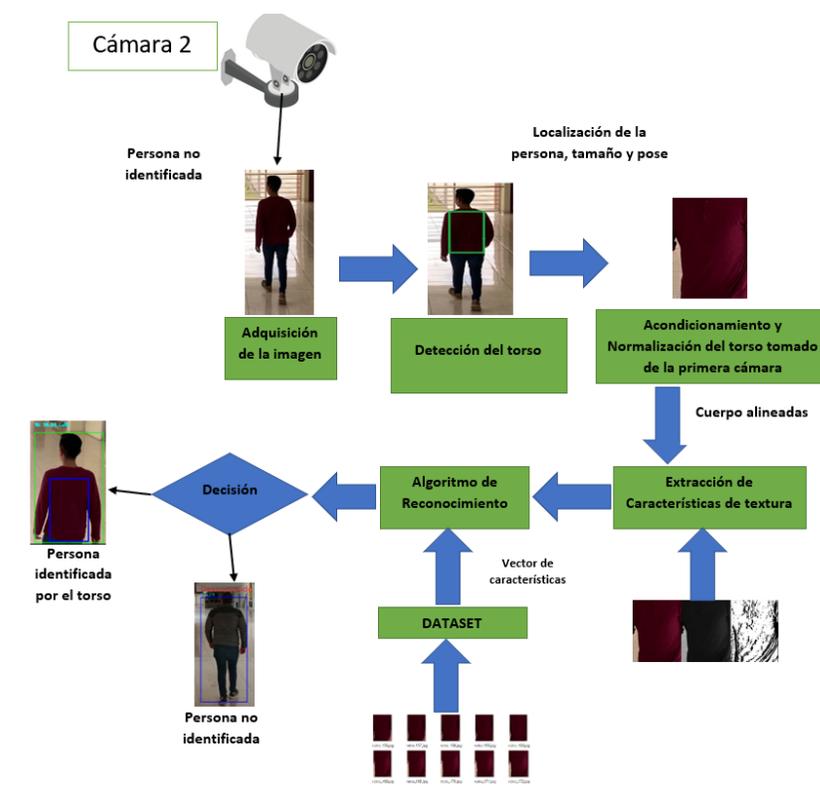
***Sprint 03: Detección y Re-Identificación de la vista posterior de las personas a través de la característica soft-biométrica textura de la vestimenta, mientras está grabando el segundo video***

Para el desarrollo del Sprint 03, se tomó en cuenta la Historia de Usuario H.U.05 que se encuentra en la Tabla 4, en donde se indica que se debe detectar y Re-Identificar la vista posterior de una persona, utilizando técnicas No Holísticas para la detección del torso de la persona (región de interés), y Re-Identificar a la persona a través de la textura de la vestimenta en la zona de interés.

En la Fig. 29, se muestra el esquema general del funcionamiento del sistema de Re-Identificación de textura del torso con la cámara 2 que enfoca la parte posterior del torso de la persona.

Figura 29

Esquema general del sistema de Re-identificación de textura en la cámara 2



### Historias de Usuario Detalladas

La Tabla 20: Historia de usuario de detección y Re-Identificación de la vista posterior de las personas a través de la característica soft-biométrica textura de la vestimenta, mientras se está grabando el segundo video, se presenta, de forma detallada, la Historia de Usuario H.U.05 del sistema de Re-Identificación de la vista posterior de las personas, a través de la característica soft-biométrica, textura de la vestimenta, mientras está grabando el segundo video, en la cual se indica los desarrolladores responsables del sistema, así como los criterios de aceptación (validación) para el desarrollo del modelo y algoritmo para la identificación de la textura de la vestimenta.

**Tabla 20**

*Historia de usuario de detección y Re-Identificación de la vista posterior de las personas a través de la característica soft-biométrica, la textura de la vestimenta, mientras está grabando el segundo video*

<b>Historias de Usuario</b>	
<b>Número:</b> H.U.05	<b>Usuario:</b> Usuario
<b>Nombre historia:</b> Detección y Re-Identificación de personas a través de su vista posterior mediante la textura de la vestimenta con técnicas No Holísticas	<b>Número Sprint:</b> 3
<b>Prioridad:</b> Alta	<b>Riesgo de desarrollo:</b> Baja
<b>Puntos estimados(días):</b> 15	<b>Interacción asignada:</b> 1
<b>Desarrolladores responsables:</b> Luis Lignia, Romel Pichucho	
<b>Descripción:</b> Como usuario quiero que el sistema realice la detección y Re-Identificación de personas a través de su vista posterior, mediante la característica soft-biométrica textura de la vestimenta, mientras está grabando el segundo video.	
<b>Validación:</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• Detección y Re-Identificación de personas a través de la su vista posterior por medio de la textura de la vestimenta, mientras está grabando el segundo video, donde se aplicó las métricas de evaluación para calcular los resultados obtenidos.</li> <li>• Se realizaron pruebas con los modelos creados anteriormente a partir de datasets propios de distintas personas donde se pudo registrar sus resultados correspondientes a cada modelo.</li> <li>• Se seleccionó el modelo que presenta el mejor rendimiento (métricas de evaluación).</li> </ul>	

### **Sprint Backlog**

En la Tabla 21: Sprint Backlog 05, se especifica las tareas que se realizaron durante el desarrollo del Sprint, así como los responsables en llevar a cabo cada uno de estos, los días en los que se planificó realizar el Sprint, el tiempo estimado en horas y el estado en cada tarea se encuentra actualmente. Cabe señalar que el Sprint Backlog se encuentra finalizado.

**Tabla 21***Sprint Backlog 05*

<b>Sprint 3</b>	<b>Fecha Inicio</b>	26/12/2022	<b>Fecha Fin</b>	13/01/2023	<b>Jornada</b>	8 horas
<b>HU ID</b>	<b>Tareas</b>	<b>Horas</b>	<b>Inicio</b>	<b>Fin</b>	<b>Responsable</b>	<b>Estado</b>
H.U.05	Generación de pruebas del sistema de identificación de la textura de la vestimenta aplicado en la parte trasera de la persona, para calcular el valor de confianza con distintos videos.	96	09/01/2023	10/01//2023	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado
H.U.05	Generación de la matriz de confusión y métricas de una clase de evaluación del sistema para ver su rendimiento del clasificador.	24	11/01/2023	13/01/2023	Luis Lignia Romel Pichucho	Finalizado

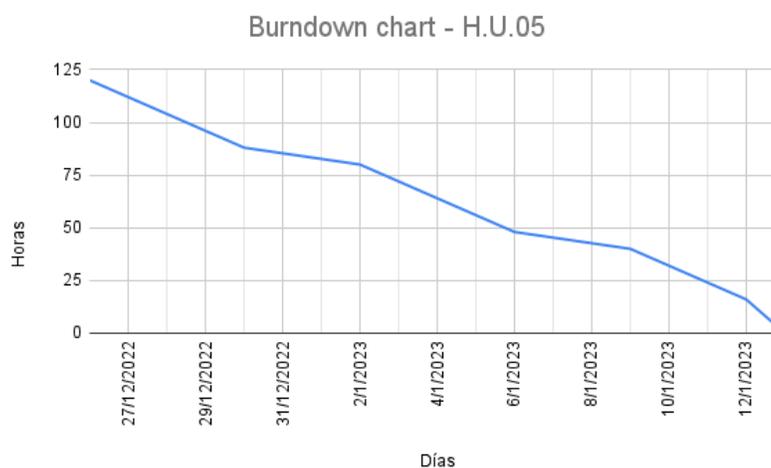
**Burndown chart**

En la Fig. 30: Burndown chart - H.U.05, se muestra el progreso efectuado en los días estimados para el desarrollo del presente Sprint. El eje X representa las fechas especificadas en la Tabla 21, en este caso el intervalo de tiempo inicia el 26/12/2022 y termina el 13/01/2023. El eje Y por el contrario,

muestra el número total de horas estimadas, el cual se obtiene a través de una multiplicación entre el total de días estimados y las horas que se trabajara por día, de manera que para este Sprint son 15 días y 8 horas diarias, presentando como resultado un valor de 120 horas que se considerara el valor máximo de este eje, y acorde transcurran los días, el valor de horas se reducirá hasta llegar a cero, cumpliendo así el objetivo del Sprint.

**Figura 30**

*Burndown chart - H.U.05*

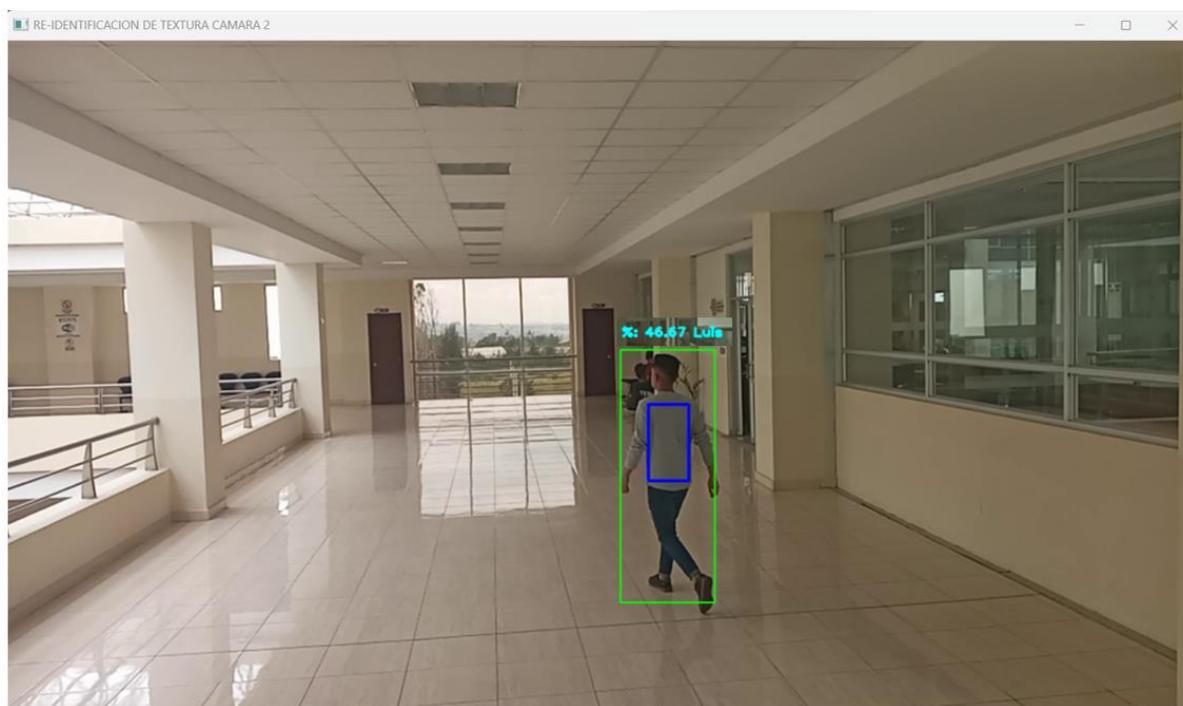


### Resultados del sprint

Los resultados obtenidos en el Sprint son la detección y Re-Identificación de una persona, mediante la cámara 2, utilizando la técnica no holística, DPM, para detectar el torso y con el codificador LBPU obtener el descriptor de textura aplicado a la región de interés, y utilizar el modelo SVM para la Re-Identificación de la persona a través de la textura de la vestimenta, como se observa en la Fig. 31.

**Figura 31**

*Identificación de textura de la parte posterior del torso utilizando la cámara 2*

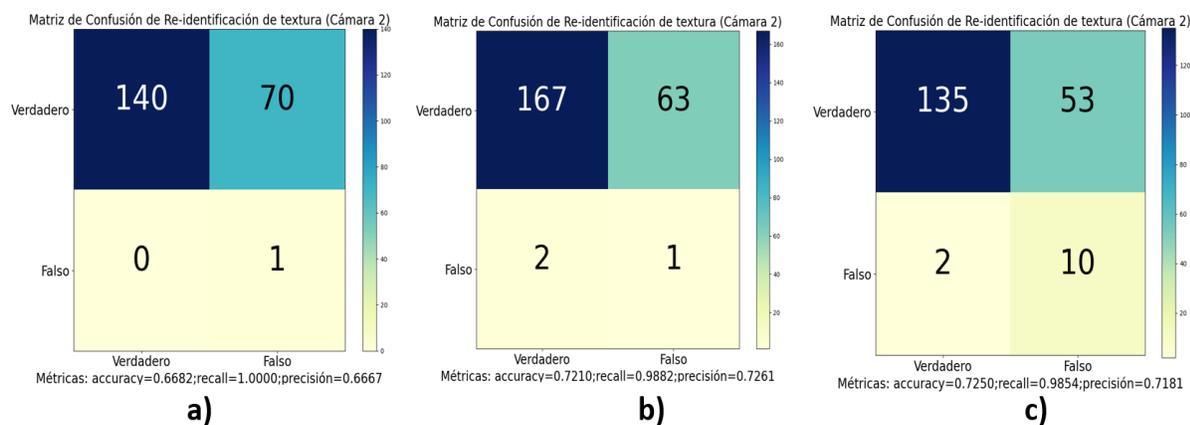


En la Fig. 31 el valor de confianza que se obtuvo en la ejecución del algoritmo de identificación de textura de la parte posterior del torso de una persona fue de 46.67% de predicción, junto a la etiqueta correspondiente al nombre de la persona de acuerdo al dataset creado, para este caso fue la clase Luis.

Luego de ejecutar el sistema de Re-Identificación, con la cámara 2 se captura el torso posterior de la persona, se detecta e identifica una persona a través del uso de la característica Soft-biométrica textura de la vestimenta y se obtienen los resultados del sistema registrados en la Fig. 32 matriz de confusión. Estos resultados permiten conocer la cantidad de veces que el sistema predice la identificación de una persona y las veces que no la identifica, posteriormente se utilizan las métricas de evaluación indicadas en la Tabla 1 cuyos resultados se presentan en la Tabla 22.

**Figura 32**

*Matriz de confusión de los resultados del algoritmo de Re-Identificación de textura, con 3 rutas distintas*



*Nota.* Matriz de confusión de los resultados del algoritmo de Re-Identificación de textura, con 3 rutas distintas en a) ruta 1, en b) ruta 2 y en c) ruta 3. (Elaboración propia)

En la Fig. 32 los datos de las celdas (1,1) y (2,2) representan resultados concretos de Verdadero y Falso cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de las celdas (1,2) y (2,1) muestran dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

**Tabla 22**

*Resultados, pruebas realizadas del algoritmo de Identificación de personas mediante identificación de la textura del torso con tres poses distintas u oclusiones.*

Clasificador	Métricas	Primera Ruta	Segunda Ruta	Tercera Ruta	Promedio
SVM	<b>Accuracy</b>	0.6682	0.7210	0.7250	0,7047 ± 0.0317
	<b>Recall</b>	1	0.9882	0.9854	0.9912 ± 0.0077
	<b>Precisión</b>	0.6670	0.7261	0.7181	0.7037 ± 0.0320

En la Tabla 22, se muestra el resultado de cada una de las métricas de evaluación, Accuracy, Recall y Precisión, obtenidas en la ejecución del algoritmo de identificación de la vista posterior de las

personas mediante la textura del torso, obtenida cuando una persona avanza caminando por una de las tres rutas determinadas.

**Nota:** Al finalizar este Sprint no se encontró inconvenientes para cumplir con los requerimientos establecidos, al obtener buenos resultados en la evaluación de métricas aplicadas en las pruebas realizadas.

Las pruebas aplicadas al sistema de Re-Identificación de personas, mediante el reconocimiento de la textura de la vestimenta, descritas en este capítulo, se realizaron sobre una misma persona que camina por 3 rutas distintas en un mismo escenario. Los resultados obtenidos de estas pruebas se evaluaron por medio de la métrica Accuracy, debido a que mide el porcentaje de predicciones correctas sobre el número total de instancias evaluadas, la cual se ha convertido en una de las métricas de evaluación más utilizadas en la práctica de clasificación binaria o multiclase (Hossin & Sulaiman, 2015) y como resultado de la aplicación de esta métrica se obtuvo el  $70.47 \pm 3,17$  %, porcentaje que comparado con los valores mínimos y máximos de la literatura científica se encuentra en el rango del 63.7% (Islam et al., 2017) al 73.9% (Gao et al., 2020), lo permite demostrar que el porcentaje obtenido a través del sistema de Re-Identificación propuesto está dentro de los parámetros de predicción aceptados.

## Capítulo IV

### Validación del sistema

Este capítulo aborda los experimentos que se han llevado a cabo con el fin de validar el sistema de Re-Identificación de personas usando características Biométricas: facial y características Soft-biométricas: la textura de la vestimenta usando técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning, para lo cual, se parte de una descripción del marco de evaluación, para luego calcular las métricas de evaluación descritas en el capítulo 3 Tabla 1 y Fig. 10 y por último analizar los resultados obtenidos.

#### Marco de Evaluación

Las pruebas del sistema de Re-Identificación de personas se realiza en dos instancias: i) la Identificación de personas mediante el rostro (a través de la Cámara 1) y ii) la detección y Re-Identificación de personas mediante la textura de la vestimenta (a través de la Cámara 2), segmentando el torso de una persona (a través de DPM).

El sistema trabaja en forma paralela, utilizando tres procesadores, con la primera cámara se detecta a una persona, se identifica el rostro de la persona, utilizando el procesador 1, luego se segmenta el torso de la persona, se crea el dataset de torsos, se obtiene el descriptor de textura de la vestimenta, se crea y entrena el modelo de textura de la vestimenta, utilizando el procesador 2 y con la segunda cámara, utilizando el procesador 3, se detecta y Re-Identifica al individuo, a través del modelo de textura previamente creado. Para realizar este proceso se utilizan los videos generados de distintas personas en varios escenarios contiguos de la ESPE Sede Latacunga, descritos en el capítulo 3, Fig. 17.

#### Aplicación de las métricas de evaluación

La métrica de evaluación que se emplea en esta sección para las pruebas es Accuracy, que al ser una métrica de exactitud, evalúa todos los datos de la matriz de confusión, (Hossin & Sulaiman, 2015), y

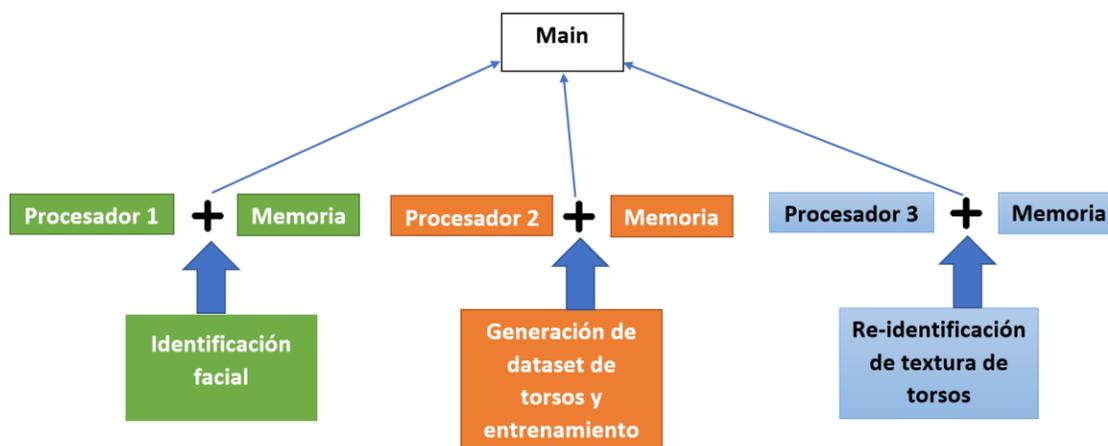
mediante el uso del hardware descrito en el capítulo 3, Tabla 7 se obtendrán los resultados del porcentaje de identificación de personas.

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

Las pruebas del sistema de Re-Identificación de personas se llevaron a cabo a través del uso de 3 procesadores, los cuales ejecutan diferentes funciones, en distintos espacios de memoria, es decir, los procesadores ejecutan las tareas en forma paralela, como se indica en la Fig. 33.

**Figura 33**

*Multiprocesamiento*



Para realizar las pruebas se tomó dos videos de una persona caminando por dos pasillos. En primer lugar, la cámara 1 graba el video de una persona caminando de frente, por el primer pasillo y en segundo lugar, se graba un video de la persona caminando de espaldas, con respecto a la cámara 2, como se observa en la Fig. 34.

**Figura 34**

*Salida de videos del sistema de Re-Identificación de la clase Alex*

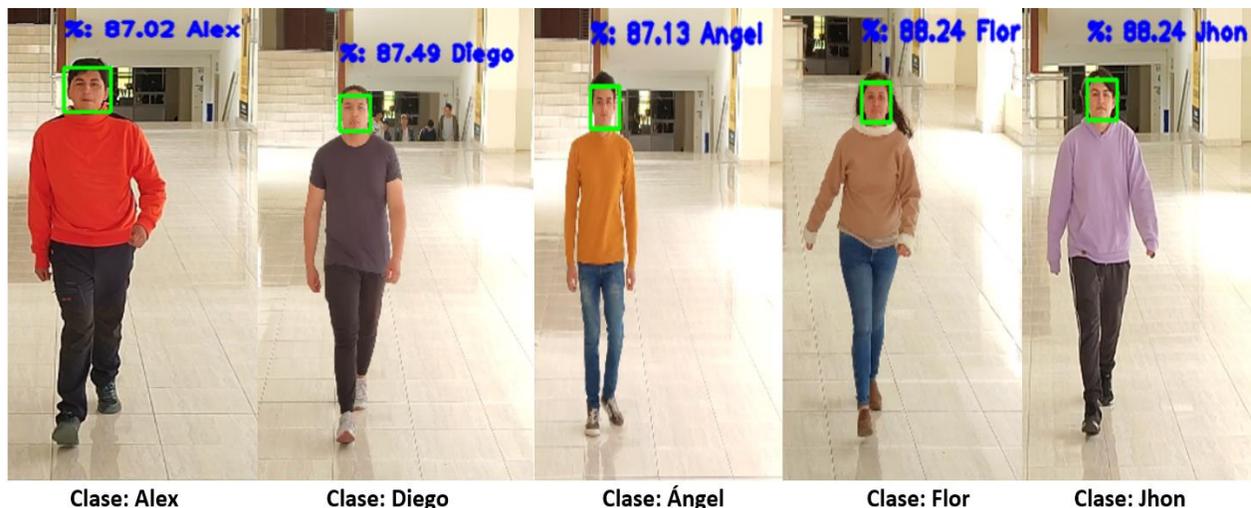


*Nota.* Salida de videos del sistema de Re-Identificación de la clase: Alex: a) Salida de la cámara 1: detección e identificación de la clase Alex mediante el reconocimiento del rostro y en b) Salida de la cámara 2: detecta y Re-Identifica a la clase Alex, a través de la textura de la vestimenta del torso.

Por medio de la ejecución del sistema de Re-Identificación de personas (Fig.35 y Fig.36) se procedió a obtener los datos para generar la matriz de confusión por cada clase. La Fig. 35 muestra tanto el porcentaje de predicción, como la etiqueta correspondiente al nombre de la persona de acuerdo al dataset creado de la identificación del rostro de 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon, haciendo referencia a la salida de la cámara 1.

Figura 35

*Clases de la primera cámara de identificación facial*



La Fig. 36 muestra tanto el porcentaje de predicción, como la etiqueta correspondiente al nombre de la persona de acuerdo al dataset creado de la Re-Identificación de la textura de la vestimenta del torso de 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon, haciendo referencia a la salida de la cámara 2.

Figura 36

*Clases de la segunda cámara de Re-Identificación de torso*



A continuación, se muestra la matriz de confusión, el cálculo de la métrica de evaluación Accuracy y el porcentaje de predicción por cada una de las clases ilustradas tanto en la Fig. 35 como en la Fig. 36, las cuales fueron efectuadas en dos escenarios y con tres rutas diferentes.

La Tabla 23: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Alex, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas que recorre la clase Alex, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso, cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de color rojo muestran los otros dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

**Tabla 23**

*Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Alex, con tres rutas distintas*

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Alex</b>				
POSITIVOS	78 (VP)	0 (FP)	123 (VP)	35 (FP)
NEGATIVOS	16 (FN)	1(VN)	0(FN)	19(VN)
<b>Segunda ruta de la clase Alex</b>				
POSITIVOS	45 (VP)	0 (FP)	125 (VP)	56 (FP)
NEGATIVOS	17(FN)	0(VN)	0(FN)	6(VN)
<b>Tercera ruta de la clase Alex</b>				
POSITIVOS	49 (VP)	0 (FP)	155 (VP)	68 (FP)
NEGATIVOS	19(FN)	28(VN)	0(FN)	3(VN)

La Tabla 24: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Diego, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas de la clase Diego, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de color rojo muestran dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

Tabla 24

Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Diego, con tres rutas distintas

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Diego</b>				
POSITIVOS	199 (VP)	0 (FP)	120 (VP)	50(FP)
NEGATIVOS	10 (FN)	0(VN)	0(FN)	26(VN)
<b>Segunda ruta de la clase Diego</b>				
POSITIVOS	64 (VP)	0 (FP)	135 (VP)	62(FP)
NEGATIVOS	19(FN)	84(VN)	0(FN)	18(VN)
<b>Tercera ruta de la clase Diego</b>				
POSITIVOS	73 (VP)	0 (FP)	91 (VP)	5 (FP)
NEGATIVOS	17(FN)	36(VN)	0(FN)	14(VN)

La Tabla 25: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Ángel, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas que recorre la clase Ángel, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de color rojo muestran dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

Tabla 25

Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Ángel, con tres rutas distintas

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Ángel</b>				
POSITIVOS	151 (VP)	1(FP)	95 (VP)	61 (FP)
NEGATIVOS	19(FN)	0(VN)	0(FN)	45(VN)
<b>Segunda ruta de la clase Ángel</b>				
	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	81 (VP)	0 (FP)	91 (VP)	56 (FP)
NEGATIVOS	17(FN)	41(VN)	0(FN)	3(VN)
<b>Tercera ruta de la clase Ángel</b>				

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	92 (VP)	3 (FP)	105 (VP)	42(FP)
NEGATIVOS	18 (FN)	17(VN)	0(FN)	32(VN)

La Tabla 26: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Flor, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas que recorre la clase Flor, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de color rojo muestran dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

**Tabla 26**

*Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Flor, con tres rutas distintas*

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Flor</b>				
POSITIVOS	117 (VP)	0 (FP)	115 (VP)	10 (FP)
NEGATIVOS	13(FN)	(VN)	0(FN)	10(VN)
<b>Segunda ruta de la clase Flor</b>				
POSITIVOS	61 (VP)	0 (FP)	112 (VP)	26(FP)
NEGATIVOS	16 (FN)	38(VN)	0(FN)	58(VN)
<b>Tercera ruta de la clase Flor</b>				
POSITIVOS	137 (VP)	0 (FP)	123 (VP)	15(FP)
NEGATIVOS	45FN)	32(VN)	0(FN)	32(VN)

La Tabla 27: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Jhon, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas que recorre la clase Jhon, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que

los valores de color rojo muestran dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

**Tabla 27**

*Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Jhon, con tres rutas distintas*

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Jhon</b>				
POSITIVOS	152 (VP)	0 (FP)	185 (VP)	55 (FP)
NEGATIVOS	17 (FN)	0(VN)	0(FN)	5(VN)
<b>Segunda ruta de la clase Jhon</b>				
POSITIVOS	89 (VP)	0 (FP)	139(VP)	97(FP)
NEGATIVOS	13 (FN)	17(VN)	0(FN)	25(VN)
<b>Tercera ruta de la clase Jhon</b>				
POSITIVOS	99 (VP)	0 (FP)	144(VP)	5 (FP)
NEGATIVOS	19 (FN)	65(VN)	0(FN)	71(VN)

La cantidad de imágenes variarán por cada clase, esto se debe a los escenarios donde fueron grabados los videos. No todos los videos tendrán la misma cantidad de detecciones de la persona debido a los problemas de iluminación o ruido que se presentan en el entorno. Cabe recalcar que, el dataset generado de cada clase posee 300 imágenes.

Una vez obtenidos los datos de la matriz de confusión se realiza el cálculo del porcentaje de exactitud del modelo, es por ello que se utiliza la métrica Accuracy para los dos casos que son: la identificación facial y Re-Identificación de la textura de la vestimenta en el torso de 5 personas, clase: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon, descritas en la Tabla 28 y Tabla 29.

La métrica Accuracy está definida por la siguiente ecuación:

$$accuracy = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \quad (1)$$

En la Tabla. 4.6: Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante la identificación facial, muestra los datos de la evaluación de la métrica Accuracy de los 2 escenarios de ejecución mediante la

identificación facial de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon, empleando la Ecuación 1, en donde, se realizaron 5 mediciones por cada escenario y en tres rutas diferentes, a fin de obtener el promedio y la desviación estándar de cada medición.

**Tabla 28**

*Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante la identificación facial*

		<b>Clase Alex</b>			
<b>Clasificador/ Descriptor/ Algoritmo</b>	<b>Métricas</b>	<b>Primera ruta</b>	<b>Segunda ruta</b>	<b>Tercera ruta</b>	<b>Promedio</b>
Haar	<b>Accuracy</b>	0.8316	0.7250	0.8020	0.7862 ± 0.0550
	<b>Clase Diego</b>				
Cascade/ LBPH/ Viola Jones	<b>Accuracy</b>	0.9521	0.8862	0.8650	0.9011 ± 0.0454
	<b>Clase Ángel</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.8830	0.8777	0.8385	0.8664 ± 0.0243
	<b>Clase Flor</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.9000	0.8609	0.7897	0.8502 ± 0.0559
	<b>Clase Jhon</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.8994	0.8908	0.8962	0.8954 ± 0.0043

En la Tabla. 29: Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante Re-Identificación de textura, muestra los datos de la evaluación de la métrica Accuracy de los 2 escenarios de ejecución mediante la Re-Identificación de la textura de la vestimenta en el torso de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon, empleando la Ecuación 1, en donde, se realizaron 5 mediciones por cada escenario y en tres rutas diferentes, a fin de obtener el promedio y la desviación estándar de cada medición.

**Tabla 29**

*Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante Re-Identificación de textura*

		<b>Clase Alex</b>			
<b>Clasificador/ Descriptor</b>	<b>Métricas</b>	<b>Primera ruta</b>	<b>Segunda ruta</b>	<b>Tercera ruta</b>	<b>Promedio</b>
SVM/ LBPH	<b>Accuracy</b>	0.8023	0.7005	0.6991	0.8954 ± 0.0591
	<b>Clase Diego</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.7449	0.7116	0.9545	0.7999 ± 0.1316
	<b>Clase Ángel</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.6965	0.6267	0.7654	0.6962 ± 0.0693
	<b>Clase Flor</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.9259	0.8673	0.9118	0.9016 ± 0.0305
	<b>Clase Jhon</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.7755	0.6284	0.9773	0.7937 ± 0.1751

Por último, una vez obtenido el promedio y la desviación de la métrica Accuracy tanto en la identificación facial como en la Re-Identificación de la textura de la vestimenta en el torso de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon, se procede a calcular el promedio del porcentaje de predicción, como se muestra en la Tabla 30 y Tabla 31.

En la Tabla 30: Resultados de las pruebas sobre Identificación de personas a través del rostro de 5 clases, muestra el nombre de la clase, el escenario, la característica a identificar, la predicción, el resultado tanto esperado como obtenido, el porcentaje de predicción y el promedio de identificación de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon. Estos datos fueron adquiridos mediante la ejecución del sistema en un entorno controlado.

**Tabla 30**

*Resultados de las pruebas sobre Identificación de personas a través del rostro de 5 clases*

<b>Clase</b>	<b>Escenario</b>	<b>Característica biométrica</b>	<b>Predicción</b>	<b>Resultado esperado</b>	<b>Resultado Obtenido</b>	<b>Porcentaje de predicción</b>
Alex	Cámara 1	Rostro	Identificado	Alex	Alex	0.7862 ± 0.0550
Diego	Cámara 1	Rostro	Identificado	Diego	Diego	0.9011 ± 0.0454

Clase	Escenario	Característica biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido	Porcentaje de predicción
Ángel	Cámara 1	Rostro	Identificado	Ángel	Ángel	$0.8664 \pm 0.0243$
Flor	Cámara 1	Rostro	Identificado	Flor	Flor	$0.8502 \pm 0.0559$
Jhon	Cámara 1	Rostro	Identificado	Jhon	Jhon	$0.8954 \pm 0.0043$
<b>PROMEDIO</b>						$0.8598 \pm 0.0369$

El promedio de identificación facial que se muestra en la Tabla anterior es del  $85.98 \pm 3.69 \%$ , este porcentaje significa que de cada 100 individuos se reconoce 85 personas, por lo tanto, la identificación del rostro oscila entre el 78% y el 89%, correspondientes a la mínima y máxima predicción respectivamente.

En la Tabla 31: Resultados de las pruebas sobre Re-Identificación de personas, a través de la textura de la vestimenta en el torso de 5 clases, muestra el nombre de la clase, el escenario, la característica a identificar, la predicción, el resultado tanto esperado como obtenido, el porcentaje de predicción y el promedio de identificación de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon. Estos datos fueron adquiridos mediante la ejecución del sistema en un entorno controlado.

**Tabla 31**

*Resultados de las pruebas sobre Re-Identificación de personas, a través de la textura de la vestimenta en el torso de 5 clases*

Clase	Escenario	Característica biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido	Porcentaje de predicción
Alex	Cámara 2	Textura	Identificado	Alex	Alex	$0.8954 \pm 0.0591$
Diego	Cámara 2	Textura	Identificado	Diego	Diego	$0.7999 \pm 0.1316$
Ángel	Cámara 2	Textura	Identificado	Ángel	Ángel	$0.6962 \pm 0.0693$
Flor	Cámara 2	Textura	Identificado	Flor	Flor	$0.9016 \pm 0.0305$
Jhon	Cámara 2	Textura	Identificado	Jhon	Jhon	$0.7937 \pm 0.1751$
<b>PROMEDIO</b>						$0.8173 \pm 0.0931$

El promedio de identificación de textura de la vestimenta que se muestra en la Tabla anterior es del  $81.73 \pm 9.31 \%$ , este porcentaje significa que de cada 100 individuos se reconoce 81 personas, por

lo tanto, la identificación de la textura de la vestimenta oscila entre el 69% y el 90%, correspondientes a la mínima y máxima predicción respectivamente.

### Identificación de errores

Al realizar pruebas al sistema con diferentes videos se encontró inconsistencias en la identificación facial, puesto a que presentó una gran cantidad de Falsos Negativos en la predicción del modelo, graficando un rectángulo con la etiqueta de desconocido en donde no se encuentra ninguna persona, como se muestra en la Fig. 37, de esta manera se reduce el porcentaje de predicción del sistema.

### Figura 37

#### *Errores de la identificación facial*

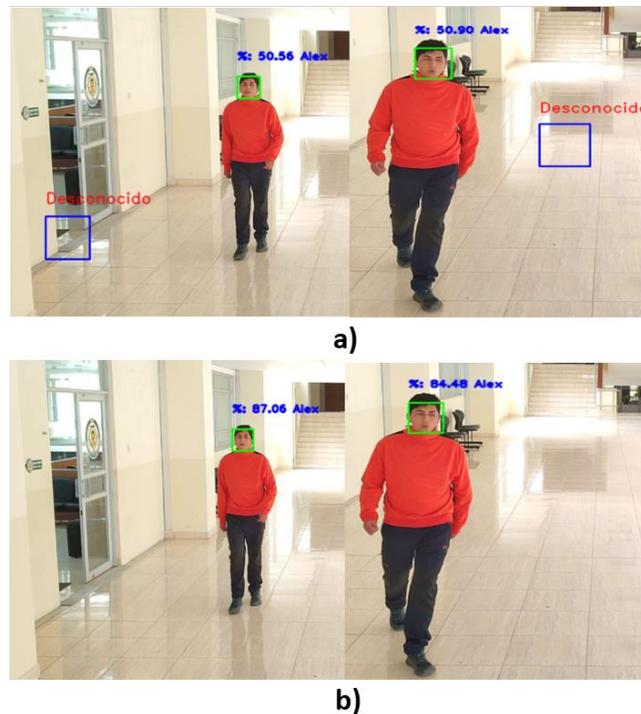


Para la corrección de los errores se procedió a ajustar los parámetros del algoritmo de Viola Jones tales como el factor de escala, los vecinos del tamaño de enfoque, a fin de ejecutar una vez más el sistema y comprobar que los errores fueron corregidos. Es así que se genera de nuevo la matriz de confusión de identificación facial y se verifica con los valores de Falsos Negativos de la matriz anterior, presentando una disminución de los mismos al ajustar el algoritmo.

En la Fig. 38, se presentan dos filas de imágenes, la primera los resultados de identificación facial antes del ajuste del algoritmo y otra cuando el algoritmo fue ajustado. Mediante este ajuste se resuelve el problema de Falsos Negativos que se presentaban durante la ejecución del sistema.

**Figura 38**

*Salida del video de identificación facial*



*Nota.* Salida del video de identificación facial, en a) se muestran el algoritmo de identificación facial sin ajustar y en b) se muestra el algoritmo de identificación facial ajustado. (Elaboración propia)

### **Resultados con el algoritmo ajustado y dataset ajustado**

La Tabla 32: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Alex, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas que recorre la clase Alex, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso, cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de color rojo muestran los otros dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

Tabla 32

Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Alex, con tres rutas distintas

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Alex</b>				
POSITIVOS	78 (VP)	0 (FP)	123 (VP)	15 (FP)
NEGATIVOS	1 (FN)	1(VN)	0(FN)	10(VN)
<b>Segunda ruta de la clase Alex</b>				
POSITIVOS	45 (VP)	0 (FP)	126 (VP)	16 (FP)
NEGATIVOS	0(FN)	0(VN)	0(FN)	1(VN)
<b>Tercera ruta de la clase Alex</b>				
POSITIVOS	49 (VP)	0 (FP)	155 (VP)	18 (FP)
NEGATIVOS	0 (FN)	28(VN)	0(FN)	3(VN)

La Tabla 33: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Diego, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas que recorre la clase Diego, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso, cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de color rojo muestran los otros dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

Tabla 33

Matriz de confusión de la identificación facial y Re-Identificación de la clase Diego, con tres rutas distintas

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Diego</b>				
POSITIVOS	199 (VP)	0 (FP)	120 (VP)	19(FP)
NEGATIVOS	0 (FN)	0(VN)	0(FN)	26(VN)
<b>Cámara 1</b>				
<b>Cámara 2</b>				
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Segunda ruta de la clase Diego</b>				
POSITIVOS	64 (VP)	0 (FP)	135 (VP)	13(FP)
NEGATIVOS	0(FN)	84(VN)	0(FN)	18(VN)
<b>Tercera ruta de la clase Diego</b>				

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
POSITIVOS	73 (VP)	0 (FP)	91 (VP)	5 (FP)
NEGATIVOS	1(FN)	36(VN)	0(FN)	14(VN)

La Tabla 34: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Ángel, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas que recorre la clase Ángel, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso, cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de color rojo muestran los otros dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

**Tabla 34**

*Matriz de confusión de la identificación facial y Re-Identificación de la clase Ángel con tres rutas distintas*

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Ángel</b>				
POSITIVOS	151 (VP)	1(FP)	95 (VP)	11 (FP)
NEGATIVOS	0(FN)	0(VN)	0(FN)	45(VN)
<b>Segunda ruta de la clase Ángel</b>				
POSITIVOS	81 (VP)	0 (FP)	91 (VP)	16(FP)
NEGATIVOS	0(FN)	41(VN)	0(FN)	3(VN)
<b>Tercera ruta de la clase Ángel</b>				
POSITIVOS	92 (VP)	3 (FP)	105 (VP)	19(FP)
NEGATIVOS	0 (FN)	17(VN)	0(FN)	32(VN)

La Tabla 35: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Flor, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas que recorre la clase Flor, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso, cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que

los valores de color rojo muestran los otros dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

**Tabla 35**

*Matriz de confusión de la identificación facial y Re-Identificación de la clase Flor con tres rutas distintas*

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Flor</b>				
POSITIVOS	117 (VP)	0 (FP)	115 (VP)	3 (FP)
NEGATIVOS	3(FN)	(VN)	0(FN)	10(VN)
<b>Segunda ruta de la clase Flor</b>				
POSITIVOS	61 (VP)	0 (FP)	112 (VP)	18(FP)
NEGATIVOS	3 (FN)	38(VN)	0(FN)	58(VN)
<b>Tercera ruta de la clase Flor</b>				
POSITIVOS	137 (VP)	0 (FP)	123 (VP)	5(FP)
NEGATIVOS	7(FN)	32(VN)	0(FN)	32(VN)

La Tabla 36: Matriz de confusión de la Re-Identificación de la clase Jhon, con tres rutas distintas, muestra los datos obtenidos de la matriz de confusión, en donde, la columna cámara 1 así como cámara 2 se corresponden a una de las rutas que recorre la clase Jhon, los datos de color azul representan resultados concretos de Verdadero y Falso, cuando el sistema predice de manera correcta, mientras que los valores de color rojo muestran los otros dos tipos de resultados, el primero, si es Verdadero es etiquetado como Falso (FN), y el segundo, si es Falso es etiquetado como Verdadero (FP).

**Tabla 36**

*Matriz de confusión de la identificación facial y Re-Identificación de la clase Jhon con tres rutas distintas*

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
<b>Primera ruta de la clase Jhon</b>				
POSITIVOS	152 (VP)	0 (FP)	185 (VP)	16 (FP)
NEGATIVOS	0 (FN)	0(VN)	0(FN)	5(VN)
<b>Segunda ruta de la clase Jhon</b>				
POSITIVOS	89 (VP)	0 (FP)	139(VP)	19(FP)

	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
NEGATIVOS	0 (FN)	17(VN)	0(FN)	5(VN)
Tercera ruta de la clase Jhon				
POSITIVOS	89 (VP)	0 (FP)	144(VP)	1 (FP)
	Cámara 1		Cámara 2	
	POSITIVOS	NEGATIVOS	POSITIVOS	NEGATIVOS
NEGATIVOS	2(FN)	65(VN)	0(FN)	71(VN)

Una vez obtenidos los datos de la matriz de confusión con el algoritmo y dataset ajustado, se procede a realizar el cálculo del porcentaje de exactitud del modelo, es por ello que se utiliza la métrica Accuracy para los dos casos que son: la identificación facial y Re-Identificación de la textura de la vestimenta en el torso de 5 personas, clase: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon, descritas en la Tabla 37 y Tabla 38.

En la Tabla 37: Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante la identificación facial, muestra los datos de la evaluación de la métrica Accuracy de los 2 escenarios de ejecución mediante la identificación facial de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon, empleando la Ecuación 1, en donde, se realizaron 5 mediciones por cada escenario y en tres rutas diferentes, a fin de obtener el promedio y la desviación estándar de cada medición.

**Tabla 37**

*Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante identificación facial*

Clase Alex					
Clasificador/ Descriptor/ Algoritmo	Métricas	Primera ruta	Segunda ruta	Tercera ruta	Promedio
Haar	Accuracy	0.9875	1	1	$0.9958 \pm 0.0072$
	Clase Diego				
Cascade/ LBPH/	Accuracy	1	1	0.9909	$0.9969 \pm 0.0052$
	Clase Ángel				
Viola Jones	Accuracy	0.9934	1	0.9732	$0.9888 \pm 0.01391$
Clase Flor					

Métricas	Primera ruta	Segunda ruta	Tercera ruta	Promedio
<b>Accuracy</b>	0.9750	0.9706	0.9602	0.9686 ± 0.0076
<b>Clase Jhon</b>				
<b>Accuracy</b>	1	1	0.9872	0.9957 ± 0.0073

En la Tabla 38: Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante Re-Identificación de textura, muestra los datos de la evaluación de la métrica Accuracy de los 2 escenarios de ejecución mediante la Re-Identificación de la textura de la vestimenta en el torso de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon, empleando la Ecuación 1, en donde, se realizaron 5 mediciones por cada escenario y en tres rutas diferentes, a fin de obtener el promedio y la desviación estándar de cada medición.

**Tabla 38**

*Resultados de las tres rutas de las 5 clases mediante Re-Identificación de textura*

		<b>Clase Alex</b>			
Clasificador/ Descriptor	Métricas	Primera ruta	Segunda ruta	Tercera ruta	Promedio
SVM/ LBPH	<b>Accuracy</b>	0.8986	0.8881	0.8977	0.8948 ± 0.0058
	<b>Clase Diego</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.8848	0.9217	0.9545	0.9203 ± 0.0348
	<b>Clase Ángel</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.9272	0.8545	0.8782	0.8866 ± 0.0370
	<b>Clase Flor</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.8984	0.9043	0.9688	0.9238 ± 0.0390
	<b>Clase Jhon</b>				
	<b>Accuracy</b>	0.9223	0.8834	0.9953	0.9336 ± 0.0568

Por último, una vez obtenido el promedio y la desviación de la métrica Accuracy tanto en la identificación facial como en la Re-Identificación de la textura de la vestimenta en el torso de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon con el algoritmo ajustado, se procede a calcular el promedio del porcentaje de predicción, como se muestra en la Tabla 39 y Tabla 40.

En la Tabla 39: Resultados de las pruebas sobre Identificación de personas a través del rostro de 5 clases, muestra el nombre de la clase, el escenario, la característica a identificar, la predicción, el

resultado tanto esperado como obtenido, el porcentaje de predicción y el promedio de identificación de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon. Estos datos fueron adquiridos mediante la ejecución del sistema en un entorno controlado.

**Tabla 39**

*Resultados de las pruebas sobre Identificación de personas a través del rostro de 5 clases*

Clase	Escenario	Característica biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido	Porcentaje de predicción
Alex	Cámara 1	Rostro	Identificado	Alex	Alex	$0.9958 \pm 0.0072$
Diego	Cámara 1	Rostro	Identificado	Diego	Diego	$0.9969 \pm 0.0052$
Ángel	Cámara 1	Rostro	Identificado	Ángel	Ángel	$0.9888 \pm 0.0139$
Flor	Cámara 1	Rostro	Identificado	Flor	Flor	$0.9686 \pm 0.0076$
Jhon	Cámara 1	Rostro	Identificado	Jhon	Jhon	$0.9957 \pm 0.0073$
<b>PROMEDIO</b>						$0.9891 \pm 0.0082$

El promedio de identificación facial que se muestra en la Tabla anterior es del  $98.91 \pm 0.82 \%$ , lo que indica que de cada 100 personas se reconocen 98 individuos, por lo tanto, la identificación del rostro oscila entre el 98% y el 100%, correspondientes a la mínima y máxima predicción respectivamente, de esta manera se evidencia que al ajustar el algoritmo el porcentaje de predicción mejoró considerablemente.

En la Tabla 40: Resultados de las pruebas sobre Re-Identificación de personas, a través de la textura de la vestimenta en el torso de 5 clases, muestra el nombre de la clase, el escenario, la característica a identificar, la predicción, el resultado tanto esperado como obtenido, el porcentaje de predicción y el promedio de identificación de las 5 clases: Alex, Diego, Ángel, Flor y Jhon. Estos datos fueron adquiridos mediante la ejecución del sistema en un entorno controlado.

**Tabla 40**

*Resultados de las pruebas sobre Re-Identificación de personas a través de la textura de la vestimenta en el torso de 5 clases*

Clase	Escenario	Característica biométrica	Predicción	Resultado esperado	Resultado Obtenido	Porcentaje de predicción
Alex	Cámara 2	Textura	Identificado	Alex	Alex	$0.8948 \pm 0.0058$
Diego	Cámara 2	Textura	Identificado	Diego	Diego	$0.9203 \pm 0.0348$
Ángel	Cámara 2	Textura	Identificado	Ángel	Ángel	$0.8866 \pm 0.0370$
Flor	Cámara 2	Textura	Identificado	Flor	Flor	$0.9238 \pm 0.0390$
Jhon	Cámara 2	Textura	Identificado	Jhon	Jhon	$0.9336 \pm 0.0568$
<b>PROMEDIO</b>						$0.9118 \pm 0.0346$

El promedio de identificación de la textura que se muestra en la Tabla anterior es del  $91.18 \pm 3.46 \%$ , lo que indica que de cada 100 personas se reconocen 91 individuos, por lo tanto, la identificación a través de la textura de la vestimenta en el torso oscila entre el 88% y el 93%, correspondientes a la mínima y máxima predicción respectivamente, de esta manera se evidencia que al ajustar el algoritmo el porcentaje de predicción mejoró considerablemente.

Las validaciones aplicadas al sistema de Re-Identificación de personas, a través de la identificación de la textura de la vestimenta, descritas en este capítulo, se realizaron sobre cinco personas que caminan por 3 rutas diferentes en dos escenarios. Por lo tanto, el promedio de los resultados de la métrica Accuracy obtenidos al ajustar el algoritmo fue de  $91.18 \pm 3.46 \%$ , porcentaje que comparado con los valores mínimos y máximos de la literatura científica se encuentra en el rango del 87% (Farhadi et al., 2011) al 94.8% (Hong et al., 2021), lo permite demostrar que el porcentaje obtenido a través del sistema de Re-Identificación propuesto está dentro de los parámetros de predicción aceptados.

## Conclusiones

A continuación, se presenta las conclusiones obtenidas de este trabajo:

A partir del análisis de varios artículos científicos se conocieron y comprendieron las diferentes técnicas avanzadas computacionales utilizadas en este sistema de Re-Identificación de personas, mediante el uso de características biométricas (como el rostro) y de soft-biométricas (la textura de la vestimenta). Técnicas que fueron aplicadas para Identificar a un individuo (mediante el rostro) en una determinada cámara, para luego en una diferente cámara Detectar y Re-Identificar a una persona, a través de información complementaria de un individuo (textura de la vestimenta), en una región de interés específica (el torso), empleando algoritmos y/o modelos de Visión por Computadora y/o Machine Learning.

En el desarrollo de este proyecto de investigación se realizó la detección de características Biométricas y Soft-biométricas (el rostro y la textura de la vestimenta, respectivamente), a través de regiones de interés (la cabeza y el torso) con la aplicación de modelos no Holísticos (Haar Cascade), y mediante la implementación de técnicas de Visión por Computador (Viola Jones, LBP, LBPH), y la aplicación de modelos y/o algoritmos de Machine Learning (SVM), utilizados para la identificación facial, mediante el rostro, y la Detección y Re-Identificación de personas, mediante la textura de la vestimenta, lo que permitió cumplir con uno de los objetivos del proyecto que fue implementar un sistema de Re-Identificación de personas.

Para el desarrollo del proyecto se usó la metodología ágil Scrum. A fin de llevar de forma ordenada el proyecto se generaron Historias de Usuario para cada Sprint, evaluando los avances en la ejecución de cada Sprint, de esta manera se evitó problemas dentro de la fase de desarrollo del sistema, lo que permite realizar cambios de forma oportuna y rápida en cada Sprint.

Para el entrenamiento del modelo se creó dos datasets: el primer dataset es fijo y contiene rostros que son utilizados para la identificación facial, conformado por 300 imágenes de rostros por

persona, el segundo dataset se crea cada vez que se identifica una persona, el cual contiene el torso de la persona, 300 imágenes de torsos, que son utilizadas para crear un modelo de textura de la vestimenta, esto se realiza a través de la cámara 1, modelo que es utilizado para la Re-Identificación de un individuo.

Algunos de los errores presentados dentro del sistema de Re-Identificación se han logrado corregir de manera satisfactoria, un error común es la aparición de Falsos Negativos, que son las predicciones que fueron clasificados incorrectamente, pero en realidad son verdaderos, estas apariciones ocurren por varios factores, tales como la iluminación, ruido o enfoque de la cámara, para solucionar estos problemas se ajustó los parámetros del algoritmo de Viola Jones, tales como el factor de escala y el tamaño de enfoque, y de esta manera obtener una mejor resolución de la imagen y por ende mejorar el rendimiento del sistema, lo que permite cumplir uno de los objetivos de este trabajo que es validar los resultados.

Finalmente, se puede concluir que el sistema propuesto, para la Re-Identificación de personas a través de la característica Soft-biométrica textura de la vestimenta, tiene un porcentaje de predicción del 91% mismo que se encuentra entre el 86% y 94%, que está acorde a los valores obtenidos en la literatura científica (Hong et al., 2021). Este porcentaje se mantiene cuando se Re-identifica a la misma persona, por diferentes rutas, en un mismo escenario, así como también, con diferentes personas en mismas rutas, dentro de un ambiente controlado en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE Sede Latacunga. Esto indica que puede ser puesto en marcha en tiempo real siempre y cuando se cuente con un entorno controlado.

Como trabajo futuro, de este proyecto de investigación, se plantea la implementación de una interfaz de usuario que permita monitorear y controlar el sistema, para la activación de una o varias cámaras a la vez, mejorar la resolución del video de manera automática y en especial conocer cómo el sistema procesa, analiza y/o decide internamente el proceso de identificación, detección y Re-

Identificación de personas, ya sea con dos cámaras o con un circuito cerrado de cámaras, todo esto permitiría visualizar y obtener mejores resultados de predicción en la Re-Identificación de personas.

### Bibliografía

- Almeida, F., & Carneiro, P. (2021). Performance metrics in scrum software engineering companies. *International Journal of Agile Systems and Management*, 14(2), 205-223.  
<https://doi.org/10.1504/IJASM.2021.118061>
- Arce, J. I. B. (2019, julio 26). La matriz de confusión y sus métricas – Inteligencia Artificial –. *Juan Barrios*. <https://www.juanbarrios.com/la-matriz-de-confusion-y-sus-metricas/>
- Bedagkar-Gala, A., & Shah, S. K. (2014). A survey of approaches and trends in person re-identification. *Image and Vision Computing*, 32(4), 270-286.  
<https://doi.org/10.1016/j.imavis.2014.02.001>
- Bühlmann, P., & Yu, B. (2010). Boosting. *WIREs Computational Statistics*, 2(1), 69-74.  
<https://doi.org/10.1002/wics.55>
- Chengeta, K., & Viriri, S. (2018). A survey on facial recognition based on local directional and local binary patterns. *2018 Conference on Information Communications Technology and Society (ICTAS)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICTAS.2018.8368757>
- Chhajro, M., Kumar, K., Rind, M., Shaikh, A., Lashari, H. N., & Hussain, R. (2018). Pedestrian Detection Approach for Driver Assisted System using Haar based Cascade Classifiers. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 9.  
<https://doi.org/10.14569/IJACSA.2018.090616>
- Dabhi, M. K., & Pancholi, B. K. (2013). *Face Detection System Based on Viola—Jones Algorithm*. 5(4).
- Dayangac, E., Wiede, C., Richter, J., & Hirtz, G. (2015). Robust Head-shoulder Detection using Deformable Part-based Models: *Proceedings of the 10th International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, 236-243.  
<https://doi.org/10.5220/0005266002360243>

- Diana Judith, I., Mary, G. J. J., & Susanna, M. M. (2016). Three factor biometric authentication for spiraling of security. *2016 International Conference on Emerging Trends in Engineering, Technology and Science (ICETETS)*, 1-3. <https://doi.org/10.1109/ICETETS.2016.7603017>
- Farhadi, M., Motamedi, S. A., & Sharifian, S. (2011). Efficient Human Detection Based on Parallel Implementation of Gradient and Texture Feature Extraction Methods. *2011 7th Iranian Conference on Machine Vision and Image Processing*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/IranianMVIP.2011.6121596>
- Felzenszwalb, P. F., Girshick, R. B., McAllester, D., & Ramanan, D. (2010). Object Detection with Discriminatively Trained Part-Based Models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 32(9), 1627-1645. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2009.167>
- García-Martín, Á., & Martínez, J. M. (2015). People detection in surveillance: Classification and evaluation. *IET Computer Vision*, 9(5), 779-788. <https://doi.org/10.1049/iet-cvi.2014.0148>
- Gaba, N., Barak, N., & Aggarwal, S. (2016). Motion detection, tracking and classification for automated Video Surveillance. *2016 IEEE 1st International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ICPEICES.2016.7853536>
- Gao, L., Zhang, H., Gao, Z., Guan, W., Cheng, Z., & Wang, M. (2020). Texture Semantically Aligned with Visibility-aware for Partial Person Re-identification. *Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia*, 3771-3779. <https://doi.org/10.1145/3394171.3413833>
- Gonçalves, L. (2018). Scrum. *Controlling & Management Review*, 62(4), 40-42. <https://doi.org/10.1007/s12176-018-0020-3>

- González, A., Fang, Z., Socarras, Y., Serrat, J., Vázquez, D., Xu, J., & López, A. M. (2016). Pedestrian Detection at Day/Night Time with Visible and FIR Cameras: A Comparison. *Sensors*, 16(6), Art. 6. <https://doi.org/10.3390/s16060820>
- Guo, Z., Zhang, L., Zhang, D., & Mou, X. (2010). Hierarchical multiscale LBP for face and palmprint recognition. *2010 IEEE International Conference on Image Processing*, 4521-4524. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2010.5653119>
- Hema, V., Thota, S., Naresh Kumar, S., Padmaja, C., Rama Krishna, C. B., & Mahender, K. (2020). Scrum: An Effective Software Development Agile Tool. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 981(2), 022060. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/981/2/022060>
- Hong, P., Wu, T., Wu, A., Han, X., & Zheng, W.-S. (2021). Fine-Grained Shape-Appearance Mutual Learning for Cloth-Changing Person Re-Identification. *2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 10508-10517. <https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.01037>
- M, Hossin., & M.N, Sulaiman. (2015). A Review on Evaluation Metrics for Data Classification Evaluations. *International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process*, 5(2), 01-11. <https://doi.org/10.5121/ijdkp.2015.5201>
- Hu, H.-C., Chou, H.-C., Chen, Y.-C., & Yi, C.-P. (2016). Local Binary Pattern Special Investigation Based on Search Image Face Texture Recognition. *2016 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C)*, 686-689. <https://doi.org/10.1109/IS3C.2016.176>
- Huang, J., Shang, Y., & Chen, H. (2019). Improved Viola-Jones face detection algorithm based on HoloLens. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 2019(1), 41. <https://doi.org/10.1186/s13640-019-0435-6>
- Islam, S. M. S., Dey, E. K., Tawhid, N. A., & Hossain, B. M. M. (2017). A CNN Based Approach for Garments Texture Design Classification. 2(4).

Kaur, P., Krishan, K., Sharma, S. K., & Kanchan, T. (2020). Facial-recognition algorithms: A literature review. *Medicine, Science and the Law*, 60(2), 131-139.

<https://doi.org/10.1177/0025802419893168>

Li, D., Xu, L., Goodman, E. D., Xu, Y., & Wu, Y. (2013). Integrating a statistical background-foreground extraction algorithm and SVM classifier for pedestrian detection and tracking.

*Integrated Computer-Aided Engineering*, 20(3), 201-216. <https://doi.org/10.3233/ICA-130428>

Li, S., Lu, H.-C., Ruan, X., & Chen, Y.-W. (2012). Human body segmentation based on deformable models and two-scale superpixel. *Pattern Analysis and Applications*, 15(4), 399-413.

<https://doi.org/10.1007/s10044-011-0220-3>

Li, S., Zeng, Y., Chapman Jr, W. C., Erfanzadeh, M., Nandy, S., Mutch, M., & Zhu, Q. (2020). Adaptive Boosting (AdaBoost)-based multiwavelength spatial frequency domain imaging and characterization for ex vivo human colorectal tissue assessment. *Journal of Biophotonics*,

13(6), e201960241. <https://doi.org/10.1002/jbio.201960241>

LU, W., & YANG, M. (2019). Face Detection Based on Viola-Jones Algorithm Applying Composite Features. *2019 International Conference on Robots & Intelligent System (ICRIS)*, 82-85.

<https://doi.org/10.1109/ICRIS.2019.00029>

Lu, Y., Fleury, A., Booneart, J., & Lecœuche, S. (2011). On-Line Human Recognition from Video Surveillance Using Incremental SVM on Texture and Color Features. En A. Bouchachia (Ed.),

*Adaptive and Intelligent Systems* (pp. 26-39). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-642-](https://doi.org/10.1007/978-3-642-23857-4_7)

[23857-4\\_7](https://doi.org/10.1007/978-3-642-23857-4_7)

Luna da Silva, R., Chevtchenko, S., Alves de Moura, A., Rolim Cordeiro, F., & Macario, V. (2017).

Detecting People from Beach Images. *2017 IEEE 29th International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, 636-643. <https://doi.org/10.1109/ICTAI.2017.00102>

- Made Kris Raya, I. G. N., Jati, A. N., & Saputra, R. E. (2017). Analysis realization of Viola-Jones method for face detection on CCTV camera based on embedded system. *2017 International Conference on Robotics, Biomimetics, and Intelligent Computational Systems (Robionetics)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/ROBIONETICS.2017.8203427>
- Matharu, G. S., Mishra, A., Singh, H., & Upadhyay, P. (2015). Empirical Study of Agile Software Development Methodologies: A Comparative Analysis. *ACM SIGSOFT Software Engineering Notes*, 40(1), 1-6. <https://doi.org/10.1145/2693208.2693233>
- Moctezuma-Ochoa, D. A. (2016). Re-identificación de personas a través de sus características soft-biométricas en un entorno multi-cámara de video-vigilancia. *Ingeniería, investigación y tecnología*, 17(2), 257-271.
- Mohamed, S. S., Tahir, N. M., & Adnan, R. (2010). Background modelling and background subtraction performance for object detection. *2010 6th International Colloquium on Signal Processing & its Applications*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/CSPA.2010.5545291>
- Mori, G., Ren, X., Efros, A. A., & Malik, J. (2004). Recovering human body configurations: Combining segmentation and recognition. *Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004.*, 2, II-II. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2004.1315182>
- Muhammad Sharif, Sajjad Mohsin, Muhammad Jawad Jamal, & Mudassar Raza. (2010). Illumination normalization preprocessing for face recognition. *2010 The 2nd Conference on Environmental Science and Information Application Technology*, 44-47. <https://doi.org/10.1109/ESIAT.2010.5567274>
- 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>

- Peralta, H. P. E. (2016). *DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN SISTEMA DE SEGURIDAD Y ALERTA PARA VEHICULOS, BASADO EN RECONOCIMIENTO FACIAL Y LOCALIZACIÓN GPS, EN UNA RASPBERRY PI B PLUS.*
- Prioletti, A., Møgelmo, A., Grisleri, P., Trivedi, M. M., Broggi, A., & Moeslund, T. B. (2013). Part-Based Pedestrian Detection and Feature-Based Tracking for Driver Assistance: Real-Time, Robust Algorithms, and Evaluation. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(3), 1346-1359. <https://doi.org/10.1109/TITS.2013.2262045>
- Ray, S. (2019). A Quick Review of Machine Learning Algorithms. *2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon)*, 35-39. <https://doi.org/10.1109/COMITCon.2019.8862451>
- Regazzoni, C. S., Cavallaro, A., Wu, Y., Konrad, J., & Hampapur, A. (2010). Video Analytics for Surveillance: Theory and Practice [From the Guest Editors]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 27(5), 16-17. <https://doi.org/10.1109/MSP.2010.937451>
- Sánchez, S. L., Vázquez, C. L., Gutiérrez, C. L., & Quintas, M. M. (2019). RE-IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS UTILIZANDO ÚNICAMENTE INFORMACIÓN DE PROFUNDIDAD. *Telemática*, 18(3), Art. 3. <https://revistatelematica.cujae.edu.cu/index.php/tele/article/view/347>
- Satta, R. (2013). *Appearance Descriptors for Person Re-identification: A Comprehensive Review* (arXiv:1307.5748). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1307.5748>
- Setjo, C. H., Achmad, B., & Faridah. (2017). Thermal image human detection using Haar-cascade classifier. *2017 7th International Annual Engineering Seminar (InAES)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/INAES.2017.8068554>
- Silveira Jacques Junior, J. C., Musse, S. R., & Jung, C. R. (2010). Crowd Analysis Using Computer Vision Techniques. *IEEE Signal Processing Magazine*, 27(5), 66-77. <https://doi.org/10.1109/MSP.2010.937394>

- Schaefer, G., & Doshi, N. P. (2012). Multi-dimensional local binary pattern descriptors for improved texture analysis. *Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012)*, 2500-2503.
- Schwartz, W. R., Kembhavi, A., Harwood, D., & Davis, L. S. (2009). Human detection using partial least squares analysis. *2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision*, 24-31. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2009.5459205>
- Sharma, S., & Hasteeer, N. (2016). A comprehensive study on state of Scrum development. *2016 International Conference on Computing, Communication and Automation (ICCCA)*, 867-872. <https://doi.org/10.1109/CCAA.2016.7813837>
- Sree Vidya, B., & Chandra, E. (2019). Entropy based Local Binary Pattern (ELBP) feature extraction technique of multimodal biometrics as defence mechanism for cloud storage. *Alexandria Engineering Journal*, 58(1), 103-114. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2018.12.008>
- Srivastava, P., & Khare, A. (2017). Integration of wavelet transform, Local Binary Patterns and moments for content-based image retrieval. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 42, 78-103. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2016.11.008>
- van de Haar, H., van Greunen, D., & Pottas, D. (2013). The characteristics of a biometric. *2013 Information Security for South Africa*, 1-8. <https://doi.org/10.1109/ISSA.2013.6641037>
- Verdeguer Valderrama, D., & Campos Vasquez, N. (2021). Diseño E Implementación De Un Sistema De Identificación De Personas Para La Seguridad De Los Accesos A Condominios, Basado En El Algoritmo De Reconocimiento Facial LBPH Faces. *Proceedings of the 19th LACCEI International Multi-Conference for Engineering, Education, and Technology: "Prospective and trends in technology and skills for sustainable social development" "Leveraging emerging technologies to construct the future"*. The 19th LACCEI International Multi-Conference for Engineering, Education, and Technology: "Prospective and trends in technology and skills for sustainable

social development” “Leveraging emerging technologies to construct the future”.

<https://doi.org/10.18687/LACCEI2021.1.1.213>

Vezzani, R., Baltieri, D., & Cucchiara, R. (2013). People reidentification in surveillance and forensics:

A survey. *ACM Computing Surveys*, 46(2), 29:1-29:37.

<https://doi.org/10.1145/2543581.2543596>

Visakha, K., & Prakash, S. S. (2018). Detection and Tracking of Human Beings in a Video Using Haar

Classifier. *2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications*

(ICIRCA), 1-4. <https://doi.org/10.1109/ICIRCA.2018.8597322>

Wang, Y.-Q. (2014). An Analysis of the Viola-Jones Face Detection Algorithm. *Image Processing On*

*Line*, 4, 128-148. <https://doi.org/10.5201/ipol.2014.104>

Wiley, V., & Lucas, T. (2018). Computer Vision and Image Processing: A Paper Review. *International*

*Journal of Artificial Intelligence Research*, 2(1), Art. 1. <https://doi.org/10.29099/ijair.v2i1.42>

Xu, J., Vázquez, D., López, A. M., Marín, J., & Ponsa, D. (2014). Learning a Part-Based Pedestrian

Detector in a Virtual World. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 15(5),

2121-2131. <https://doi.org/10.1109/TITS.2014.2310138>

Xu, S., Wang, J., Shou, W., Ngo, T., Sadick, A.-M., & Wang, X. (2021). Computer Vision Techniques in

Construction: A Critical Review. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 28(5),

3383-3397. <https://doi.org/10.1007/s11831-020-09504-3>

Zayat, W., & Senvar, O. (2020). Framework Study for Agile Software Development Via Scrum and

Kanban. *International Journal of Innovation and Technology Management*, 17(04), 2030002.

<https://doi.org/10.1142/S0219877020300025>

Zeng, C., Ma, H., & Ming, A. (2010). Fast human detection using mi-sVM and a cascade of HOG-LBP

features. *2010 IEEE International Conference on Image Processing*, 3845-3848.

<https://doi.org/10.1109/ICIP.2010.5654100>

Zhao, X., & Wei, C. (2017). A real-time face recognition system based on the improved LBPH algorithm. *2017 IEEE 2nd International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP)*, 72-76. <https://doi.org/10.1109/SIPROCESS.2017.8124508>

Zhu, J., Liao, S., Yi, D., Lei, Z., & Li, S. Z. (2015). Multi-label CNN based pedestrian attribute learning for soft biometrics. *2015 International Conference on Biometrics (ICB)*, 535-540. <https://doi.org/10.1109/ICB.2015.7139070>

**Anexos**