



Sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas, a través de la Re-Identificación de personas, utilizando características biométricas y soft-biométricas, y técnicas computacionales avanzadas, en un entorno controlado en la ESPE Sede Latacunga

Moreta Chimborazo, Helen Lisbeth y Telleria Vasco, Elias Ibrahim

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería en Software

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

Ing. Carillo Medina, José Luis, Ph.D

29 de febrero del 2024

Latacunga

Reporte de verificación de contenido



Plagiarism and AI Content Detection Report

Tesina_MoretaHelen_TelleriaElias_Sis...

Scan details

Scan time: February 29th, 2024 at 16:9 UTC

Total Pages: 94

Total Words: 23374

Plagiarism Detection



Types of plagiarism		Words
Identical	1.9%	437
Minor Changes	8.9%	200
Paraphrased	4.1%	968
Omitted Words	14.6%	3414

AI Content Detection



Text coverage		Words
AI text	6.8%	1536
Human text	93.2%	18424

[Learn more](#)

Plagiarism Results: (58)

🔍 Cuatro enfoques metodológicos para el desarrollo de Software RUP MSF ... 1.4%
<https://docplayer.es/1450210-cuatro-enfoques-metodologicos-para-el-desarrollo-de-software-rup-msf-xp-scrum-iver-andres-perez-a.html>
 Iniciar la sesión ...

🔍 No Title 1.4%
<https://revistas.uniminuto.edu/index.php/inventum/article/download/9/9/>
 Autor Invitado Cuatro enfoques metodológicos para el desarrollo de Software RUP - MSF - XP - SCRUM Oiver Andrés Pérez A. Recibido el 1 d...

🔍 content 1.3%
<https://repositorio.utp.edu.co/server/api/core/bitstreams/7c22a03d-086c-4375-a79e-a1d8e5af6499/content>
 Usuario
 MONOGRAFÍA ANÁLISIS E IDENTIFICACIÓN DE METODOLOGÍAS ÁGILES Y PROCEDIMIENTOS ESPECÍFICOS PARA LA CONSTRUCCIÓN DEL SOFTWARE NICOLAS BOTER...

🔍 (PDF) Cuatro enfoques metodológicos para el desarrollo de Software RUP... 1.2%
https://www.researchgate.net/publication/320984310_cuatro_enfoques_metodologicos_para_el_desarrollo_d...
 Oiver Andrés Pérez A.
 Your privacy choices We and our partners store and access non-sensitive information from your device, like cookies, and process persona...

Certified by

About this report
help.copyleaks.com

copyleaks.com

Firma:

Ing. Carrillo Medina, José Luis, Ph.D

Director



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Certificación

Certifico que el trabajo de unidad de integración curricular: **"Sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas, a través de la Re-Identificación de personas, utilizando características biométricas y soft-biométricas, y técnicas computacionales avanzadas, en un entorno controlado en la ESPE Sede Latacunga"** fue realizado por los señores **Moreta Chimborazo, Helen Lisbeth y Telleria Vasco, Elias Ibrahim**, 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, 29 de febrero de 2024

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, **Moreta Chimborazo, Helen Lisbeth**, con cédula de ciudadanía N°1805484712 y **Telleria Vasco, Elias Ibrahim**, con cédula de ciudadanía N°1753699808, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de unidad de integración curricular: “**Sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas, a través de la Re-Identificación de personas, utilizando características biométricas y soft-biométricas, y técnicas computacionales avanzadas, en un entorno controlado en la ESPE Sede Latacunga**” 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, 29 de febrero de 2024

Firmas

Moreta Chimborazo, Helen Lisbeth

C.C.: 1805484712

Telleria Vasco, Elias Ibrahim

C.C.: 1753699808



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Ingeniería de Software

Autorización de Publicación

Nosotros **Moreta Chimborazo, Helen Lisbeth**, con cédula de ciudadanía N°1805484712 y **Telleria Vasco, Elias Ibrahim**, con cédula de ciudadanía N°1753699808, autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de unidad de integración curricular: **"Sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas, a través de la Re-Identificación de personas, utilizando características biométricas y soft-biométricas, y técnicas computacionales avanzadas, en un entorno controlado en la ESPE Sede Latacunga"** en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de nuestra responsabilidad.

Latacunga, 29 de febrero de 2024

Firmas:

Moreta Chimborazo, Helen Lisbeth

C.C.: 1805484712

Telleria Vasco, Elias Ibrahim

C.C.: 1753699808

Dedicatoria

Este proyecto que representa el fin de un escalón más en mi vida y el inicio de una nueva etapa, que no sería alcanzado sin el aporte de las personas que me rodean. Empiezo reconociendo como pilar fundamental a Dios por darme vida, salud, fuerza y sabiduría, por ser mi guía en este camino académico que han permitido hoy en día estar aquí, soy de las personas que confía plenamente en que los planes de Dios son perfectos.

A mis queridos padres Angel Moreta y Fanny Chimborazo por su sacrificio diario, que representa la luz que ilumina mi camino, aprendí de su amor incondicional cuando después de mil enojos y desobediencias, han seguido aquí apoyándome y confiando en mis capacidades. A mis hermanos porque entre bromas y risas me han motivado a ser una persona ejemplar para ellos. Porque no mencionar a mi familia en general cada palabra de aliento se ve reflejado en este logro.

A mis amigos y compañeros de curso, que en días más difíciles han tratado de sacarme de mi zona de confort haciendo más llevadera esta travesía. A mi compañero de tesis, por la colaboración comprometida, las ideas compartidas y el esfuerzo que nos llevó al éxito.

Este logro no es solo mío sino de cada uno de ustedes, siempre serán una huella imborrable en este recorrido.

Helen Lisbeth Moreta Chimborazo

Ecuador, febrero 2024

Dedicatoria

Esta tesis es mucho más que la culminación de años de estudio y esfuerzo; es un testimonio del apoyo incondicional y la fuerza que he encontrado en quienes me rodean. Antes que nada, quiero agradecer profundamente a mis padres y a mi familia. Su amor y paciencia han sido mi guía en los momentos más difíciles. El apoyo constante y los sacrificios que han hecho son enormemente apreciados; este logro es tanto suyo como mío.

Es esencial reconocer a dos pilares que han sido fundamentales en este viaje. A mí mismo, por no rendirme en los momentos de duda y por mantenerme firme en mis compromisos y objetivos, resistiendo y estando para mí en mis momentos más oscuros. A mi computadora, por superar todas las expectativas de resistencia; gracias por soportar largas horas de trabajo y por ser el medio a través del cual mis ideas se materializaron. Siempre recordando que no es la computadora, sino el desarrollador.

Cada página de este trabajo refleja no solo mi esfuerzo, sino también el espíritu de aquellos que me han acompañado en esta etapa. A todos, gracias por aguantar, por inspirar y por hacer posible este sueño.

Elias Ibrahim Telleria Vasco

Ecuador, febrero 2024

Agradecimiento

Mi agradecimiento eterno es en primer lugar para Dios, principio y fin de todo, mi fortaleza, mi guía y mi refugio en este viaje académico. Con humildad reconozco tu presencia constante, inspirándome y dándome la fuerza para superar los desafíos.

A mis amados padres Angel Moreta y Fanny Chimborazo, su apoyo incansable y sus palabras de aliento han sido el motor que impulsó cada logro, siempre mencionando "Solo encárgate de estudiar, nosotros nos encargamos de lo demás" frase representativa de que siempre han dado todo por mí, este logro es de ustedes los tres lo logramos. A mis hermanos Anderson y Heily, compañeros leales en la travesía de la vida, quiero que se sienta orgullosos de mí y ser una persona ejemplo de motivación. A mi familia en general, mi refugio seguro, gracias por ser el ancla que me mantuvo firme en medio de las tormentas. Cada gesto de amor y cada palabra de aliento han sido como un faro que me guió hacia el éxito. A mis amigos mi segundo hogar gracias por compartir risas, lágrimas y momentos de estrés, son escenas inolvidables que quedarán guardadas en mi mente toda la vida. Su amistad ha sido el sostén emocional que hizo más ameno este camino.

A mi compañero de tesis Elías agradezco la colaboración valiosa, el gran conocimiento impartido en mí y motivar para no rendirme cuando pensaba que todo estaba perdido, celebramos este triunfo ahora. A mi tutor de tesis Ing. José Luis Carillo, maestro y guía, gracias por su sabiduría, orientación experta.

Finalmente, agradecimiento a mi persona por aguantar las noches de desvelo, las lágrimas, días en qué pensaba que no lo iba a lograr, pero nunca me rendí, hoy culmino con felicidad y orgullo esta etapa.

Gracias a todos ustedes por ser parte fundamental de este capítulo muy significativo de mi vida.

Helen Lisbeth Moreta Chimborazo

Ecuador, febrero 2024

Agradecimiento

En agradecimiento a todas esas personas que dudaron de mí y de mis capacidades, es momento de celebrar un logro que, en muchos momentos, pareció estar más allá de mi alcance. A aquellos que, quizás sin saberlo, me empujaron a demostrar que estaban equivocados y creyeron que me desmotivarían, les dedico este momento de victoria. Sus dudas y escepticismo, lejos de desmotivarme, se convirtieron en el eco contra el cual afiné la melodía de mi perseverancia.

Y para su sorpresa, aquí estamos. Este logro no solo es un testimonio de mi capacidad, sino también de la ironía dulce de superar expectativas ajenas. Así que, en cierta manera, gracias por el papel involuntario que jugaron en este viaje.

Elias Ibrahim Telleria Vasco

Ecuador, febrero 2024

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Carátula	1
Reporte de verificación de contenido.....	2
Certificación	3
Responsabilidad de Autoría	4
Autorización de Publicación	5
Dedicatoria	6
Dedicatoria	7
Agradecimiento	8
Agradecimiento	9
Índice de contenidos	10
Índice de figuras	14
Índice de tablas	16
Resumen.....	19
Abstract	20
Capítulo I: Introducción	21
Propósito y contextualización del tema.....	21
Justificación del interés de la investigación	23
Objetivos Generales y Específicos.	24
<i>Objetivo General</i>	24
Objetivos Específicos.....	24
Metodología.	25

Capítulo II: Marco teórico	29
Sistema de rastreo	29
Actitudes sospechosas.....	30
<i>Armas blancas</i>	31
Re-Identificación de personas.....	32
Características Biométricas y Soft-biométricas.....	33
<i>Características Biométricas</i>	33
<i>Características Soft-biométricas</i>	34
Visión por computadora	36
<i>Local Binary Patterns (LBP)</i>	37
<i>Local Binary Patterns Histograms (LBPH)</i>	38
<i>Histogram of Oriented Gradient (HoG)</i>	40
<i>Color Histogram (HCH)</i>	41
<i>Binary Mask</i>	42
Machine Learning (ML).....	43
<i>Support Vector Machine (SVM)</i>	44
Frameworks	45
<i>You Only Look Once (YOLO)</i>	45
<i>Roboflow</i>	46
Métricas de evaluación	47
Metodología Scrum	50
Capítulo III: Implementación del sistema	55
Análisis y diseño del sistema	56

<i>Team scrum</i>	56
<i>Historias de Usuario</i>	57
<i>Product Backlog del proyecto</i>	60
<i>Sprints del sistema</i>	61
<i>Escenario para la implementación del sistema de Re-Identificación de personas en posesión de armas blancas.</i>	63
<i>Arquitectura del sistema</i>	65
<i>Dataset (clases)</i>	67
<i>Algoritmos y Técnicas Computacionales</i>	69
Implementación (Sprints).....	69
<i>Sprint 01: Generación de dataset</i>	69
<i>Sprint 02: Desarrollo de módulos de Re-Identificación y el rastreo de una persona</i>	77
<i>Sprint 03: Integración de los módulos de detección de armas y Re-Identificación de una persona</i>	86
<i>Sprint 04: Desarrollo de la interfaz del sistema</i>	89
<i>Sprint 05: Realizar pruebas para verificar la funcionalidad del sistema</i>	95
<i>Interpretación de resultados</i>	103
Capítulo IV: Validación del Sistema	105
Marco de Evaluación	105
Aplicación de métricas de evaluación	106
Pruebas del sistema de detección de armas blancas.....	107
Pruebas del algoritmo de Identificación facial	112

Pruebas del algoritmo de Re-Identificación de silueta, textura y color	114
Limitaciones del sistema	117
Capítulo V: Conclusiones y Recomendaciones.....	118
Conclusiones.....	118
Recomendaciones.....	121
Bibliografía	122
Anexos.....	132

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	<i>Características biométricas y/o fisiológicas de una persona</i>	34
Figura 2	<i>Características soft-biométricas una persona: silueta</i>	35
Figura 3	<i>Ejemplos de Características soft-biométricas de una persona</i>	35
Figura 4	<i>Proceso del algoritmo LBP</i>	38
Figura 5	<i>Proceso del algoritmo LBPH</i>	39
Figura 6	<i>Resultado del algoritmo de Histograma de Gradientes Orientados</i>	40
Figura 7	<i>Transformación de un entorno de color RGB a color HSV</i>	41
Figura 8	<i>Histograma del modelo de color HSV Hue, Saturation y Value</i>	42
Figura 9	<i>Silueta de una persona usando Binary Mask (Máscara Binaria)</i>	43
Figura 10	<i>Algoritmo clasificador SVM</i>	44
Figura 11	<i>Interfaz de Roboflow, en donde se etiqueta las clases</i>	47
Figura 12	<i>Roles de la metodología Ágil Scrum</i>	52
Figura 13	<i>Metodología Ágil Scrum</i>	53
Figura 14	<i>Tablero Kanban dentro de la metodología scrum</i>	54
Figura 15	<i>Pasillos del segundo piso de la Universidad ESPE Sede Latacunga</i>	64
Figura 16	<i>Colocación de cámaras para captura de videos de prueba</i>	64
Figura 17	<i>Diagrama de arquitectura en capas integrada en el sistema</i>	66
Figura 18	<i>Anotaciones del dataset creado</i>	68
Figura 19	<i>Videos capturados para la prueba de Re-Identificación</i>	74
Figura 20	<i>Dataset generado por el módulo de captura</i>	75
Figura 21	<i>Dataset etiquetado en Roboflow</i>	75
Figura 22	<i>Resultados del entrenamiento en Google Colab</i>	76
Figura 23	<i>Burndown chart Sprint 01</i>	77
Figura 24	<i>Identificación mediante características biométricas (rostro)</i>	83
Figura 25	<i>Re-Identificación mediante características soft-biométricas</i>	84

Figura 26	<i>Integración de los módulos detección de armas y Re-Identificación.....</i>	85
Figura 27	<i>Burndown chart Sprint 02</i>	85
Figura 28	<i>Rastreo de una persona Re-Identificada como sospechosa.....</i>	88
Figura 29	<i>Burndown chart Sprint 03</i>	89
Figura 30	<i>Interfaz Inicial sistema de rastreo</i>	92
Figura 31	<i>Carga de Archivos desde el equipo por medio de la interfaz.....</i>	93
Figura 32	<i>Sistema detectando a Persona sospechosa.....</i>	94
Figura 33	<i>Burndown chart Sprint 04</i>	94
Figura 34	<i>Detección de personas sospechosas con armas blancas.....</i>	98
Figura 35	<i>Sistema de rastreo y Re-Identificación persona potencialmente peligrosa.....</i>	100
Figura 36	<i>Burndown chart Sprint 05</i>	103
Figura 37	<i>Modelo de detección de armas en la versión 1 con 2160 imágenes.....</i>	108
Figura 38	<i>Pruebas del sistema de detección de armas aplicadas a la clase Anderson. ...</i>	108

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 <i>Matriz de confusión</i>	48
Tabla 2 <i>Fórmulas de las métricas de rendimiento</i>	49
Tabla 3 <i>Equipo Scrum</i>	56
Tabla 4 <i>Historias de usuario</i>	57
Tabla 5 <i>Product Backlog</i>	60
Tabla 6 <i>Listado de los Sprints con los que se desarrollará el sistema completo.</i>	61
Tabla 7 <i>Herramientas de desarrollo</i>	65
Tabla 8 <i>Hardware requerido para implementar el sistema</i>	69
Tabla 9 <i>Historia de Usuario 01 para realizar captura del cuerpo y rostro de una persona</i> ..	70
Tabla 10 <i>Historia de Usuario 02 para crear un dataset de armas blancas</i>	71
Tabla 11 <i>Sprint Backlog 01</i>	71
Tabla 12 <i>Historia de Usuario 03 para el módulo de Identificación a través del rostro</i>	78
Tabla 13 <i>Historia de Usuario 04 para el módulo de Re-Identificación a través características soft-biométricas</i>	79
Tabla 14 <i>Historia de Usuario 05 para desarrollar el rastreo de una persona sospechosa.</i> .	79
Tabla 15 <i>Sprint Backlog 02</i>	80
Tabla 16 <i>Historia de Usuario 06 para la integración de módulos.</i>	86
Tabla 17 <i>Sprint Backlog 03</i>	87
Tabla 18 <i>Historia de Usuario 07 para la interfaz de entrenamiento.</i>	90
Tabla 19 <i>Historia de Usuario 08 para la interfaz de pruebas e interacción con el usuario final</i>	91
Tabla 20 <i>Sprint Backlog 04</i>	91
Tabla 21 <i>Historia de Usuario 09 para evaluar el sistema de detección de armas.</i>	95
Tabla 22 <i>Historia de Usuario 10 para evaluar el sistema de Re-Identificación de personas</i>	96

Tabla 23	<i>Sprint Backlog 05</i>	97
Tabla 24	<i>Resultados: pruebas realizadas del sistema de detección de personas sospechosas.</i>	99
Tabla 25	<i>Matriz de confusión para la Re-Identificación de personas sospechosas con la persona</i>	101
Tabla 26	<i>Matriz de confusión para la Re-Identificación de personas sospechosas con la persona 2</i>	102
Tabla 27	<i>Resultados: pruebas realizadas del sistema de Re-Identificación de personas sospechosas.</i>	102
Tabla 28	<i>Matriz de confusión de la detección de armas de la clase Anderson, con tres rutas distintas.</i>	109
Tabla 29	<i>Matriz de confusión de la detección de armas de la clase Bryan, con tres rutas distintas</i>	109
Tabla 30	<i>Matriz de confusión de la detección de armas de la clase Elías, con tres rutas distintas</i>	110
Tabla 31	<i>Matriz de confusión de la detección de armas de la clase Helen, con tres rutas distintas</i>	110
Tabla 32	<i>Resultados de las tres rutas de las 4 clases en el sistema de detección de personas sospechosas</i>	111
Tabla 33	<i>Matriz de confusión de la Identificación de personas sospechosas a través del rostro con la clase Anderson.</i>	112
Tabla 34	<i>Matriz de confusión de la Identificación de personas sospechosas a través del rostro con la clase Bryan</i>	112
Tabla 35	<i>Matriz de confusión de la Identificación de personas sospechosas a través del rostro con la clase Elías.</i>	113

Tabla 36	<i>Matriz de confusión de la Identificación de personas sospechosas a través del rostro con la clase Helen.....</i>	113
Tabla 37	<i>Resultado: porcentaje de predicción del sistema de Identificación por medio del rostro.....</i>	113
Tabla 38	<i>Matriz de confusión de la Re-Identificación de personas sospechosas a través de las características soft-biométricas con la clase Anderson.</i>	114
Tabla 39	<i>Matriz de confusión de la Re-Identificación de personas sospechosas a través de las características soft-biométricas con la clase Bryan.....</i>	115
Tabla 40	<i>Matriz de confusión de la Re-Identificación de personas sospechosas a través de las características soft-biométricas con la clase Elías.</i>	115
Tabla 41	<i>Matriz de confusión de la Re-Identificación de personas sospechosas a través de las características soft-biométricas con la clase Helen.....</i>	115
Tabla 42	<i>Resultado: porcentaje de predicción del sistema de Re-Identificación por características soft-biométricas combinado.</i>	116

Resumen

El presente trabajo describe el proceso de desarrollo de un sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas, en un entorno controlado de la Universidad de la ESPE sede Latacunga pasillo del segundo piso. Se fundamenta con YOLOv8, para la detección de armas blancas y personas en posesión de armas blancas. Este sistema representa un avance significativo en la tecnología de videovigilancia. La investigación se centra en la Re-Identificación de individuos sospechosos mediante una combinación de características biométricas (facial) y soft-biométricas (silueta, textura y color de la vestimenta), empleando diversas técnicas computacionales como los patrones binarios locales (LBP), el histograma de gradientes orientados (HOG), los histogramas de color HSV (HCH), la máscara binaria (binary mask) como descriptores y la máquina de vectores de apoyo (SVM) como clasificador, el rastreo funciona a partir de la Re-Identificación, trazando la trayectoria del individuo detectado con el uso de Bytrack de YOLO. El sistema se valida en dos fases: la primera instancia el sistema de detección de personas sospechosas con armas blancas con una exactitud del 78.29%, y finalmente se valida la Re-identificación de personas sospechosas con armas blancas logrando una exactitud de 76.47%. Encontrando limitaciones en la iluminación, distancia y la calidad de las cámaras, siendo este el justificante del resultado obtenido.

Palabras clave: detección de armas, re-identificación de personas, características biométricas, características soft-biométricas, machine learning.

Abstract

This paper describes the development process of a real time people tracking system for the detection and control of incidents with bladed weapons in a controlled environment at the University of ESPE Latacunga, first floor corridor. It is based on YOLOv8, for the detection of edged weapons and persons in possession of edged weapons. This system represents a significant advance in video surveillance technology. The research focuses on the Re-Identification of suspect individuals through a combination of biometric (facial) and soft-biometric (silhouette, texture and colour of clothing) features, using various computational techniques such as Local Binary Patterns (LBP), histogram of oriented gradients (HOG), HSV colour histograms (HCH), binary mask as descriptors and support vector machine (SVM) as classifier, the tracking works from the Re-Identification, tracing the trajectory of the detected individual with the use of YOLO's Bytrack. The system was validated in two phases: firstly, the system for detecting suspicious persons with bladed weapons was validated with an accuracy of 78.29%, and finally the re-identification of suspicious persons with bladed weapons was validated with an accuracy of 76.47%. Limitations were found in the lighting, distance and the quality of the cameras, which is the justification for the result obtained.

Keywords: weapon detection, person re-identification, biometric features, soft-biometric features, machine learning.

Capítulo I

Introducción

Propósito y contextualización del tema.

Desde hace muchos años, la videovigilancia ha sido de mucha utilidad para el ser humano, sirviendo como una manera de llevar a cabo controles, así como, salvaguardar la seguridad de las personas las cuales están de acuerdo en que la presencia de sistemas de videovigilancia puede reducir la delincuencia y los accidentes, así como favorecer la seguridad percibida según (H. Zhang et al., 2019). Lo que provoca que motiva a países como el Reino Unido a invertir bastante dinero en la instalación de circuitos de cámara cerrada CCTV, se estima que alrededor de £4-5 mil millones se han gastado en la instalación y mantenimiento de sistemas de CCTV excluyendo los costos de monitoreo asociados con estos sistemas (Norris et al., 2004).

Sin embargo, la videovigilancia tradicional enfrenta varios desafíos notables no solo para el pleno funcionamiento de estos si no para la mejora de su eficiencia, uno de los principales problemas es la necesidad de múltiples operarios que deben estar pendientes de monitores durante largos periodos de tiempo. Esto merma la capacidad de detectar eventos anómalos debido al agotamiento o simple distracción del operario en cuestión. Como se establece “La capacidad limitada de la memoria visual a corto plazo y los procesos de filtrado compartidos que vinculan los límites de la capacidad de atención y memoria visual a corto plazo están bien establecidos. Se cree que estos límites reflejan la capacidad de los mecanismos de control atencional que filtran y seleccionan información para su procesamiento posterior” (Treviño et al., 2021).

La capacidad limitada de la atención y la memoria visual a corto plazo pueden llevar a una disminución en la atención en periodos largos de tiempo lo que complica de manera elevada la completa atención a lo que ocurre en los CCTV, siendo este uno de los principales problemas que se han presentado con los sistemas tradicionales este sumado a

lo costoso que puede llegar a ser el tener almacenado miles de horas de video que muchas veces puede ser difícil de monitorear y organizar haciendo que la videovigilancia tradicional pueda a la larga ser muy difícil de mantener cosa que en los últimos años puede llegar a no abastecer las necesidades actuales.

Con el significativo aumento de delitos a lo largo del mundo, es necesario utilizar todo lo que tengamos a nuestro alcance para de alguna manera mitigar o combatir esto, según un estudio realizado en el HEJCA IESS Cuenca durante el periodo 2015-2020, se encontró que el 78,2% de los casos de pacientes que ingresaban con lesiones por armas correspondían a armas blancas, mientras que el 21,8% corresponden a armas de fuego (Arpi, 2022). Las armas blancas incluyen cuchillos, navajas entre otros elementos cortopunzantes que son de fácil acceso, lo que podría explicar porque la mayoría de delitos son cometidos con este tipo de armas y su predominio en los incidentes, los datos presentados por Arpi ayudan más a resaltar la necesidad de tomar acciones para mitigar este tipo de delitos.

En la última década se han registrado impresionantes cambios tecnológicos, en especial los de videovigilancia. La combinación de técnicas computacionales avanzadas ha fomentado el desarrollo del seguimiento de personas en tiempo real mucho más sofisticados, también son capaces de interpretar y tomar medidas basados en la información que captan. La detección y monitoreo de actividades potencialmente peligrosas sumadas al auge de la inteligencia artificial han permitido abrir campo a desarrollar nuevas técnicas de monitoreo más eficientes, rápidas y baratas. En la actualidad, existen básicamente tres tipos de videovigilancia: manual, semiautónoma y totalmente autónoma (Ahmad et al., 2019).

En este contexto, donde se contempla la implementación de un sistema de monitoreo de actividades sospechosas, es crucial reconocer que, si bien este enfoque puede contribuir a la reducción de delitos, no se puede pasar por alto la significativa

implicación en términos de privacidad y derechos civiles, ya que la implementación de un sistema de este tipo generaría una vigilancia constante y masiva, por lo que es necesario equilibrar esto en la realización del proyecto.

En cuanto al impacto tecnológico es grande, esta investigación contribuirá al Desarrollo de sistemas de videovigilancia, ya que nuestra necesidad puede acelerar la investigación e innovación en el ámbito no solo de la seguridad si no de la innovación en general, también es necesario hablar del impacto significativo que el proyecto tendrá en la seguridad, garantizando una respuesta más rápida por los organismos pertinentes, además de una reducción de posibles errores causados por la fatiga, y reduciendo significativamente los costos operativos relacionados a la videovigilancia a largo plazo.

Justificación del interés de la investigación

En un mundo globalizado que se encuentra en constante evolución, las amenazas a la seguridad se han vuelto muy comunes y variadas que exigen soluciones cada vez más sofisticadas. Los sistemas de videovigilancia tradicionales, aunque siguen siendo útiles, tienen ciertas limitaciones. La vigilancia manual es propensa a errores humanos provocados por la fatiga, la distracción y las limitaciones cognitivas. Existe una necesidad evidente de contar con soluciones de control más eficaces, precisas y dinámicas, sobre todo en entornos controlados como los centros de enseñanza (San Román Lana, 2020).

El objetivo de la videovigilancia moderna no está en ser un simple sistema de rastreo, si no en ser un rastreo inteligente, que posea la capacidad de no solo detectar a las personas potencialmente peligrosas sino de también, poder realizar una alerta y seguimiento de las mismas sin perder el rastro, eso se puede realizar mediante el uso de características biométricas y soft biométricas, haciendo al sistema capaz de detectar y dar seguimiento a las personas a pesar de muchas limitaciones.

Las técnicas de computación avanzada son la base de los sistemas de videovigilancia modernos, como son técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning. Los descriptores y calificadores, reconocimiento de patrones, redes neuronales que son complejas que ya no solo procesan si no que “comprenden” lo que procesan sumado a modelos pre-entrenados crea un entorno perfecto para el desarrollo de sistemas como el que se propone en este documento, siendo solo un ejemplo de las grandes cosas que se pueden lograr con el uso de inteligencia artificial.

Los incidentes con armas blancas no son solo un problema local único del Ecuador, sino que ocurren en todo el mundo. Debido a que por lo fáciles que son de conseguir, suponen una amenaza constante. Por esto desarrollar un sistema inteligente que permita detectar y alertar de manera más eficaz, tiene implicaciones que van más allá de la seguridad de los estudiantes y personal de la ESPE, si no que podrían significar un cambio significativo en la seguridad en muchos contextos, manteniendo un equilibrio entre la seguridad y la privacidad.

Objetivos Generales y Específicos.

Los objetivos generales y específicos del trabajo propuesto de integración curricular, se expone a continuación:

Objetivo General

Desarrollar un sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas utilizando técnicas computacionales avanzadas, en un entorno controlado en la ESPE Sede Latacunga.

Objetivos Específicos

- Investigar y recopilar información sobre tecnologías de rastreo de armas blancas utilizando características faciales y soft-biométricas relevantes para la Re-Identificación de personas en imágenes y videos.

- Diseñar e implementar un sistema de rastreo de armas blancas utilizando técnicas de Visión por Computadora y modelos y/o algoritmos de Machine Learning.
- Evaluar el sistema, en un entorno controlado, mediante métricas de evaluación.

Metodología.

El propósito central del presente trabajo es diseñar y desarrollar un sistema de rastreo de personas, para la detección y control de incidentes con armas blancas, en tiempo real, a través de la Re-Identificación de personas usando características biométricas, soft-biométricas, y técnicas computacionales avanzadas, en un entorno controlado de la ESPE Sede Latacunga.

Para llevar a cabo este trabajo se aplica el método sistemático donde la finalidad es adquirir un conocimiento en el área de investigación y establecer una base teórica sólida que servirá como fundamento para el desarrollo del proyecto. La primera etapa empieza con la recopilación de información mediante la búsqueda en scholar google y de la literatura científica en base de datos reconocidas como IEEEExplore, Web of Science y Scopus. La investigación se divide en dos temas: el primero se enfoca en el análisis de la detección de personas sospechosas con armas blancas y el segundo enfoque se basa en el estudio de la Re-Identificación de personas utilizando características biométricas y soft-biométricas, y técnicas computacionales avanzadas.

En la siguiente etapa se busca conjuntos de datos (dataset) de armas blancas para generar un modelo de Machine Learning que aprenda a distinguir armas. Dicha búsqueda se realiza en google, bing images, películas, videos de youtube y repositorios como github, también se plantea crear un conjunto de datos propio utilizando una cámara de 12 megapíxeles y/o cámaras de circuito cerrado de televisión (CCTV) en donde incluyen imágenes o frames de alta calidad de personas sosteniendo armas blancas y/o únicamente las armas blancas, en diversas condiciones. Estas condiciones abarcan distintas formas y

tamaños del objeto, variantes de iluminación, múltiples orientaciones, diversos entornos y a diferentes distancias. Para etiquetar las imágenes recolectadas y crear el dataset se utiliza Robloflow, luego se prepara el prototipo de forma local, es decir, se entrena y se genera el modelo de detección de armas pre-entrenado, a través de google colab, y como resultado del modelo obtenemos el archivo.pt con los pesos del entrenamiento realizado. La evaluación del modelo se realiza en base a métricas que es primordial para garantizar el correcto funcionamiento y si se detecta áreas de mejora o desviaciones en los resultados y de ser el caso hacer ajustes al modelo.

Dentro de la tercera etapa nos centraremos en el proceso de Re-Identificación de personas sospechosas con armas blancas, este proceso al igual que el anterior busca crear un conjunto de datos (dataset). Inicialmente se enfoca en las características biométricas de una persona, específicamente su rostro, a partir del cual se realiza una extracción de características utilizando la técnica Local Binary Pattern Histogram (LBPH). Por otro lado, se procede a la creación de un segundo dataset focalizado en las características soft-biométricas (textura, color y silueta) aplicado cuando no se le ve la cara, en esta instancia las técnicas que se aplican son: Local Binary Pattern (LBP) y Histogram of Oriented Gradient (HOG) para la extracción de textura, HSV Color Histogram (HCH) para la extracción del color y Binary Mask para la extracción de la silueta. El proceso inicia, en la primera cámara del circuito, con la identificación de la persona, mediante la característica biométrica el rostro. Después se detectada si el individuo resulta ser sospechoso, debido a que está portando un arma blanca. Posteriormente, tras esta identificación se extraen las características soft-biométricas, se lleva a cabo la Re-Identificación utilizando las técnicas mencionadas anteriormente. Los descriptores de Silueta, Color y Textura, se integran y este descriptor global es la entrada del clasificador SVM durante el entrenamiento del modelo y se obtiene el modelo de Re-Identificación de personas sospechosas con armas blancas.

En la cuarta etapa de nuestro proyecto, se desarrolla el sistema de rastreo mediante el uso de ByteTrack, integrado dentro de YOLOv8, para el seguimiento y la Re-Identificación de individuos que portan armas blancas. Una vez es detectada una persona que porta un arma blanca activa inmediatamente la clasificación del sujeto como sospechoso, asignándole una etiqueta roja. Se lleva a cabo la validación del sistema con el objetivo de asegurar su eficiencia, para ello se utiliza la metodología ágil Scrum facilitando la implementación del software y ofreciendo una mejora continua. Esta etapa se basa en el trabajo previo al generar conjuntos de datos que contengan rasgos biométricos y soft-biométricos, utilizando descriptores a través de las técnicas Local Binary Pattern Histogram (LBPH), Local Binary Pattern (LBP), Histogram of Oriented Gradient (HOG), y Binary Mask y del clasificador SVM. La integración de ByteTrack con YOLOv8 optimiza el proceso de entrenamiento del modelo, mejorando la capacidad de detectar y rastrear personas sospechosas en tiempo real, con mayor precisión.

La última etapa está enfocada en la validación del sistema que es crucial para determinar qué tan bueno es el modelo mediante el uso de las métricas de evaluación, para ello se utiliza un conjunto de videos en tiempo real y/o grabados en instalaciones del segundo piso de la ESPE Sede Latacunga Campus Belisario Quevedo. Las métricas a evaluar son: el rendimiento, la precisión en los resultados, la facilidad de uso, el tiempo de respuesta, el consumo de recursos, la integridad de datos, es decir, la identificación errores o fallas en los modelos. De acuerdo con los resultados obtenidos se pueden realizar ajustes a los mismos para aumentar el rendimiento, mediante el uso de nuevos conjuntos de datos. El objetivo es mejorar el rendimiento de la Re-Identificación a través de este proceso iterativo de ajuste y validación, lo que redundará en el seguimiento de personas.

Finalmente es importante destacar que, para llevar a cabo el proyecto, el equipo implementará la metodología ágil SCRUM enfocada en un desarrollo iterativo e incremental del sistema. Dentro del cual forman equipos multidisciplinarios que colaboran activamente

en el desarrollo del aplicativo. La metodología se basa en Sprints con cierta duración de tiempo dependiendo la complejidad, ofrece algunos beneficios, entre ellos, que permiten una adaptación continua a medida que se obtengan retroalimentación del usuario final y se ajusten los modelos.

Capítulo II

Marco teórico

Este capítulo tiene como objetivo estructurar un marco teórico completo mediante una investigación conceptual, que permita comprender los conceptos claves necesarios para el desarrollo e implementación de un sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas, a través de la Re-Identificación de personas con el uso de características biométricas y soft-biométricas y técnicas computacionales avanzadas, para la implementación de modelos robustos y eficientes.

Sistema de rastreo

Según Cambridge dictionary (2024) el seguimiento es la acción de seguir a una persona o cosa. Existen algunos tipos de rastreo o seguimientos (Nasry et al., 2023) los cuales se mencionan a continuación:

- El seguimiento de imágenes tiene como objetivo detectar imágenes bidimensionales de interés en una entrada determinada. Luego, estas imágenes se rastrean continuamente a medida que se mueven por la escena.
- El seguimiento por vídeo consiste en identificar y seguir un objeto en movimiento (o varios objetos) durante un periodo de tiempo, mediante una cámara. Tiene algunas aplicaciones como son: la interacción persona-computadora, seguridad y vigilancia, comunicación y compresión de video, en la realidad aumentada, supervisión de tráfico, imágenes médicas y edición de video.
- El seguimiento visual es un tema de investigación en visión por computadora y su objetivo es estimar la posición futura de un objetivo visual que se ha inicializado sin la disponibilidad del resto del vídeo.
- El seguimiento tradicional es la acción de rastreo de personas realizado visualmente por el operador de seguridad después de haber detectado una persona de interés (R. Rodríguez, 2017).

Menciona Aguilar, (2003) que el seguimiento de una persona implica la identificación de la región, en cada una de las imágenes de la secuencia, que corresponde a su proyección.

En el seguimiento de una persona, la detección y Re-Identificación son la base fundamental para un monitoreo efectivo de su trayectoria. De acuerdo con (Ghiță & Florea, 2022) el problema de la Re-Identificación y el seguimiento de personas es un problema complejo con gran aplicabilidad en diversos ámbitos puesto que consiste en la capacidad de un sistema de reconocer correctamente a las mismas personas a lo largo del tiempo en una secuencia de imágenes.

Uno de los objetivos de este proyecto es realizar el seguimiento de personas detectadas como sospechosas (uso de armas blancas) mediante la Re-Identificación, en un entorno controlado, mediante un circuito cerrado de cámaras. Según Iguernaissi et al., (2019) este tipo de funcionalidades constituyen la base para implementar aplicaciones de videovigilancia en tiempo real, en diferentes campos como el análisis automático del comportamiento de las personas, lo que contribuye a la seguridad y protección de actos ilícitos.

Se encuentra numerosas técnicas avanzadas para el rastreo y/o seguimiento de personas en la videovigilancia, mismos que se han ido descubriendo e implementado en el transcurso del tiempo gracias a diferentes investigaciones. Según Nasry et al., (2023) algunos investigadores han utilizado modelos estadísticos, otros han utilizado modelos de Machine Learning para el seguimiento de objetos. En este proyecto se desarrolla el tracking o seguimiento de personas en este caso se utiliza el algoritmo de ByteTrack (Y. Zhang et al., 2022), que permite hacer detecciones y seguimientos en tiempo real, mediante el Framework Yolov8n (algoritmo y Framework que se explica en próximas secciones).

Actitudes sospechosas

Una actividad sospechosa se considera como cualquier comportamiento o actividad fuera de la normal que pueda indicar un futuro delito o incidente de seguridad

(vectorsolutions, 2021). Las características y/o comportamientos que permiten detectar a una persona como sospechosa podrían ser las siguientes:

- **Indumentarias:** Se refiere a la vestimenta de una persona, la indumentaria aporta información de potenciales conductas sospechosas como gafas oscuras, gorras, cambio repentino de prendas, vestimenta inapropiada para la ocasión. Estos elementos, entre otros, hacen dudar acerca de la autenticidad o intenciones de la persona en cuestión (Blog Weah, 2021).
- **Comportamientos:** Actividad sospechosa definida en todo el ámbito de la seguridad como el comportamiento relacionado con violencia u otra actividad delictiva que realiza una persona (Yachmetz, 2021). El lenguaje corporal es una forma de comunicación por medio del cuerpo, transmite información sobre emociones y pensamientos. Algunos de los detalles que permiten señalar a una persona como sospechosa se consideran: la mirada, la expresión facial, la sonrisa, la postura, los gestos, entre otros.
- **Objetos peligrosos:** La detección de estos objetos es clave para identificar posibles amenazas a la seguridad (Iñiguez Durazno & Pérez Delvicier, 2022). Existen objetos peligrosos que al ser usados, portados o sujetados por una persona, lo hace un individuo sospechoso, entre los más conocidos están: la adquisición de armas blancas (objetos corto punzantes) y de fuego.

Armas blancas

De acuerdo con Ferrari, (2016) las armas blancas u objetos cortopunzantes son instrumentos de perfil aplanado, el mismo que tiene uno o más bordes cortantes con la punta que puede ser o no ser puntiaguda. Se distingue por su capacidad de cortar, herir o perforar mediante bordes afilados. Existen algunos tipos de armas blancas como cuchillo, navaja, bisturí, safle, espadín, puñales/dagas, hacha, bayoneta, alabarda, lanza, machete.

La propuesta actual se enfoca en detectar y controlar incidentes con armas blancas (cuchillos) en un entorno controlado a través YOLO un algoritmo de visión por computadora,

menciona (Wu Jiajie et al., 2023) que la tarea de detección de objetos es una de las tareas más fundamentales en el campo de la visión por computadora y ha sido difícil lograr que las computadoras reconozcan objetos en su campo de visión, especialmente materiales peligrosos.

La detección de armas blancas en los videos de vigilancia en escenas de interior afronta varios desafíos conforme a lo mencionado por Castillo Lamas et al., (2018), a continuación se mencionan:

- Las diferentes formas de sujetar un arma blanca hacen se oculte u ocuya en su mayoría.
- Las armas blancas comunes, como los cuchillos, son pequeñas y la distancia entre el cuchillo y la cámara puede ser grande, lo que hace que la detección sea más difícil.
- La detección se ve afectada por las condiciones de la luz ambiental, debido a que los cuchillos son objetos con superficies reflectantes.
- El impacto de las condiciones de luminosidad influye en el rendimiento de detección.
- Al querer crear un modelo propio para la detección, se debe seguir un proceso para el entrenamiento con un nuevo conjunto de datos, procedimiento que es manual y consume mucho tiempo. Además, es un factor que impacta a gran medida en la precisión del sistema.
- Imágenes de baja resolución son consecuencia de que el modelo fracase.

Re-Identificación de personas

Con el avance constante de las técnicas de rastreo y videovigilancia han surgido una serie de conceptos relativamente nuevos, como la Re-Identificación la cual cuenta con múltiples definiciones, muy similares a la vez. La Re-Identificación de personas es una operación de reconocimiento que implica detectar a un individuo en diferentes cámaras o vistas no superpuestas (An et al., 2013), o definiciones que la ven como la tarea de detectar que un determinado individuo que ha sido observado previamente por la red de cámaras y

ser capaz de distinguirlo del resto de individuos (Sánchez et al., 2019). De manera más específica la Re-Identificación ayuda a identificar personas en diferentes entornos a partir de videos y/o imágenes capturadas por cámaras de videovigilancia, en el que se obtiene imágenes de las que se pueden extraer una serie de características que faciliten la Re-Identificación.

Por otro lado, una persona se identifica como sospechosa después de haberla relacionado con la posesión de un arma blanca, en este trabajo, hablamos específicamente de cuchillos. Este proceso implica la Re-Identificación del individuo luego de indicar su potencial participación en actividades ilegales o amenazantes. En este caso, se utilizan características biométricas y soft biométricas, que se detallan a continuación en el presente documento. Estas características son analizadas por diversas técnicas computacionales avanzadas, como son: la Visión por Computadora y Machine Learning fundamentales, las mismas facilitan la implementación de este proceso.

Características Biométricas y Soft-biométricas.

Dos de los conceptos muy importantes para abordar el tema sobre Re-Identificación de personas con armas blancas son la extracción de características las biométricas y las soft biométricas. Debido a que las imágenes o videos capturadas por la mayoría de los sistemas de videovigilancia suelen ser de baja calidad por la distancia a las que son obtenidas, se busca una manera más fácil y eficiente de Re-Identificar a una persona, por lo tanto, se recurre a la utilización de las características biométricas y soft-biométricas (Alejandra, 2016). Con este enfoque, el uso de una o varias de estas características permiten Re-Identificar y Rastrear de manera más eficiente a individuos, que están en posesión de armas blancas, mismos que son considerados como potencialmente peligrosos.

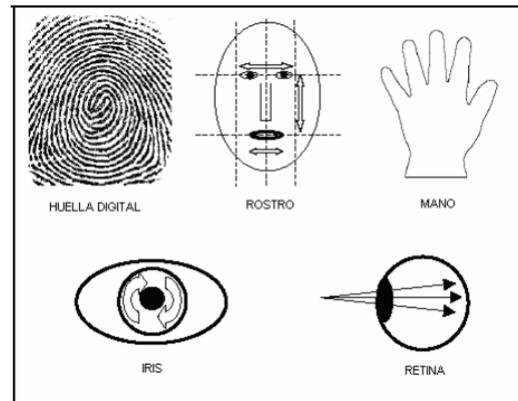
Características Biométricas

Como lo mencionan Jain et al., (2004), las características biométricas nos sirven para la identificación automática de individuos las cuales se basan en sus características

fisiológicas y/o conductuales (conocidas también como medidas fisiológicas y conductuales únicas). Estas características pueden incluir huellas dactilares, firmas, rostro, patrones del iris, voz y geometría de la mano, tal como se nota en la Figura 1.

Figura 1

Características biométricas y/o fisiológicas de una persona



Nota. Se presenta los tipos de características biométricas mencionadas previamente.

Tomado de Implementación de un sistema distribuido de autenticación biométrica basado en la detección e identificación de rostros humanos en imágenes extraídas de secuencias de videos (Calahorrano et al., 2006).

Una de estas características se destaca el rostro, la cual se usa para realizar la Re-Identificación de personas con armas blancas en esta propuesta. El rostro es único y suficientemente variable como para permitir la Re-Identificación individual confiable a través del reconocimiento automático de caras (Zhao et al., 2003). Una parte expuesta del cuerpo es el rostro, el cual es visible y puede capturarse a distancia para su identificación, a diferencia de otras características biométricas como las huellas dactilares o el iris.

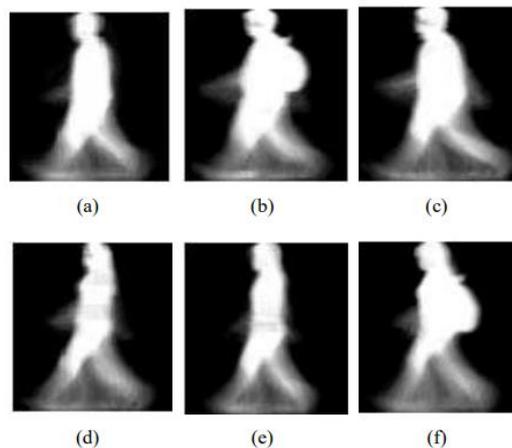
Características Soft-biométricas

Las características soft-biométricas son las que ofrecen información sobre las personas, pero no tienen estabilidad suficiente ni un alto grado de singularidad para diferenciar a una persona de otra, especialmente cuando se utiliza cada una de forma separada (Jain et al., 2004). De acuerdo a la observación de la figura 2 y figura 3 algunas de estas características son: el color de piel, de cabello, color o textura de la ropa, la altura,

la forma de andar, silueta, cicatrices, tatuajes, etcétera. A diferencia de las características biométricas, las características soft-biométricas no son medidas fisiológicas o conductuales únicas, sino que son características que se pueden compartir entre varias personas.

Figura 2

Características soft-biométricas una persona: silueta



Nota. Presenta la silueta de una persona en movimiento. Tomado de What Else Does Your Biometric Data Reveal? A Survey on Soft Biometrics (Dantcheva et al., 2016).

Figura 3

Ejemplos de Características soft-biométricas de una persona



Nota. Presenta las diferentes características que pertenecen a las soft-biométricas. Tomado de Can soft biometric traits assist user recognition? (Jain et al., 2004).

Por el contrario, en las características soft-biométricas se destacan los rasgos que se usan de la misma manera que las características biométricas para la Re-Identificación en la propuesta actual, a continuación:

- **Silueta:** La silueta de una persona se define como la región de píxeles correspondiente a esa persona en cada fotograma de una secuencia de video después de aplicar una técnica de segmentación de primer plano/fondo. Por otro lado, la silueta contiene información sobre la forma, posición y movimiento de una persona en el espacio, siendo esta característica útil para Re-Identificar y realizar el seguimiento a una persona (Sarkar et al., 2005).
- **Textura de la ropa:** La textura de la ropa se refiere a las características visuales y de superficie de las telas y materiales de las prendas. Esta puede describirse en términos de su aspereza, suavidad, brillo, granulosis, etc. El análisis de textura computarizado puede extraer patrones discriminatorios únicos de la vestimenta para ayudar a identificar a una persona (Reid et al., 2013).
- **Color de la ropa:** El color de la ropa se refiere a los colores dominantes y patrones cromáticos presentes en las prendas vestidas por una persona. Proporciona información distintiva complementaria para diferenciar entre individuos al ser utilizada como un rasgo soft-biométrico (Jain et al., 2004).

Visión por computadora

La visión por computadora, es considerada una rama de la Inteligencia Artificial clásica (Schierwagen, 2001) la cual incluye una serie de pasos esenciales destinados a capacitar al computador para el aprendizaje, con el objetivo de replicar procesos que realizan los seres humanos (Cantero & Martinez, s. f.). Con este propósito, de que las máquinas puedan “percibir” las imágenes como los humanos se han desarrollado numerosas técnicas. El resultado de la extracción de características de un objeto se denomina descriptores que juegan un papel crucial para el aprendizaje. Algunas de las técnicas como Local Binary Patterns (LBP), Histogram of Gradients (HOG) o HSV Color

Histogram (HCH) han sido fundamentales para el avance de la Visión por Computador. Además, esto permite fundamentar buenas bases, útiles para la comprensión de imágenes.

Local Binary Patterns (LBP).

Para la extracción de características se ha utilizado un operador local de textura LBP que en el marco del proyecto actual es clave para re-identificar a través de la textura de la ropa de la persona identificada como sospechosa. El análisis de la textura es uno de los métodos más utilizados en los sistemas biométricos y soft biométricos, ya que es una de las propiedades visuales fundamentales en todos los rasgos, siendo un factor importante para su reconocimiento.

El operador original LBP Local Binary Pattern o Patrón Local Binario, es un potente método de descripción de texturas, en los últimos años ha experimentado cambios en muchas aplicaciones relacionadas con la textura, debido a que tiene bajo coste computacional y un gran poder para extraer características (G. Zhang et al., 2005).

La característica más importante de LBP en casos reales es la robustez que se propone ante las variaciones de intensidad del nivel de gris, provocadas por las diferencias de iluminación. (García-Olalla & Alegre, s. f.).

Los patrones binarios locales (LBP) funcionan con relaciones locales entre los píxeles comparando la intensidad de un píxel central con sus vecinos circundantes (Jaswanth et al., 2023).

La versión binaria de LBP produce 256 patrones de textura basados en una vecindad de 3×3 píxeles. Los píxeles vecinos se ajustan a 0 y 1 umbralizándolos con el valor del píxel central (Doshi & Schaefer, 2012).

LBP en la detección de rostros y luego crear histogramas, se logra obtener un vector de datos dentro de los cuales existen elementos que representan características de la textura facial.

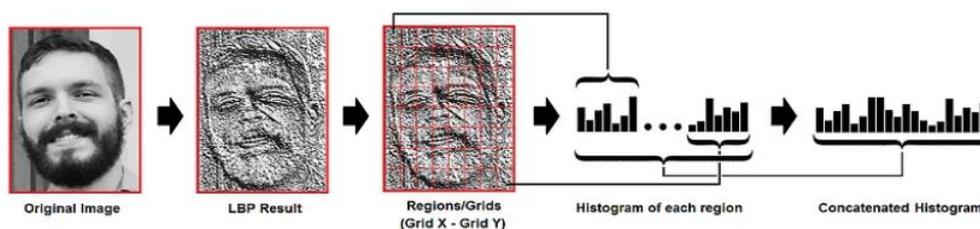
Los histogramas es el resumen de la distribución de estos patrones LBP en la imagen, representan toda el área de la cara, cuántas veces aparece cada patrón binario local en la imagen (Ahonen et al., 2006).

Prado (2017) menciona que la construcción del flujo de algoritmo LBPH requiere una serie de pasos fundamentales que garantizan su eficacia y funcionalidad, Figura 5.

1. Conocer los 4 parámetros que utiliza radio, vecinos, cuadrícula x, cuadrícula y.
2. Entrenar el algoritmo, para ello se necesita un dataset con imágenes de los rostros de las personas que queremos re-identificar.
3. Aplicamos el cálculo de valores LBP como ya se explicó anteriormente, el algoritmo utiliza un concepto de ventana deslizante, basado en los parámetros radio y vecinos.
4. Extracción de histogramas
5. Realiza la Re-Identificación de la persona sospechosa con armas blancas mediante el rostro.

Figura 5

Proceso del algoritmo LBPH.



Nota. Se observa un rostro como ejemplo que debería formar parte del dataset, el cual se aplica inicialmente el cálculo con el algoritmo LBP y seguidamente con los parámetros de cuadrícula X y Y se construye los histogramas de la imagen. Tomado de Face Recognition: Understanding LBPH Algorithm (Prado, 2017).

Histogram of Oriented Gradient (HoG).

Histogram of Oriented Gradient (Histogramas de Gradientes Orientados en español) es un método propuesto por Navneet Dalal y Bill Triggs en el año 2004, busca determinar la distribución de frecuencia de las orientaciones de los ángulos del gradiente y la magnitud, es decir, lo que se busca es describir la forma local del objeto dentro de una imagen a partir de los gradientes orientados (Osorio et al., 2015).

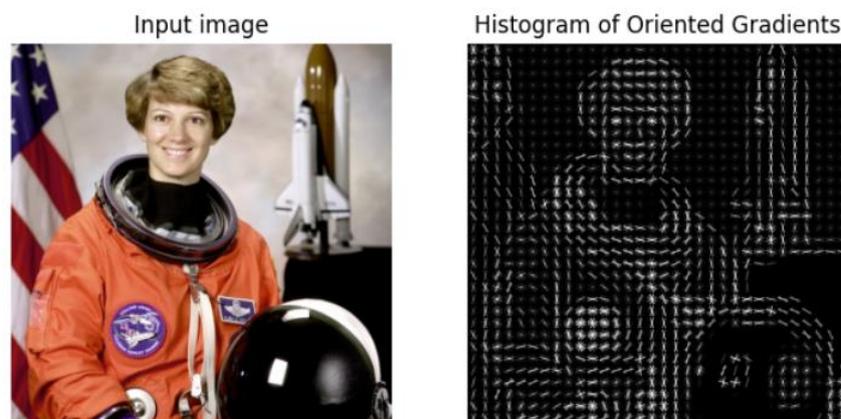
Este descriptor nos permitirá extraer características referentes a la persona en cuestión, debido a que es bueno para reconocer patrones específicos de los bordes, como los que se podrían presentar en la textura. Para mejorar la precisión, los histogramas locales se normalizan basados en el contraste y esta es la razón por la que HoG es estable ante variaciones de iluminación (Ebrahimzadeh & Jampour, 2014).

Este descriptor sigue el siguiente proceso para calcular el histograma de gradientes orientados:

- Normalización de imagen global (opcional)
- Calcular gradiente y orientación
- Calcular histogramas de gradiente
- Normalización entre bloques

Figura 6

Resultado del algoritmo de Histograma de Gradientes Orientados



Nota. Se muestra una imagen como entrada y el resultado de aplicar el algoritmo HOG enfocado en calcular la gradiente y la orientación. Tomado de Histogram of Oriented Gradients (imagen-scikit, 2023).

Color Histogram (HCH).

Color Histogram (Histograma de color, en español) es un modelo que se utiliza para representar la distribución de colores en una imagen, analizando los picos en los datos del histograma, que indican la frecuencia de los colores en el espacio de color HSV (matiz, saturación, valor) (Erkut et al., 2019). En primer lugar, se convierte el espacio de color RGB al espacio de color HSV tal como se muestra en la Figura 7, para luego detectar el nivel de niebla utilizando las características del histograma de color HSV de la imagen, en diferentes condiciones meteorológicas como se observa en la Figura 8 (Liu et al., 2014).

El modelo de color HSV, Hue (tono), Saturation (saturación) y Value (valor) es una transformación no lineal del color del espacio RGB, los colores son una combinación de los tres valores: Tono (H), Saturación o cantidad de color (S) y su valor. (V) (Basilio et al., 2011). En la propuesta presentada, esta técnica desempeña el papel de un descriptor de color al extraer la información HSV de la imagen de entrada, el objetivo primordial de este enfoque es llevar a cabo la Re-Identificación de la persona con armas blancas mediante el análisis específico del color de su vestimenta.

Figura 7

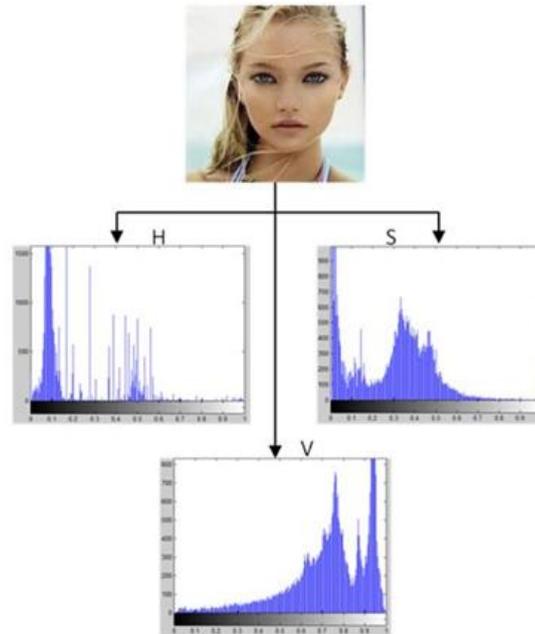
Transformación de un entorno de color RGB a color HSV



Nota. En la ilustración (a) muestran una imagen en color RGB en que se aplicará en la extracción de color y (b) muestra la imagen en HSV, tomado de Explicit Content Image Detection (Basilio et al., 2011).

Figura 8

Histograma del modelo de color HSV Hue, Saturation y Value



Nota. En la Figura 8 se presenta la aplicación de la técnica de análisis de histograma en el espacio de color HSV a una imagen del rostro. Se muestran tres histogramas distintos, cada uno correspondiendo a uno de los componentes del espacio de color HSV: Hue (H), Saturation (S), y Value (V). El histograma de Hue refleja la distribución de los tonos de color en la imagen, el de Saturation muestra la intensidad y pureza de los colores, y el de Value indica el brillo de la imagen. Esta técnica es fundamental en el procesamiento digital de imágenes para tareas como mejora de contraste, segmentación y reconocimiento basado en color. Tomado de Explicit Content Image Detection (Basilio et al., 2011).

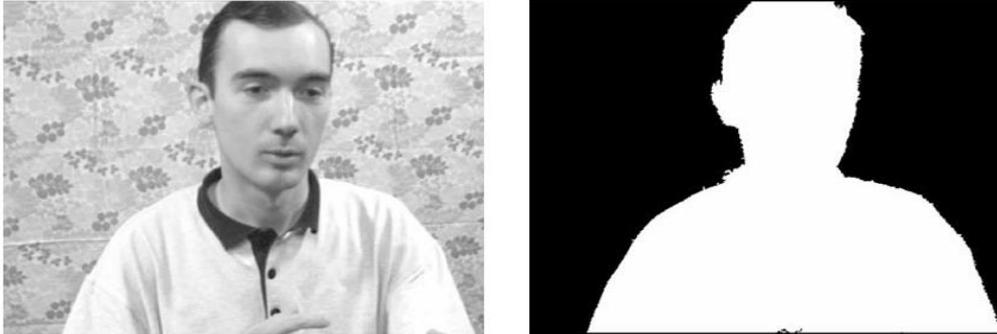
Binary Mask.

La técnica de Binary Mask posibilita la identificación de la silueta de una persona, la cual se utiliza en el proceso de Re-Identificación. Según Szeliski Richard,(2010) la máscara binaria es una imagen en donde cada píxel vale 0 o 1, indicando la ausencia o presencia de

un objeto o característica (silueta). Por otro lado, Prince (2012) dice que es una imagen digital que consiste únicamente de píxeles blancos y negros, que se utilizan comúnmente para representar regiones de interés en una imagen.

Figura 9

Silueta de una persona usando Binary Mask (Máscara Binaria)



Nota. En el lado izquierdo se observa una imagen de una persona como imagen de entrada, en el lado derecho se muestra el resultado de aplicar binary mask a la imagen. Tomado de Silhouette encoding and synthesis using elliptic Fourier descriptors, and applications to videoconferencing (Ballarò et al., 2004).

Machine Learning (ML)

El Machine Learning o Aprendizaje Automático es una disciplina de la inteligencia artificial que emplea la computación científica, las matemáticas y la estadística a través de técnicas automatizadas para resolver determinados problemas basados en la clasificación, la regresión y la agrupación (Mamani Rodriguez, 2022). Machine Learning se refiere a como los modelos y/o algoritmos se desarrollan y perfeccionan de forma automática mediante la experiencia adquirida a través del procesamiento de datos (Heaton, 2018).

Los modelos y/o algoritmos más importantes para el análisis y procesamiento de imágenes son Máquinas de Vectores de Soporte (SVM) y las Redes Neuronales Convolucionales (CNN) (Tang, 2015). En este estudio, se empleará SVM como clasificador para la Re-Identificación de personas con armas blancas, aprovechando su eficiencia en espacios de alta dimensión, su habilidad para manejar características no lineales y su sólido

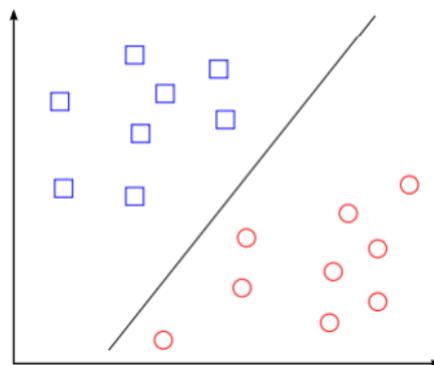
rendimiento en problemas de clasificación binaria, en contraposición a las Redes Neuronales Convolucionales (Ribaric et al., 2016).

Support Vector Machine (SVM).

Support Vector Machine (Máquina de vector soporte, en español) es un método de estadística e informática utilizado para analizar datos y reconocer patrones. Este modelo puede ser usado como un clasificador que discrimina entre diferentes clases. Este trata de construir un hiperplano para dividir los datos en diferentes clases (Huang et al., 2018), estos modelos hacen sus predicciones utilizando una serie de funciones matemáticas las cuales se aplican a un conjunto especial de datos dentro del total de datos de entrenamiento, conocidos como vectores de soporte (Truong Cong et al., 2010). El SVM busca un hiperplano que separe de forma óptima las diferentes clases, tal como se muestra en la

Figura 10

Algoritmo clasificador SVM



Nota. Muestra una gráfica sencilla la clasificación de dos clases (Rojo,Azul) es así como funciona SVM trazando un hiperplano para etiquetar cada clase. Tomado de *Generación de algoritmos para clasificación de obstáculos* (Ramos Alonso, 2016).

En este trabajo, la entrada al modelo SVM son los descriptores integrados, descritos en la sección anterior. Específicamente, los descriptores LBP, HOG y HCH para genera el modelo SVM para clasificar personas. Esta integración se la hace con el objetivo de lograr una mayor precisión en la implementación del sistema de Re-Identificación de personas sospechosas (uso de armas blancas). En general, el descriptor se encarga de extraer las

características de la imagen de entrada y el clasificador entrena para categorizar si dos imágenes pertenecen a la misma persona.

Frameworks

En el campo de la Visión por Computador los frameworks cumplen un papel fundamental, porque proporcionan estructuras preestablecidas y herramientas esenciales. YOLO y Roboflow pasa a formar parte de estos frameworks, siendo fundamentales para la dar solución al sistema planteado. Los frameworks mencionados se utilizan como detector de objetos y como instrumento para el procesamiento de datos.

You Only Look Once (YOLO)

You Only Look Once (Sólo se mira una vez, en español) es un enfoque innovador en el campo de la detección de objetos. A diferencia de los métodos tradicionales, que implican múltiples etapas de detección y clasificación, YOLO integra estos pasos en un único proceso, para la detección de objetos en tiempo real de forma rápida y efectiva (Aboah et al., 2023). Se ha escogido aplicar la arquitectura YOLO debido a los valores altos de precisión obtenidos en detección de objetos, mostrando un mejor rendimiento que otros modelos en comparación con las arquitecturas GoogleNet, Faster R-CNN y Mask R-CNN (Santos et al., 2024).

En la realización de nuestro sistema de detección de armas blancas empleamos YOLOv8s como herramienta de detección de personas, en su última versión, YOLOv8s. Esta versión fue desarrollada por la empresa Ultralytics y presentada en 2022 (Dugyala et al., 2023). Con el lanzamiento de YOLOv8s, se han introducido mejoras significativas con respecto a sus predecesores, aumentando tanto la precisión como la velocidad. Estas mejoras garantizan que el algoritmo pueda detectar objetos, en este caso particular personas, de forma eficaz incluso en escenas con múltiples personas con elementos superpuestos (Ultralytics, s. f.).

Gracias a la capacidad de YOLOv8s para la detección de objetos, nos sirve también para identificar armas blancas en escenarios en tiempo real. La combinación de velocidad y

precisión convierte a YOLOv8s en un sistema excepcional en la detección de actividades sospechosas como la detección de armas blancas (Sudharson et al., 2023).

De acuerdo con Sudharson et al., (2023) YOLO requiere un conjunto de datos etiquetado con imágenes de las clases de interés (personas, armas, persona con armas) para entrenar el modelo de detección de armas denominado “advancedknifedetection”. Una de las ventajas del modelo YOLO es la división de la imagen de entrada en una cuadrícula y, predice las coordenadas de los cuadros delimitadores de los objetos y las probabilidades de las clases de los objetos detectados. Esto permite a YOLO detectar múltiples objetos en una sola imagen y esto permite a YOLO detectar múltiples objetos en una sola imagen y etiquetar cada clase, lo que incluye la capacidad de detectar cuerpos, caras, armas, personas con armas u otros objetos específicos según las clases definidas en el modelo.

Roboflow

Roboflow es una plataforma en la nube introducida a principios del año 2020, que permite de forma sencilla crear bases de datos relacionadas con Visión por Computador, de manera especial utilizamos en YOLO para organizar las diferentes imágenes en multitud de clases diferentes (García López, 2023). Escobar Sivianes (2023) señala que el programa ofrece una variedad de herramientas de forma gratuita para ayudar a los usuarios a gestionar sus conjuntos de datos (imágenes) como son: preprocesar imágenes, opciones para mejorar y aumentar nuestra base de datos (Data Augmentation), entrenar modelos de aprendizaje profundo y ponerlos en producción, modelos pre-entrenados lo que permite a los usuarios ahorrar tiempo y recursos en el entrenamiento de modelos personalizados, conexión con servicios de aprendizaje automático, como TensorFlow, PyTorch, Keras y Fast.ai, Además, permite entrenar y desplegar modelos en la plataforma preferida del usuario.

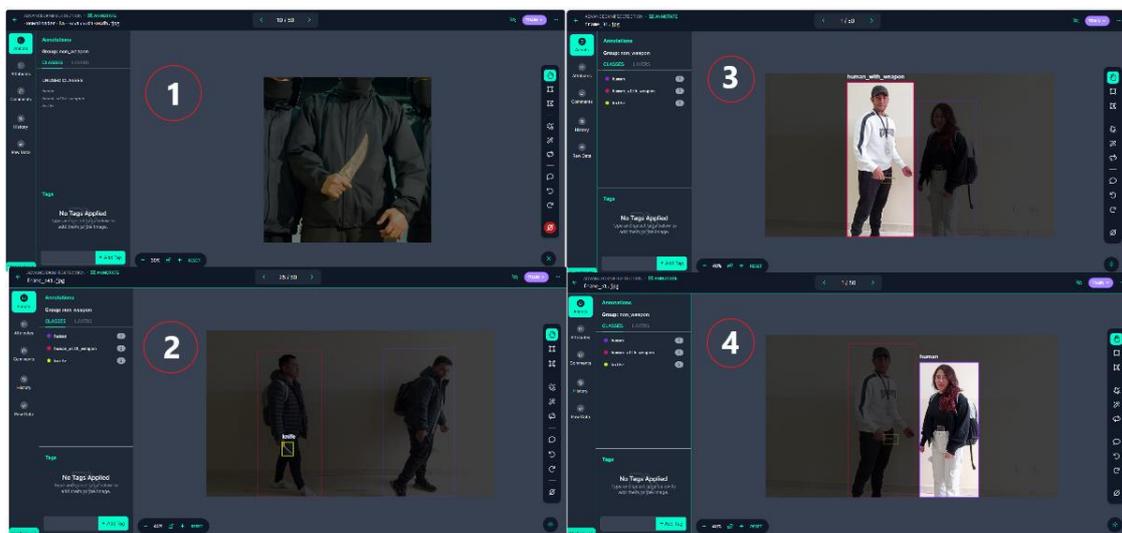
En el contexto de este proyecto, se utiliza esta herramienta para recopilar y procesar imágenes en tres categorías: cuchillos, humanos sujetando cuchillos y humanos sin

cuchillos. Se ha usado la herramienta Roboflow de forma manual para organizar, etiquetar clases a través de cuadros delimitadores (ground truth bounding boxes).

Roboflow integra directamente a una persona en el flujo de construcción de datos y facilita el trabajo al permitir la colaboración de todo el equipo en la mejora del dataset (García López, 2023).

Figura 11

Interfaz de Roboflow, en donde se etiqueta las clases



Nota. Se observa las clases del modelo: (1) persona sin etiquetar, (2) cuchillo, (3) persona con cuchillo y (4) persona sin cuchillo, en el entorno de Roboflow, página oficial para crear un espacio de trabajo en Roboflow es <https://app.roboflow.com/>. Tomado de la documentación de Roboflow.

Métricas de evaluación

Es indispensable evaluar el software midiendo y/o cuantificando a través de métricas de exactitud. Los parámetros son una parte importante en el equipo desarrollador porque garantiza por medio de un valor el estado en el se encuentra el sistema de rastreo en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas a través de la Re-Identificación de personas, se emplean en la fase de pruebas con el objetivo de identificar los fallos, reajustar y volver a probar mejorando la calidad del software.

En (Borja-Robalino et al., 2020) mencionan que las métricas de rendimiento juegan un papel muy importante ya que busca facilitar la elección del mejor algoritmo dependiendo del objetivo de investigación. Adicionalmente, se analizan las métricas como son: precisión (Precisión), exactitud (accuracy), exhaustividad (recall) y la matriz de confusión que sirve de base para entender cómo funcionan dichas métricas de evaluación (Andrade Carrera et al., 2021) (Hernández et al., 2022).

Tal como señala (Hernández et al., 2022) una matriz de confusión se representa como una matriz de 2 x 2 que da las predicciones de verdadero positivo, verdadero negativo, falso positivo y falso negativo de un clasificador de imágenes, esta matriz nos da información de los posibles errores que se pueden cometer en la clasificación de imágenes como se observa en la Tabla 1.

Tabla 1

Matriz de confusión (Gil-Vera & Seguro-Gallego, 2022)

		Clase de predicción	
		Positivo	Negativo
Clase Actual	Positivo	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Positivos (FP)
	Negativo	Verdaderos Negativos (VN)	Falsos Negativos (FN)

Donde:

Verdaderos Positivos (VP): Valores que en la predicción fueron positivos y en los valores actuales también lo eran.

Verdaderos Negativos (VN): Valores que en la predicción fueron negativos y en los valores actuales también lo eran.

Falsos Positivos (FP): Valores que en la predicción fueron positivos y en los valores actuales no lo eran.

Falsos Negativos (FN): Valores que en la predicción fueron negativos y en los valores actuales no lo eran.

A continuación, se muestra en la Tabla N°2 las métricas de rendimiento con sus fórmulas utilizado para medir el sistema del presente proyecto, recopilado y adaptado de (Cuello Navarro et al., 2020).

Tabla 2

Fórmulas de las métricas de rendimiento

Medida	Fórmula
Accuracy (Exactitud)	$\frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN}$
Precision (Precisión)	$\frac{VP}{(VP + FP)}$
Recall (Exhaustividad)	$\frac{VP}{VP + FN}$

En base a los estudios realizados por (Hernández et al., 2022) (Gil-Vera & Seguro-Gallego, 2022) en la descripción de cada métrica que se mide entre valores del 0-1 se puede explicar lo siguiente:

- **Accuracy (Exactitud):** Es un valor que ayuda a conocer la exactitud o cercanía del resultado al valor verdadero y brinda información sobre las posibles fallas que se pueden encontrar en la clasificación, por lo tanto, se evalúan los modelos para obtener los resultados correctos en la clasificación de imágenes. Es el porcentaje de predicciones correctas.
- **Precision (Precisión):** Es una métrica basada en los verdaderos-positivos y falsos verdaderos-negativos, donde se mide qué tan precisas son las predicciones mediante el porcentaje de predicciones acertadas. Es el porcentaje de predicciones positivas correctas.
- **Recall (Exhaustividad):** Es otra métrica de rendimiento que va de la mano con la precisión, puesto que las dos están relacionadas con las tasas de falsos y verdaderos, es equivalente a la tasa de verdaderos positivos. Es el porcentaje de casos positivos detectados.

Metodología Scrum

Scrum es una de las metodologías de desarrollo ágil de Software más reconocidas a nivel mundial (C. Rodríguez & Dorado Vicente, 2015). Scrum es un marco de desarrollo de software ágil, incremental e iterativo para gestionar el desarrollo de productos (Sachdeva, 2016).

En el presente proyecto, hemos elegido utilizar la metodología Scrum debido a su relevancia y eficacia en situaciones de alta complejidad y constante evolución tecnológica como son los distintos algoritmos/técnicas para la detección de armas blancas y Re-Identificación de personas. Dado que los requisitos para el desarrollo del sistema propuesto cambian durante el ciclo de vida es muy importante escoger una metodología ágil.

El uso de metodología SCRUM en cualquier proyecto, ofrece ventajas como la adaptabilidad, esto permite que en el proyecto se incorpore el cambio, la transparencia, retroalimentación continua, el proyecto se divide en entregables, los cuales es posible evaluar y mejorar de manera progresiva. En los proyectos SCRUM, la resolución de problemas se da de forma más rápida, los equipos son multifuncionales y conduce a la resolución de problemas de forma más rápida (Ramírez et al., 2018).

Antes de mencionar el funcionamiento de la metodología es esencial conocer el equipo que conforma scrum como se observa en la Figura 12, según lo expuesto por (Pérez, 2011) a continuación se detalla:

- **Product Owner:** Es la persona que determina las prioridades del proyecto, debe conocer muy bien y saber que se quiere del producto, es un guía del equipo SCRUM hacia los objetivos.
- **Scrum Master:** Es la persona responsable de gestionar y facilitar la ejecución del producto, debe asegurar el seguimiento de la metodología y el cumplimiento de las metas trazadas, así como de atender y solucionar los asuntos externos al proyecto.
- **Developmet Team:** Es el corazón de la metodología pues ellos construyen el producto, está conformado por los desarrolladores.

- **Stakeholders:** Son los agentes externos interesados en financiar o promover el proyecto, que observan y asesoran el proceso.
- **Usuarios:** Son los que realizarán las pruebas lógicas de la aplicación y verificar si se cumplen sus expectativas, interacción de usuario - computador. Los clientes pueden aportar ideas o necesidades no consideradas por el equipo SCRUM.

El proceso SCRUM o también conocidos como eventos está formado por 5 fases con las actividades a desarrollar durante un periodo, según (Sachdeva, 2016) (Henao, 2018) (Pérez, 2011) a continuación se explica:

- **Sprint planning meeting (Planificación del Sprint):** La reunión de planificación es cuando se planifica el sprint. Tiene dos partes: determinar qué se hará en el Sprint y cómo el equipo va a generar el incremento del producto durante el Sprint.
 - Encargado: scrum master.
- **Sprint (Iteración):** Esta fase se efectúa el desarrollo del software y se llevan a cabo las reuniones, consta de las siguientes subfases: elaborar, integrar, revisar y ajustar.
 - Tiempo: Aproximadamente 30 días (1-4 semanas)
 - Encargado: development team.
- **Daily Scrum (Reunión diaria del scrum):** Son reuniones diarias con el objetivo de hacer seguimiento a todos los procesos dentro del sprint, para el cual se utiliza un tablero de Kanban como el que se observa en la Figura 14. Se hacen las siguientes preguntas: ¿Qué se hizo ayer? ¿Qué se está haciendo hoy? ¿Qué se hará mañana? y que problemas se encontró.
 - Tiempo: Aproximadamente 15 minutos
 - Encargados: scrum master y development team
- **Sprint Review (Revisión del sprint):** La reunión se lleva a cabo al final de un Sprint donde el equipo presenta la funcionalidad realizada en la iteración al propietario del producto y otras partes interesadas. El Equipo demuestra, discute el trabajo realizado en el Sprint y entrega.

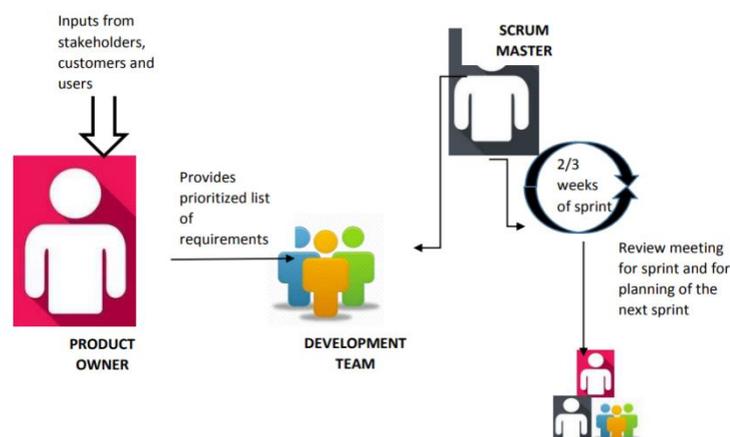
- Tiempo: Tiempo fijo de 2 a 4 horas.
- Encargados: product owner y development team
- **Sprint Retrospective (Retrospectiva del sprint):** Es una reunión donde se discute qué salió bien (continuar), Qué requiere mejorar y qué no funciona (eliminar).
 - Tiempo: Aproximadamente de 1 a 2 horas.
 - Encargados: product owner y development team

Para comprender finalmente la metodología scrum es primordial indicar los artefactos expuestos a continuación por (Sachdeva, 2016) (Pérez, 2011):

- **Product Backlog (Pila del producto):** Enumera los requisitos para el producto que se está desarrollando en formato de historia de usuario. Es la lista maestra de todas las funciones deseadas en el producto.
- **Sprint Backlog (Pila del sprint):** Son las tareas para el Sprint se derivaron del Product Backlog al dividir las historias en tareas.
- **Product (Incremento):** Es una parte del producto desarrollado en un Sprint, y que es factible de ser usado, contiene las pruebas, una codificación limpia y documentada.

Figura 12

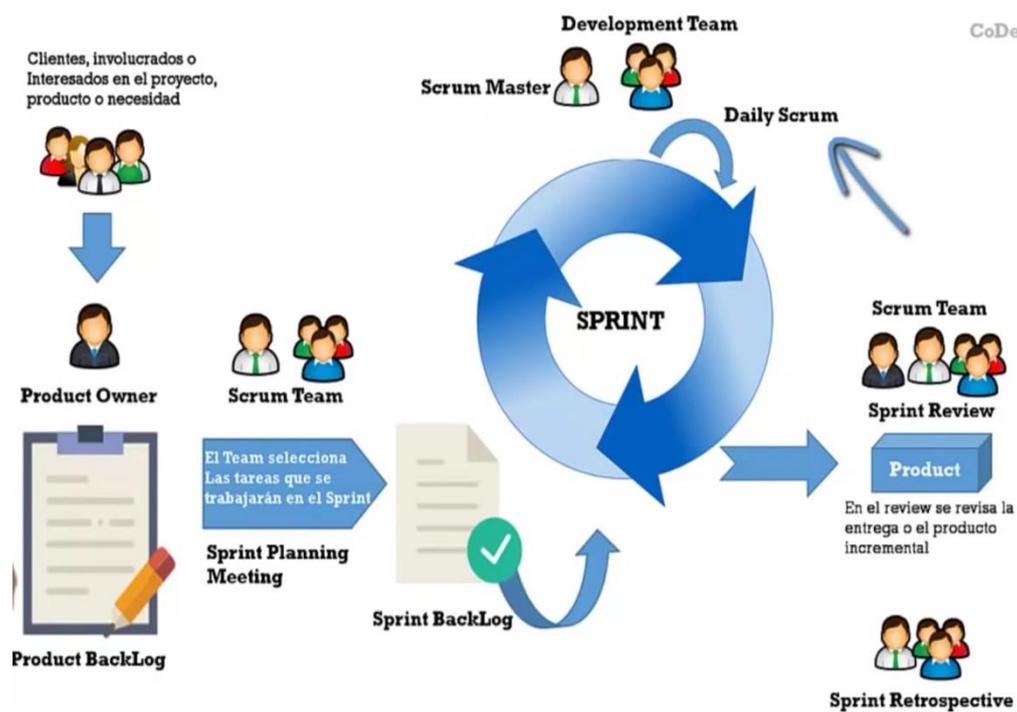
Roles de la metodología Ágil Scrum



Nota. Ilustra los participantes que intervienen en el equipo scrum y una rápida descripción de sus funciones. Entre estos actores está el stakeholder, el product owner, scrum master y development team. Tomado de Scrum Methodology (Sachdeva, 2016).

Figura 13

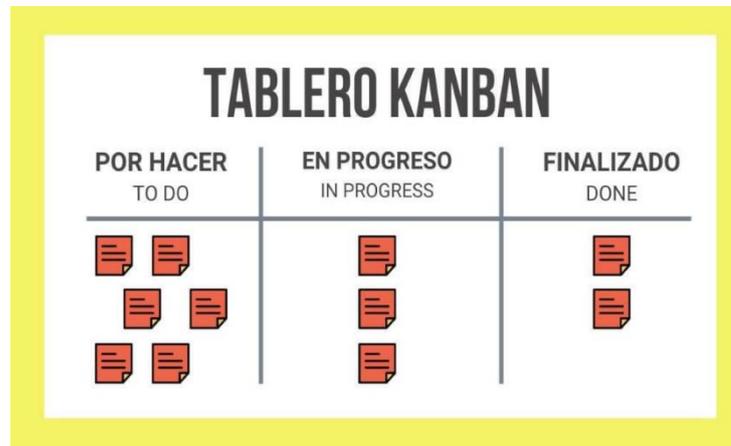
Metodología Ágil Scrum



Nota. Se observa el proceso de la metodología Scrum que dura entre 1 y 4 semanas y no se alargan. Al inicio de cada Sprint, un equipo multifuncional elige elementos prioritarios de una lista y se compromete a completarlos. Durante el Sprint, se realizan reuniones diarias de seguimiento. Al final del Sprint, se revisa el trabajo con los interesados y se obtiene retroalimentación. Scrum enfatiza la entrega de productos funcionales al final de cada Sprint, con énfasis en la integración, pruebas y potencial entrega. Tomado de Información básica de scrum (The scrum primer) (Deemer et al., 2009).

Figura 14

Tablero Kanban dentro de la metodología scrum



Nota. Se muestra un tablero en tres estados "por hacer", "en progreso" y "finalizado" que describen a las fases en las que una tarea se puede encontrar. Este tablero no solo gestiona, también agiliza la comprensión del trabajo en cada sprint.

En este proyecto se formará un equipo multidisciplinario que colaborará en el desarrollo del aplicativo. Los ciclos de sprint permitirán una adaptación continua a medida que se obtenga retroalimentación del usuario final y se realicen ajustes según sea necesario para lograr una mejor precisión del sistema.

Las prácticas empleadas por SCRUM para mantener un control ágil en el proyecto son: i) Revisión de las iteraciones, ii) Desarrollo incremental, iii) Desarrollo evolutivo, iv) Autoorganización del equipo y v) Colaboración (Mariño & Alfonso, 2014).

Capítulo III

Implementación del sistema

En este capítulo se presenta la implementación del Sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas, a través de la Re-Identificación de personas, utilizando características biométricas y soft-biométricas, y técnicas computacionales avanzadas, en un entorno controlado en la ESPE Sede Latacunga.

Se describen los pasos y las herramientas utilizadas para la implementación de diseños y conceptos revisados en los capítulos anteriores con el objetivo principal de ponerlos en práctica, en donde los datos de entrada pertenecen a un conjunto de videos de las instalaciones del segundo piso de la ESPE Sede Latacunga Campus Belisario Quevedo, dichos videos son tomados de dos ángulos distintos y/o corresponden a grabaciones de personas que están en posesión de armas blancas y otras que no las poseen.

El propósito final es tener una visión general del funcionamiento del sistema propuesto, se describe de manera resumida: i) Utilizando la primera cámara y el modelo para la detección de armas blancas y/o personas en posesión de armas blancas (AdvancedKnifeDetection), el sistema detecta si existe una o varias personas sujetando armas blancas, posterior a la detección de la persona, si esta posee un arma blanca, empieza el proceso de extracción de características biométricas como el rostro y las características soft-biométricas como la silueta, textura y color de la ropa de la persona, ii) Una vez extraídas las características se usa la segunda cámara para Re-Identificar a la persona, a través del modelo generado, etiquetándola como “potencialmente peligrosa”.

El desarrollo de este sistema utilizó la metodología Scrum que engloba una serie de herramientas y tecnologías útiles para garantizar una evaluación efectiva de las capacidades del sistema en un entorno controlado.

Análisis y diseño del sistema

Según la metodología de desarrollo Ágil Scrum, se utilizan las Historias de Usuario (HU) como una forma para especificar los requisitos del sistema. Dentro de esta etapa definiremos roles clave en el proyecto, que determinan la asignación de responsabilidades en un proyecto (Monte Galiano, 2016). Estos roles son fundamentales para garantizar el éxito del proyecto y comprender la organización del sistema, representado por el Product Owner, que junto al Scrum Master conforman la autoridad gestora del proyecto (Monte Galiano, 2016); En otras palabras, son los encargados de guiar el proceso de desarrollo. El Development Team, ejecuta las tareas definidas por el Product Owner durante el Sprint, mientras que el Scrum Master garantiza el cumplimiento de principios y reglas del desarrollo, roles que se detallan en la Tabla 3. Por último, tenemos a los usuarios clave (stakeholders) quienes son concedores del negocio y la necesidad y desempeñan un papel esencial en la definición de los requisitos y la dirección del proyecto (Monte Galiano, 2016).

Team scrum

El proyecto está formado por miembros que cumplen ciertos roles dentro del desarrollo del sistema de rastreo y Re-Identificación de personas para la detección y control de incidentes con armas blancas. En la Tabla 3 el Equipo Scrum, están representados los roles, nombres y funciones.

Tabla 3

Equipo Scrum

N°	Rol Scrum	Integrante	Funciones
01	Product Owner	Dr. José Luis Carrillo Medina	Encargado de definir las especificaciones del sistema, establecer y valorar los plazos de entrega.
02	Scrum Master	Helen Lisbeth Moreta	Responsable de verificar que se

N°	Rol Scrum	Integrante	Funciones
		Chimborazo	respeten los plazos del Sprint y de crear reuniones diarias para el jefe del grupo.
03	Development Team	Elías Ibrahim Tellería Vasco Helen Lisbeth Moreta Chimborazo	Encargado del desarrollo e instalación del sistema de rastreo y Re-Identificación de personas en posesión de armas blancas.

Nota. De acuerdo a los roles y funciones descritos en la Tabla 3, es importante mencionar que el actual equipo Scrum se compone únicamente de dos miembros encargados del desarrollo del sistema de Rastreo y Re-Identificación de individuos portadores de armas blancas. De tal manera que cada función asignada justifica las intervenciones específicas que cada miembro llevará a cabo en el sistema, en base a su rol.

Historias de Usuario

En la Tabla 4 se presenta una visión general de las Historias de Usuario (HU), la cual se encuentra formada por cuatro columnas principales ID, Nombre, Rol, Acción (Quiero), Beneficio (Para qué). Una historia de usuario describe una funcionalidad que será valiosa para un usuario o comprador de un sistema o software (Cohn, 2004). Estos son elementos fundamentales en la metodología Scrum y son ampliamente usadas en el desarrollo ágil de software.

Tabla 4

Historias de usuario

ID	Nombre	Rol	Quiero (Acción)	Para qué (Beneficio)
1	H.U. 01	Usuario del Sistema	Crear un script de Python para realizar capturas	Facilitar la recopilación de datos necesarios para el entrenamiento

ID	Nombre	Rol	Quiero (Acción)	Para qué (Beneficio)
			de cuerpo y rostro de una persona.	de modelos de reconocimiento.
2	H.U. 02	Usuario del Sistema	Construir el dataset de Armas Blancas (cuchillos, personas con cuchillo, persona sin arma).	Mejorar la precisión del modelo en la detección de armas blancas en diferentes contextos.
3	H.U. 03	Usuario del Sistema	Codificar el módulo para Identificar las personas mediante características biométricas.	Permitir una identificación precisa y rápida de individuos en el sistema mediante el rostro.
4	H.U. 04	Usuario del Sistema	Codificar el módulo para Re-Identificación de personas mediante características soft-biométricas.	Aumentar la efectividad de la Re-Identificación utilizando atributos como silueta, textura y color de la ropa o vestimenta.
5	H.U. 05	Usuario del Sistema	Codificar el Rastreo de la persona sospechosa	Ofrecer una opción de seguimiento cuando se detecte una persona sospechosa con posesión de armas blancas.

ID	Nombre	Rol	Quiero (Acción)	Para qué (Beneficio)
5	H.U. 06	Usuario del Sistema	Integrar los módulos de detección de armas y Re-Identificación.	Integrar y validar el funcionamiento conjunto de los módulos para mejorar la seguridad.
6	H.U. 07	Usuario del Sistema	Diseñar la UI para el despliegue del modelo de entrenamiento.	Facilitar la interacción con el modelo durante la fase de entrenamiento y ajustes.
7	H.U. 08	Usuario del Sistema	Diseñar la UI para el despliegue del modelo de pruebas e interacción con el usuario final.	Mejorar la experiencia del usuario final y facilitar la validación del modelo en entornos reales.
8	H.U. 09	Usuario del Sistema	Medir la exactitud, precisión y exhaustividad del modelo de detección de armas.	Asegurar la fiabilidad y eficacia del modelo en la detección de armas.
9	H.U. 010	Usuario del Sistema	Verificar el correcto funcionamiento del sistema completo en situaciones	Confirmar la operatividad y efectividad del sistema en un entorno

ID	Nombre	Rol	Quiero (Acción)	Para qué (Beneficio)
			reales en el entorno controlado.	controlado antes del despliegue operativo.

Product Backlog del proyecto

Posterior a la especificación de las historias de usuario, el siguiente paso es realizar el Product Backlog. Según Kayes et al., (2016) el Product Backlog (PBL) es el corazón de un proceso Scrum. Contiene una lista priorizada de funcionalidades, requisitos, historias, características o cosas que los clientes quieren que contenga el producto, descritas utilizando la terminología de los clientes.

Tabla 5

Product Backlog

Historias de Usuario	Nombre	Estimación (días)	Fecha Inicio	Fecha Fin	N° de Sprint
1	H.U. 01	08 días	06/11/2023	14/11/2023	Sprint 1
2	H.U. 02	13 días	17/11/2023	01/12/2023	Sprint 1
3	H.U. 03	14 días	02/12/2023	16/12/2023	Sprint 2
4	H.U. 04	14 días	17/12/2023	31/12/2024	Sprint 2
5	H.U. 05	10 días	01/01/2024	10/01/2024	Sprint 2
6	H.U. 06	10 días	11/01/2024	20/01/2024	Sprint 3
7	H.U. 07	10 días	21/01/2024	30/01/2024	Sprint 4
8	H.U. 08	10 días	01/02/2024	10/02/2024	Sprint 4
9	H.U. 09	5 días	11/02/2024	16/02/2024	Sprint 5
10	H.U. 10	5 días	17/02/2024	22/02/2024	Sprint 5

Nota. En la Tabla 5 explica el Product Backlog, dentro de la tabla se presentan las historias de usuario, complementadas con la planeación de las mismas que serán desarrolladas

durante la ejecución proyecto, dentro de la tabla se puede visualizar el número de historia de usuario, con su nombre (identificador de la historia de usuario) y la estimación de días, además se detallan las fechas definidas para el desarrollo y el número del sprint.

Sprints del sistema

En la Tabla 6, se ofrece una visión general de los sprints planificados para la implementación del sistema propuesto. En este marco, se han establecido cinco sprints a los cuales se asignan historias de usuario, detalladas posteriormente, para su desarrollo progresivo a lo largo de cada sprint.

Tabla 6

Listado de los Sprints con los que se desarrollará el sistema completo.

ID	Título	Descripción	Historias de Usuario
1	Generación de dataset	Se centra en la creación de varios conjuntos de datos necesarios para el entrenamiento de modelos de reconocimiento. Se desarrollará un script para capturar imágenes de manera eficiente, así como para organizar y etiquetar adecuadamente estas imágenes. El objetivo es generar datasets completos y bien estructurados porque servirán como base fundamental para el desarrollo y la mejora de los modelos de	1. Creación de un script de python que me permita realizar capturas, tanto del cuerpo como el rostro de una persona. 2. Construcción del dataset y modelo para la detección de Armas Blancas (cuchillos, personas_con_cuchillo, persona_sin_arma)

ID	Título	Descripción	Historias de Usuario
		reconocimiento en el proyecto.	
2	Desarrollo de módulos de Re-Identificación y Rastreo de una persona.	Se enfoca en crear módulos avanzados de Re-Identificación que permitan reconocer a una persona a través de características biométricas y soft-biométricas, respectivamente. Además, implementar el rastreo dentro de cada módulo de Re-Identificación	<p>3. Codificación del módulo para Identificar una persona a través de las características biométricas (rostro).</p> <p>4. Codificación del módulo para Re-Identificación de una persona a través de las características soft-biométricas (silueta, textura y color).</p> <p>5. Implementación de código para el rastreo de una persona detectada como sospechosa.</p>
3	Integración de los módulos de detección de armas y Re-Identificación de una persona	Fase del proyecto donde se unifican diversos componentes desarrollados de manera independiente, para crear un sistema avanzado de seguridad y videovigilancia.	6. Integración de los módulos detección de armas y Re-Identificación (rostro, silueta, textura y color de la vestimenta).
4	Desarrollo de la interfaz del sistema	Sprint que se enfoca en la creación de las interfaces de usuario (User Interface UI) necesarias para interactuar eficientemente con los modelos de entrenamiento y	<p>7. Diseño de la UI para el despliegue del modelo de entrenamiento.</p> <p>8. Diseño de la UI para el despliegue del modelo de pruebas y/o interacción con el</p>

ID	Título	Descripción	Historias de Usuario
		pruebas del sistema.	usuario final.
5	Realizar pruebas para verificar la funcionalidad del sistema	Etapa crucial en el desarrollo de sistemas de seguridad y la vigilancia, específicamente enfocada en evaluar la efectividad y fiabilidad del sistema, incluyendo el modelo de detección de armas.	9. Medir la exactitud, precisión y exhaustividad del modelo de detección de armas. 10. Verificar el correcto funcionamiento del sistema completo en situaciones reales dentro del entorno controlado.

Escenario para la implementación del sistema de Re-Identificación de personas en posesión de armas blancas.

El sistema de rastreo será implementado en un ambiente controlado de la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE Sede Latacunga, establecimiento que ofrece diversos escenarios, incluyendo iluminación natural y otras características favorables para las pruebas, como condiciones climáticas controladas y configuraciones espaciales óptimas para el objetivo del proyecto.

Específicamente se han tomado los pasillos del segundo piso del edificio central, que atraviesan el Departamento de Ciencias de la Computación. Las cámaras están colocadas una a continuación de la otra, con la única diferencia que una está orientada al norte, mientras que la segunda cámara está orientada al este. En la Figura 16 y Figura 17 se observa todas las pruebas del sistema de rastreo se llevarán a cabo en este entorno.

Figura 15

Pasillos del segundo piso de la Universidad ESPE Sede Latacunga

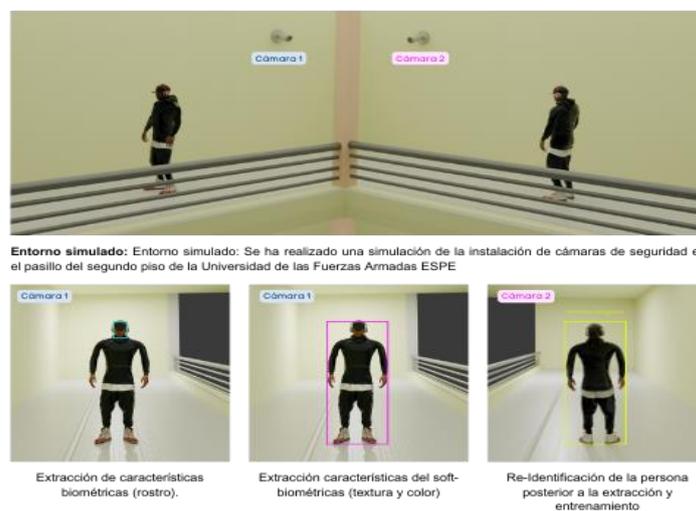


Nota. En estos pasillos se llevaron a cabo meticulosamente todas las pruebas del avanzado sistema de rastreo, asegurando su óptimo funcionamiento y precisión.

La Figura 16 ilustra la posición de las dos cámaras utilizadas para el proyecto, la primera se encargará de reconocer al individuo en posesión de armas blancas, además de capturar el rostro para la Re-Identificación. Por otro lado, la segunda cámara se utilizará para detectar y volver a identificar desde un ángulo posterior al objetivo.

Figura 16

Colocación de cámaras para captura de videos de prueba



Herramientas de software para el desarrollo

A continuación, se presenta la Tabla 7, correspondiente a Herramientas de desarrollo, en esta se listan, con una descripción y versión, todas las herramientas utilizadas para el Sistema de rastreo de individuos con actitudes potencialmente peligrosas.

Tabla 7

Herramientas de desarrollo

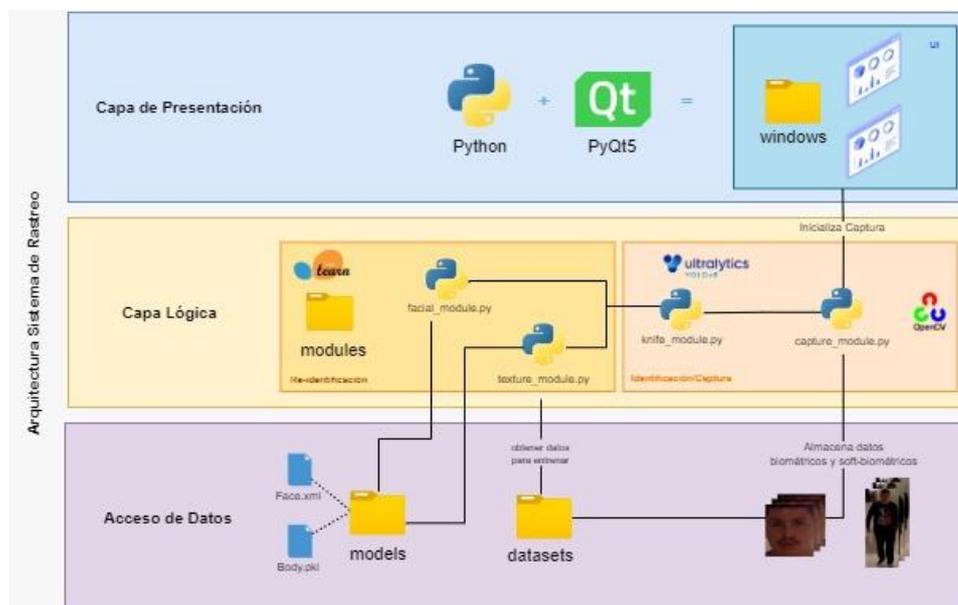
Tarea	Herramienta
Desarrollo del sistema utilizando su Entorno de Desarrollo Integrado (IDE)	Visual Studio Code 1.85.2
Etiquetado de imágenes y generación de datasets	Roboflow 1.1.19
Detección de personas con actitudes sospechosas (posesión de armas blancas)	Ultralytics YOLOv8 OpenCV 4.9.0.80
Procesamiento de Imágenes y datos matemáticos	Numpy 1.26.3 OpenCV 4.9.0.80
Generación de interfaces de usuario	PyQt5

Arquitectura del sistema

Para el diseño del sistema de rastreo y Re-Identificación se establece la integración de técnicas de Visión por Computador avanzadas utilizando el framework YOLO (You Only Look Once), concretamente aprovechando la implementación YOLOv8 de Ultralytics. La arquitectura del sistema se estructura en tres capas principales: la capa de presentación, la capa lógica y la capa de acceso a datos, como se puede observar en la Figura 18.

Figura 17

Diagrama de arquitectura en capas integrada en el sistema



Capa de Presentación

Esta capa está desarrollada utilizando el lenguaje de programación Python, fusionado con PyQt5 para suministrar la interfaz gráfica de usuario (GUI), la cual está diseñada para la visualización en tiempo real de la detección, captura y Re-Identificación del individuo.

Capa Lógica

En el núcleo de esta capa, se encuentran todos los scripts modulares de Python cada uno con una funcionalidad específica para el funcionamiento de la aplicación, dentro de los más relevantes tenemos:

- **facial_module:** Este módulo se encarga de todo lo relacionado con el entrenamiento del modelo Face.xml así como de la Re-Identificación de personas mediante la característica biométrica (rostro).
- **knife_module:** En este se centraliza toda la lógica relacionada a la detección de personas con actitudes sospechosas (posesión de armas blancas) se carga el

modelo pre entrenado de YOLOv8 y se implementa la lógica del disparador para la Re-Identificación del individuo.

- **texture_module:** Dentro de este módulo se encuentra implementada la lógica referente a las características soft-biométricas (textura y color de la ropa), tanto el entrenamiento como la detección.
- **silhouette_module:** Módulo en que se encuentra implementada la lógica referente a una de las características soft-biométricas de la persona (silueta), tanto el entrenamiento como la detección.

Acceso de datos

Es la capa en la que se encuentra todos los datos necesarios para el correcto funcionamiento del sistema, existen dos carpetas que se explican a continuación:

- **datasets:** Datos, imágenes y/o frames recopilados de la extracción de características biométricas: el rostro y soft-biométricas: silueta, textura y color de la vestimenta.
- **models:** Conjunto de datos con los modelos pre-entrenados que se utiliza para la detección de armas.

Dataset (clases)

En el contexto del sistema para la detección de personas con armas blancas se utilizó un enfoque orientado a la detección de objetos, en el que se definieron tres clases principales etiquetadas como “knife”, “person_with_knife” y “non_weapon” clases que fueron etiquetadas utilizando la herramienta de Roboflow, procurando mantener la diversidad de clases en el dataset ya que es un punto crucial para el desarrollo de un dataset robusto, que garantice un aprendizaje exhaustivo y una generalización eficaz cuando se despliegue en situaciones en del mundo real, dentro de este dataset se realizaron tanto recortes rectangulares como poligonales tanto de los cuchillos, como de las personas con cuchillos que se pueden observar en la Figura 18.

Figura 18

Anotaciones del dataset creado.



- **knife:** Esta clase posee imágenes en las que el foco principal son los cuchillos, con la característica de poseer distintas formas, tamaños y variedad, ya que la capacidad de identificar cuchillos como objetos independientes puede ayudar a mejorar la eficacia del sistema para la detección de armas blancas.
- **human_with_knife:** Esta clase es considerablemente más compleja, ya que tiene como objetivo detectar personas que están sosteniendo cuchillos, este enfoque nos puede ayudar en gran medida para el ámbito de la Re-Identificación ya que mediante este se puede detectar no solo el arma, también a la persona a la que está vinculada.
- **human:** Incluir esta clase es sumamente importante para poder enseñarle al modelo a diferenciar entre personas en posesión de armas blancas y personas con otros objetos en sus manos, además es vital para reducir el número de falsos positivos y garantizar que el sistema no sea extremadamente sensible y detecte situaciones peligrosas donde no las hay.

Algoritmos y Técnicas Computacionales

El uso de modelos pre entrenados, como You Only Look Once (YOLO), ha mejorado significativamente la identificación de armas y Re-Identificación de personas en el ámbito de la Visión por computadora, YOLO se distingue por su rapidez y precisión, y sirve como un marco fundamental para adaptarse a sistemas de seguridad. Este equilibrio entre velocidad y precisión es demostrado en el análisis de Redmon, que compara YOLO con otros sistemas de detección, señalando su superioridad al lograr más del doble de precisión que los anteriores esfuerzos de detección en tiempo real sin dejar de funcionar a velocidades propicias para el análisis en tiempo real (Redmon et al., 2016).

Aunque este a pesar de ser mejor en cuanto a rapidez y precisión necesita recursos computacionales avanzados para obtener un sistema óptimo en detección, Re-Identificación y Rastreo en tiempo real, en la Tabla 8, se detalla el Hardware utilizado.

Tabla 8

Hardware requerido para implementar el sistema

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

Implementación (Sprints)

Sprint 01: Generación de dataset

Para la ejecución del Sprint 01 se tomaron en cuenta las Historias de Usuario H.U.01, H.U.02, que se encuentran en la Tabla 4, cuyo fin es crear de varios conjuntos de videos necesarios para el entrenamiento de modelos de reconocimiento, que se procesa y genera un modelo pre-entrenado. A continuación, se detalla el proceso utilizado en estas Historias de Usuario, dentro del *Sprint*.

Historia de Usuario 01: Crear un módulo de Python para realizar capturas de cuerpo y rostro. La historia de usuario H.U.01, contempla realizar un script que capture fotogramas tanto del cuerpo como el rostro de una persona, tomado en la cámara 1. A continuación, en la Tabla 9, se detallan datos relevantes de la H.U.01. como riesgo, responsabilidad y criterios de aceptación.

Tabla 9

Historia de Usuario 01 para realizar captura del cuerpo y rostro de una persona

Historias de Usuario	
Número: H.U.01	Usuario: Usuario
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Bajo
Puntos estimados (días): 8	Iteración asignada: 1
Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta	
Descripción:	
Como usuario quiero un dataset con fotogramas de vídeos para extraer características biométricas (rostro), como soft-biométricas (, silueta, textura y color).	
Validación:	
<ul style="list-style-type: none"> ● El script, permite la captura de imágenes tanto del rostro como el cuerpo en distintos ambientes controlados. ● Se crea un directorio independiente para cada una de estas características y se guardan las imágenes en ellos. 	

Historia de Usuario 02: Construir el dataset y modelos de Armas Blancas. La historia de usuario H.U.02 busca estructurar un dataset y entrenar un modelo, que contenga distintas clases útiles para la detección de armas blancas y/o personas en posesión de armas blancas, esta historia es detallada en la Tabla 10.

Tabla 10

Historia de Usuario 02 para crear un dataset de armas blancas

Historias de Usuario	
Número: H.U.02	Usuario: Usuario
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Alto
Puntos estimados (días): 13	Iteración asignada: 1
Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta	
Descripción:	
<p>Como usuario quiero un dataset y modelo construido con distintas clases que me permita realizar una detección óptima de armas blancas y/o personas en posesión de armas blancas (cuchillos) utilizando YOLOv8n.</p>	
Validación:	
<ul style="list-style-type: none"> • El dataset contiene al menos dos clases (armas blancas, personas con armas blancas). • El dataset posee al menos 2000 imágenes en conjunto de las distintas clases. • El modelo permite detectar personas en posesión de armas blancas, así como armas blancas. 	

Sprint Backlog 01

Tabla 11

Sprint Backlog 01

Sprint 1	Fecha Inicio	06/11/2023	Fecha Fin	01/12/2023	Jornada	4 horas
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U. 01	Grabación de vídeos de distintas personas	14	06/11/2023	08/11/2023	Helen Moreta Elías Tellería	Finaliza do

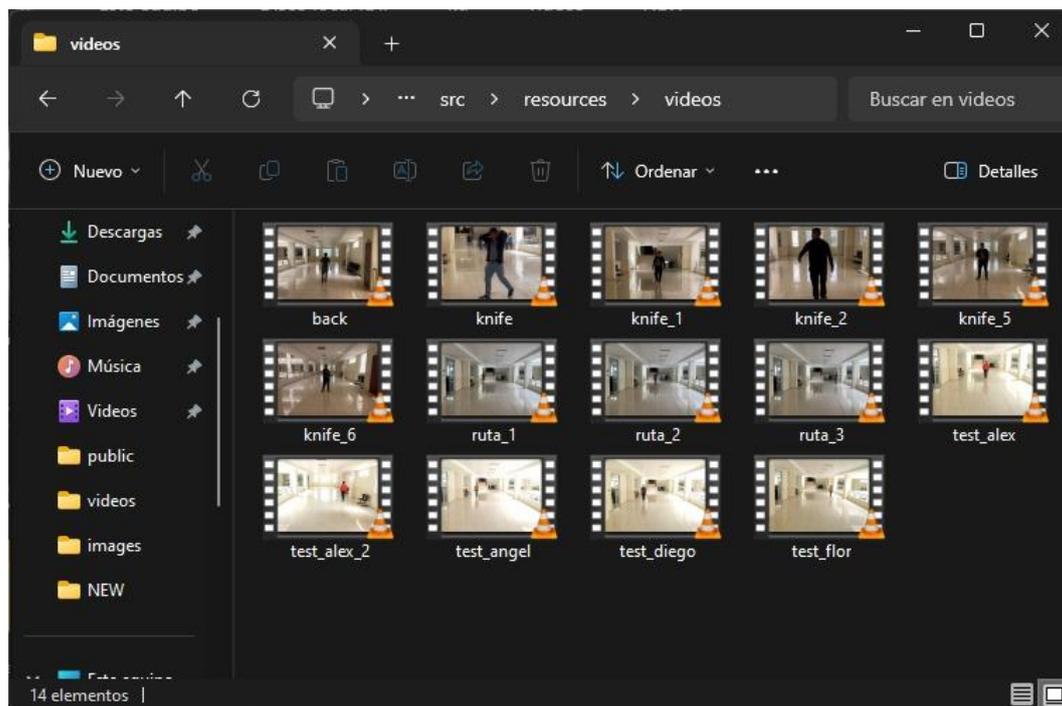
Sprint 1	Fecha Inicio	06/11/2023	Fecha Fin	01/12/2023	Jornada	4 horas
blancas y						
personas con						
armas						
blancas						
Etiquetado y	28	23/11/2023	29/11/2023	Elías Tellería	Finaliza	
clasificación				Helen Moreta	do	
de imágenes						
de personas						
con armas						
blancas y						
armas						
blancas						
utilizando la						
herramienta						
Roboflow						
Entrenamient	8	30/11/2023	01/12/2023	Elías Tellería	Finaliza	
o del modelo					do	
de detección						
de armas						
blancas						
utilizando la						
herramienta						
Google						
Colab						

Resultado del sprint. En esta sección, se presenta el script implementado para la extracción de imágenes de la cara y el cuerpo de una persona, siendo segmentadas por el módulo desarrollado “capture_module.py”. Además, se muestra el resultado del aprendizaje del modelo de detección de armas, utilizando la herramienta de Google Colab en el entrenamiento, evidenciando los pesos resultantes que serán recopilados en el archivo “knife.pt” a fin de generar el modelo final para su posterior uso en el sistema.

Resultado de la Historia de Usuario 01. Se creó un script denominado capture_module.py para la extracción de imágenes rostro y cuerpo de la persona localizada en los videos recopilados.

Figura 19

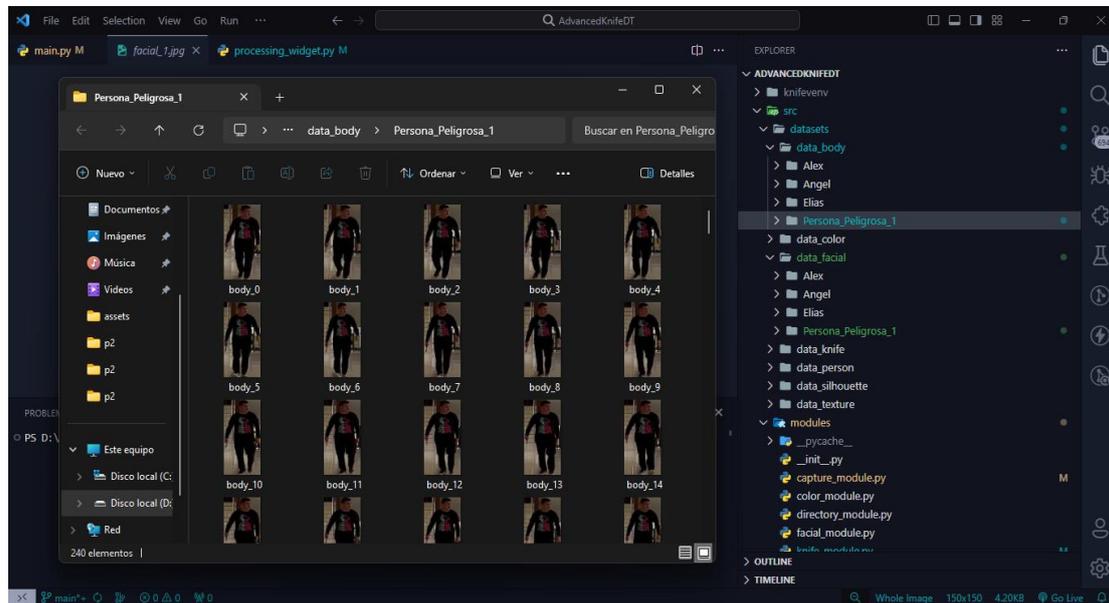
Videos capturados para la prueba de Re-Identificación



Nota. Se guardan, en una carpeta dentro del sistema en la ruta “src/resources/videos”, los videos recopilados, en el entorno controlado del segundo piso de la ESPE Sede Latacunga.

Figura 20

Dataset generado por el módulo de captura



Nota. Muestra los fotogramas del cuerpo capturados por el script `capture_module.py` que extrae las imágenes del rostro y cuerpo de las personas que se encuentran en los videos mostrados en la Figura 19.

Resultado de la Historia de Usuario 02 Logro de los procesos específicos para la construcción del dataset y el entrenamiento del modelo de detección de armas blancas.

Figura 21

Dataset etiquetado en Roboflow

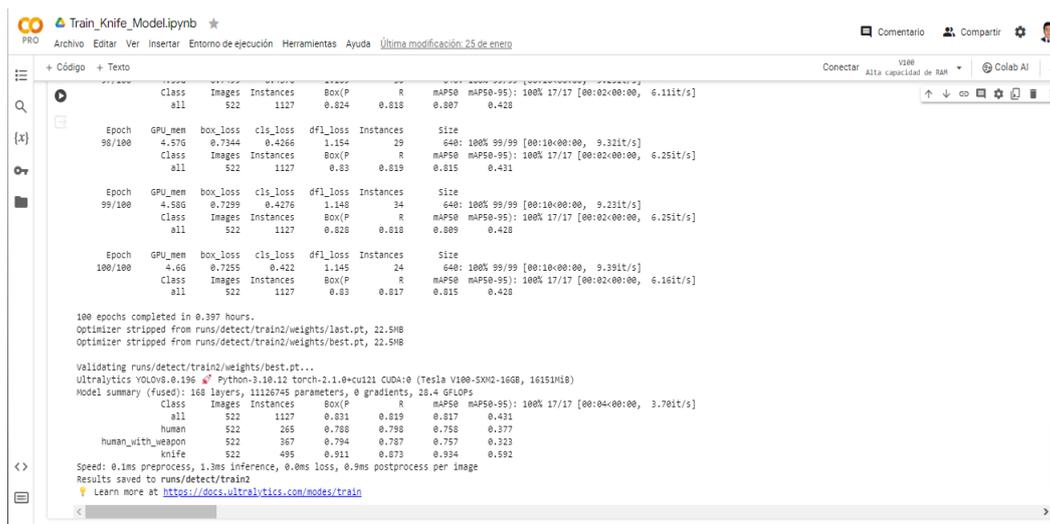
 A screenshot of the Roboflow web interface. The top left shows a 'Create New Version' button. The main area displays the current version: 'v10' (2024-02-25 10:43pm), generated on Feb 25, 2024. A message states 'This version doesn't have a model.' Below this, there are buttons for 'Get More Credits' and 'Custom Train and Upload'. The dataset size is shown as '4679 Total Images'. A row of image thumbnails is visible. At the bottom, the 'Dataset Split' is detailed:

Split	Percentage	Count
TRAIN SET	78%	3634 Images
VALID SET	15%	712 Images
TEST SET	7%	333 Images

Nota. En la Figura 21 explica los Detalles del modelo y/o dataset que cumple con criterios rigurosos, como la inclusión de las clases (knife, human_with_weapon y human), la presencia de 4679 imágenes en total y sus anotaciones correspondientes.

Figura 22

Resultados del entrenamiento en Google Colab



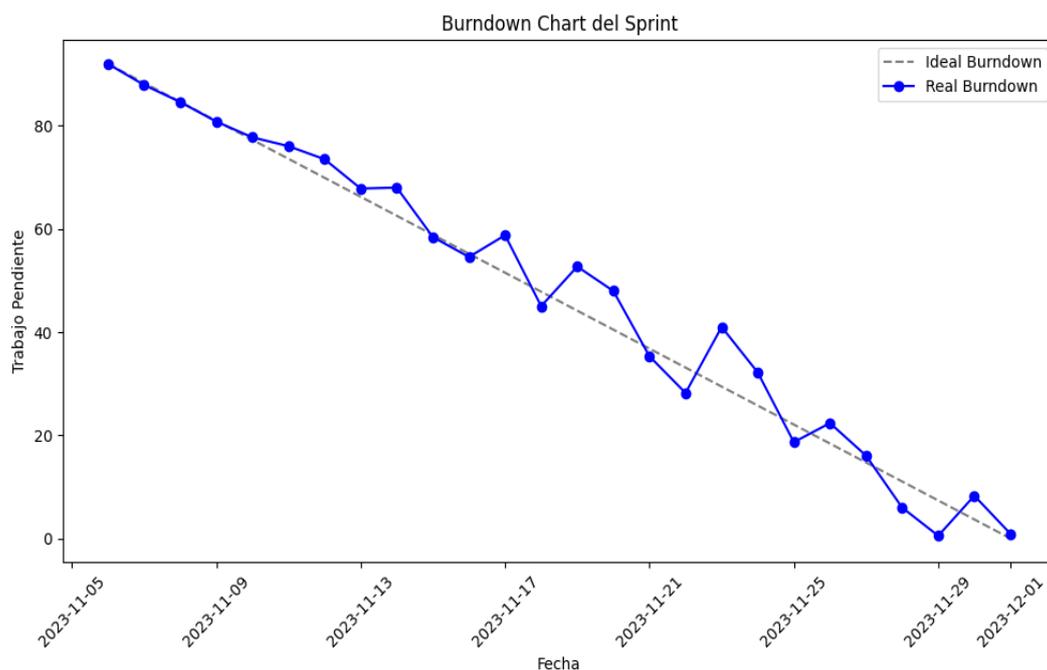
```

Train_Knife_Model.ipynb
PRO Archivo Editar Ver Insertar Entorno de ejecución Herramientas Ayuda Última modificación: 25 de enero
+ Código + Texto
Conectar V100 Alta capacidad de RAM Colab AI
Epoch 98/100 GPU_mem box_loss cls_loss dfl_loss Instances Size
Class Images Instances Box(P) R mAP50 mAP50-95: 100% 17/17 [00:02:00:00, 6.11it/s]
all 522 1127 0.824 0.818 0.807 0.428
Epoch 99/100 GPU_mem box_loss cls_loss dfl_loss Instances Size
Class Images Instances Box(P) R mAP50 mAP50-95: 100% 17/17 [00:02:00:00, 6.25it/s]
all 522 1127 0.83 0.819 0.815 0.431
Epoch 100/100 GPU_mem box_loss cls_loss dfl_loss Instances Size
Class Images Instances Box(P) R mAP50 mAP50-95: 100% 17/17 [00:02:00:00, 6.16it/s]
all 522 1127 0.83 0.817 0.815 0.428
100 epochs completed in 0.397 hours.
Optimizer stripped from runs/detect/train2/weights/last.pt, 22.5MB
Optimizer stripped from runs/detect/train2/weights/best.pt, 22.5MB
Validating runs/detect/train2/weights/best.pt...
Ultralytics YOLOv8.0.196 Python-3.10.12 torch-2.1.0+cu121 CUDA:0 (Tesla V100-SXM2-16GB, 16151MiB)
Model summary (fused): 168 layers, 11126745 parameters, 0 gradients, 28.4 GFLOPS
Class Images Instances Box(P) R mAP50 mAP50-95: 100% 17/17 [00:04:00:00, 3.78it/s]
all 522 1127 0.831 0.819 0.817 0.431
human 522 105 0.798 0.798 0.758 0.377
human_with_weapon 522 367 0.794 0.787 0.757 0.323
knife 522 495 0.911 0.873 0.934 0.592
Speed: 0.1ms preprocess, 1.3ms inference, 0.0ms loss, 0.9ms postprocess per image
Results saved to runs/detect/train2
Learn more at https://docs.ultralytics.com/modes/train

```

Nota. Los pesos del modelo entrenado para la detección de armas se guardan en el archivo “*knife.pt*”. Este archivo se utilizará en el sistema para realizar la identificación de personas sospechosas (portadoras de armas blancas) y posteriormente Re-Identificar a dichas personas a través de sus características biométricas y soft-biométricas.

Burndown chart sprint 01. En este proyecto, se realiza este gráfico porque garantiza que el equipo avance de manera eficiente y cumpla con los objetivos establecidos. El Burndown chart se utiliza para registrar el cumplimiento de las tareas por día del Sprint 1, es decir, sirve para documentar el avance de cada tarea realizada durante el periodo correspondiente del 06 de noviembre de 2023 al 01 de diciembre de 2023, con un total de 92 puntos (horas) invertidos en las historias, lo que se representa en la Figura 24. Este gráfico lineal nos facilita la detección temprana de ajustes potenciales que deben llevarse a cabo en los próximos ciclos de trabajo.

Figura 23*Burndown chart Sprint 01*

Nota. En la Figura 23 se observa que en el Sprint 1, el equipo comenzó con un ritmo más rápido que lo planificado. A mediados del sprint, se analiza variaciones en la productividad, indicando desafíos o reajustes en las tareas. Un esfuerzo al final indica la posibilidad de subestimaciones o impedimentos inesperados. Una retrospectiva detallada ayudará a mejorar la estimación y asignación de tareas para futuros sprints.

Sprint 02: Desarrollo de módulos de Re-Identificación y el rastreo de una persona.

Para la ejecución del Sprint 02 se tomaron en cuenta las Historias de Usuario H.U.03, H.U.04 y H.U.05 que se encuentran en la Tabla 12.

Historia de Usuario 03: Codificar el módulo para Identificación de personas mediante características biométricas. La historia de usuario H.U.03 tiene como objetivo principal construir un módulo para la Identificación de características biométricas (rostro), en la Tabla 12 se detalla la misma.

Tabla 12

Historia de Usuario 03 para el módulo de Identificación a través del rostro.

Historias de Usuario	
Número: H.U.03	Usuario: Usuario
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Bajo
Puntos estimados (días): 14	Iteración asignada: 2
Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta	
Descripción:	
<p>Como usuario quiero que mi sistema posea un módulo que me permita gestionar la lógica tanto de entrenamiento como de Re-Identificación de las características biométricas (rostro) de un individuo.</p>	
Validación:	
<ul style="list-style-type: none"> • El módulo encapsula la lógica de entrenamiento y detección de personas mediante características biométricas (rostro) de una persona. • El sistema debe permitir cargar múltiples imágenes de un individuo para entrenar el modelo de reconocimiento facial. 	

Historia de Usuario 04: Codificar el módulo para Re-Identificación de personas mediante características soft-biométricas. La historia de usuario H.U.04 tiene como objetivo principal construir un módulo para la Re-Identificación de características soft-biométricas (silueta, textura y color), en la Tabla 13 se detalla la misma.

Tabla 13

Historia de Usuario 04 para el módulo de Re-Identificación a través características soft-biométricas

Historias de Usuario	
Número: H.U.04	Usuario: Usuario
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Bajo
Puntos estimados (días): 14	Iteración asignada: 2
Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta	
Descripción:	
<p>Como usuario quiero que mi sistema posea un módulo que me permita gestionar la lógica tanto de entrenamiento como de Re-Identificación de las características soft-biométricas (silueta, textura y color) de un individuo de manera combinada.</p>	
Validación:	
<ul style="list-style-type: none"> • El módulo encapsula la lógica de entrenamiento y detección de personas mediante características soft-biométricas (silueta, textura y color) de una persona. • El módulo acepta la carga de imágenes y extrae las características de silueta, textura y color sin requerir formatos específicos de imagen. 	

Historia de Usuario 05: Implementación de código para el rastreo de una persona detectada como sospechosa. La historia de usuario H.U.05 tiene como objetivo principal codificar el Rastreo de una persona detectada como sospechosa a través de la Identificación y Re-Identificación, utilizando de características biométricas (rostro) y soft-biométricas (silueta, textura y color) respectivamente, en la Tabla 14 se detalla la misma.

Tabla 14

Historia de Usuario 05 para desarrollar el rastreo de una persona sospechosa.

Historias de Usuario

Número: H.U.05
Usuario: Usuario

Prioridad: Alta
Riesgo de desarrollo: Bajo

Puntos estimados (días): 10
Iteración asignada: 2

Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta

Descripción:

Como usuario quiero que mi sistema tenga un código que me permita realizar el rastreo (trazo de la trayectoria con una línea) de la persona detectada como sospechosa luego de realizar la Re-Identificación, es decir, dentro del módulo de Re-Identificación con las características biométricas (rostro) y soft-biométricas (silueta, textura y color) se realiza el seguimiento del individuo sospechoso, respectivamente.

Validación:

- El script debe trazar una línea con la trayectoria de la persona detectada como sospechosa.
- El script debe ser parte del módulo de Re-Identificación por el rostro y del modulo de Re-Identificación de silueta, textura y color de la vestimenta.

Sprint Backlog 02.

Tabla 15
Sprint Backlog 02

Sprint 2	Fecha Inicio	02/12/2023	Fecha Fin	10/01/2024	Jornada	4 horas
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U. 03	Diseño del módulo de Re-Identificación de personas mediante	16	02/12/2023	05/12/2023	Elías Tellería	Finalizado

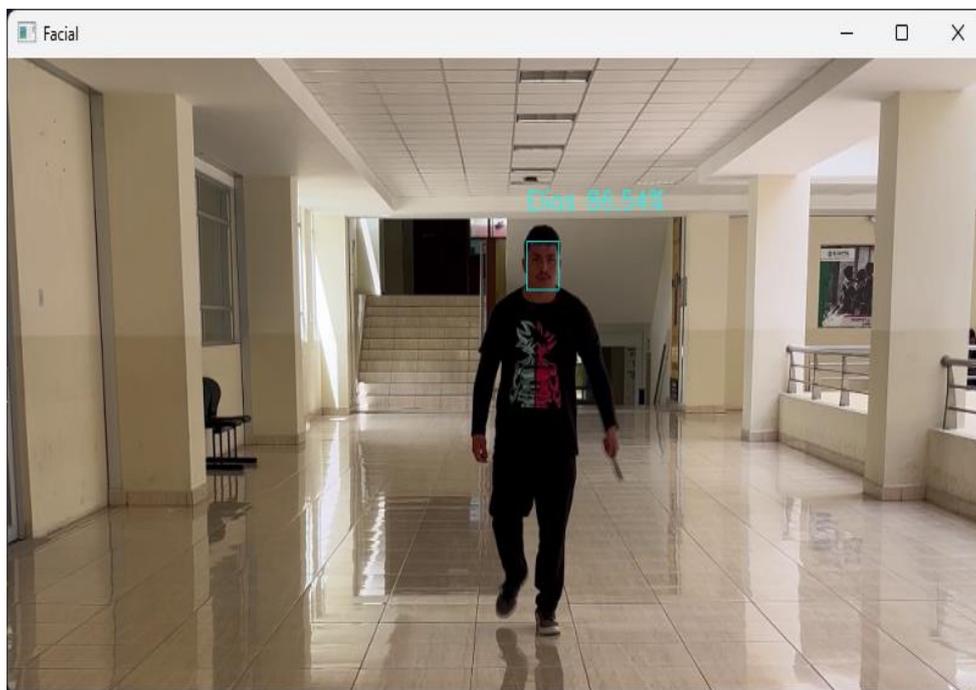
Sprint 2	Fecha Inicio	02/12/2023	Fecha Fin	10/01/2024	Jornada	4 horas
	soft-biométricas (silueta, textura y color)					
	Pruebas y depuración del módulo de Re- Identificación	12	29/12/2024	31/01/2024	Elías Tellería	Finalizado
H.U. 05	Diseño de la estructura del Rastreo y la integración con los módulos de Re- Identificación	12	01/01/2024	03/01/2024	Elías Tellería	Finalizado
	Codificar la funcionalidad de Rastreo, asegurando que realice el trazo de la línea de la trayectoria	20	04/01/2024	08/01/2024	Elías Tellería	Finalizado
	Identificar y corregir cualquier error o fallo al trazar la línea de trayectoria (Rastreo)	8	09/01/2024	10/01/2024	Helen Moreta	Finalizado

Resultado del sprint. Desarrollo de módulos de Re-Identificación de una persona, a través de características biométricas (rostro) y soft-biométricas (silueta, textura y color), haciendo uso de técnicas computacionales avanzadas, entre ellas Visión por Computadora como descriptor de las características (LBP, HOG y Binary Mask) y de Machine Learning como clasificador (SVM).

Resultado de la Historia de Usuario 03. Diseño del módulo para gestionar la lógica de entrenamiento e Identificación de características biométricas, específicamente del rostro de un individuo etiquetado como sospechoso, como se observa en la Figura 25. El desarrollo ha concluido satisfactoriamente con la finalización del diseño, la codificación del módulo y la realización de pruebas y depuración. Este módulo permite, por medio de un circuito cerrado de cámaras ubicadas en el segundo piso de la Universidad, entrenar el modelo de reconocimiento facial y Re-Identificar, cumpliendo con los criterios de validación establecidos.

Figura 24

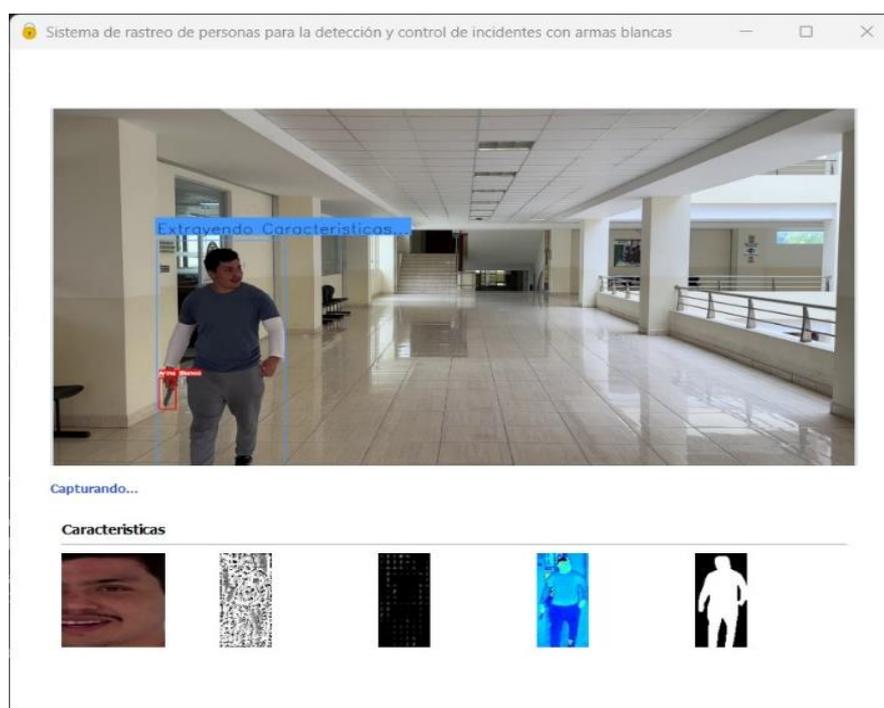
Identificación mediante características biométricas (rostro)



Resultado de la Historia de Usuario 04. Diseño del módulo para gestionar la lógica de entrenamiento e Identificación de características soft-biométricas como la silueta, textura y color de la ropa de un individuo etiquetado como sospechoso. Al igual que el módulo anterior se concluye con la finalización del diseño, la codificación del módulo y la realización de pruebas y depuración. Este módulo permite por medio de un circuito cerrado de cámaras ubicadas en el segundo piso de la universidad entrenar el modelo de reconocimiento de las características soft-biométricas y Re-Identificar, así mismo, cumpliendo con los criterios de validación establecidos.

Figura 25

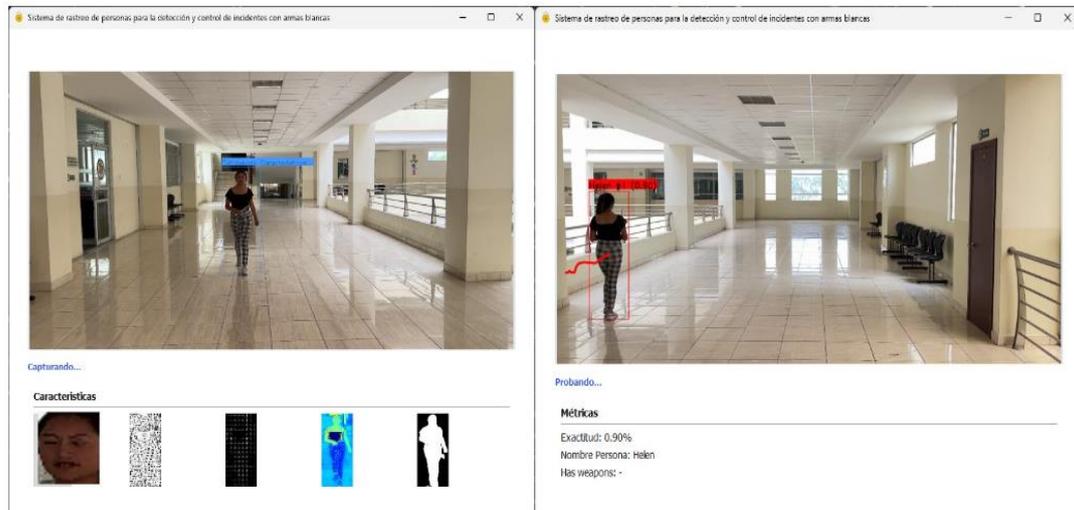
Re-Identificación mediante características soft-biométricas



Resultado de la Historia de Usuario 05. Se obtiene la línea de la trayectoria que la persona sospechosa con armas blancas ya Re-Identificada realiza, es decir, respecto a la cámara 2 donde se hace la Re-Identificación empieza a dibujar una línea del seguimiento, mostrando así el rastreo propuesto en este proyecto. A continuación, se muestra en la Figura 26.

Figura 26

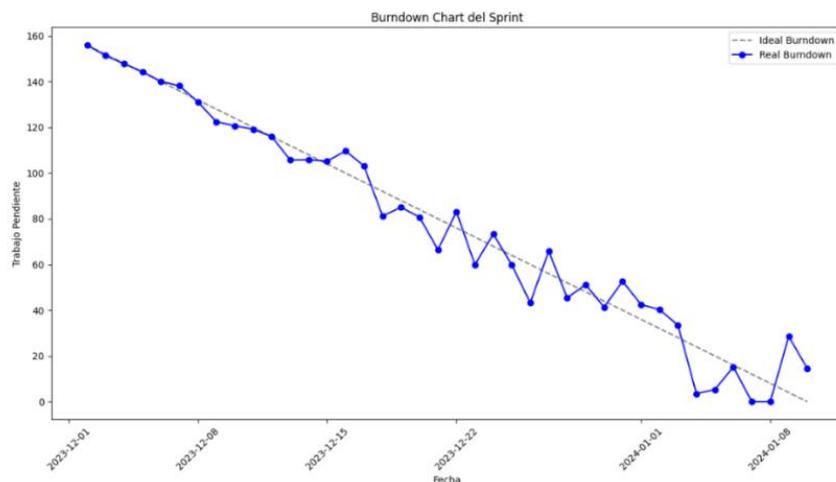
Integración de los módulos detección de armas y Re-Identificación



Burndown chart sprint 02. La Figura 27 del Sprint Burndown Chart para el Sprint 2 proporciona una representación visual del progreso del equipo durante el desarrollo de los módulos de Re-Identificación de la persona con actitud sospechosa realizado durante el periodo del 02 de diciembre de 2023 al 10 de enero de 2024, con un total de 156 puntos (horas) invertidos en las historias. La línea ideal representa el progreso esperado y la línea real es el progreso real del equipo durante la ejecución del sprint.

Figura 27

Burndown chart Sprint 02



Nota. En la Figura 27 se analiza el gráfico del Sprint 02, el equipo comienza por encima del objetivo, sugiriendo optimismo inicial en las estimaciones. A lo largo del sprint, se experimentan altibajos debido a desafíos inesperados o ajustes en el plan. Subraya la importancia de una retrospectiva al igual que la ejecución del sprint anterior.

Sprint 03: Integración de los módulos de detección de armas y Re-Identificación de una persona

Para la ejecución del Sprint 03 se tomaron en cuenta las Historias de Usuario H.U.06 que se encuentran en la Tabla 4.

Historia de Usuario 06: Integrar los módulos de detección de armas y Re-Identificación. La historia de usuario H.U.06 tiene como objetivo integrar los módulos desarrollados anteriormente, logrando su funcionamiento conjunto. Esta integración se describe detalladamente en la Tabla 16.

Tabla 16

Historia de Usuario 06 para la integración de módulos.

Historias de Usuario	
Número: H.U.06	Usuario: Usuario
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Bajo
Puntos estimados (días): 10	Iteración asignada: 3
Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta	
Descripción:	
Integrar de manera efectiva los módulos previamente desarrollados para que funcionen como un sistema unificado.	
Validación:	
<ul style="list-style-type: none"> ● Verificación de la comunicación entre módulos sin errores. ● Confirmación de que las operaciones que involucran múltiples módulos se completan exitosamente, demostrando la interoperabilidad efectiva. 	

Sprint Backlog 03

Tabla 17

Sprint Backlog 03

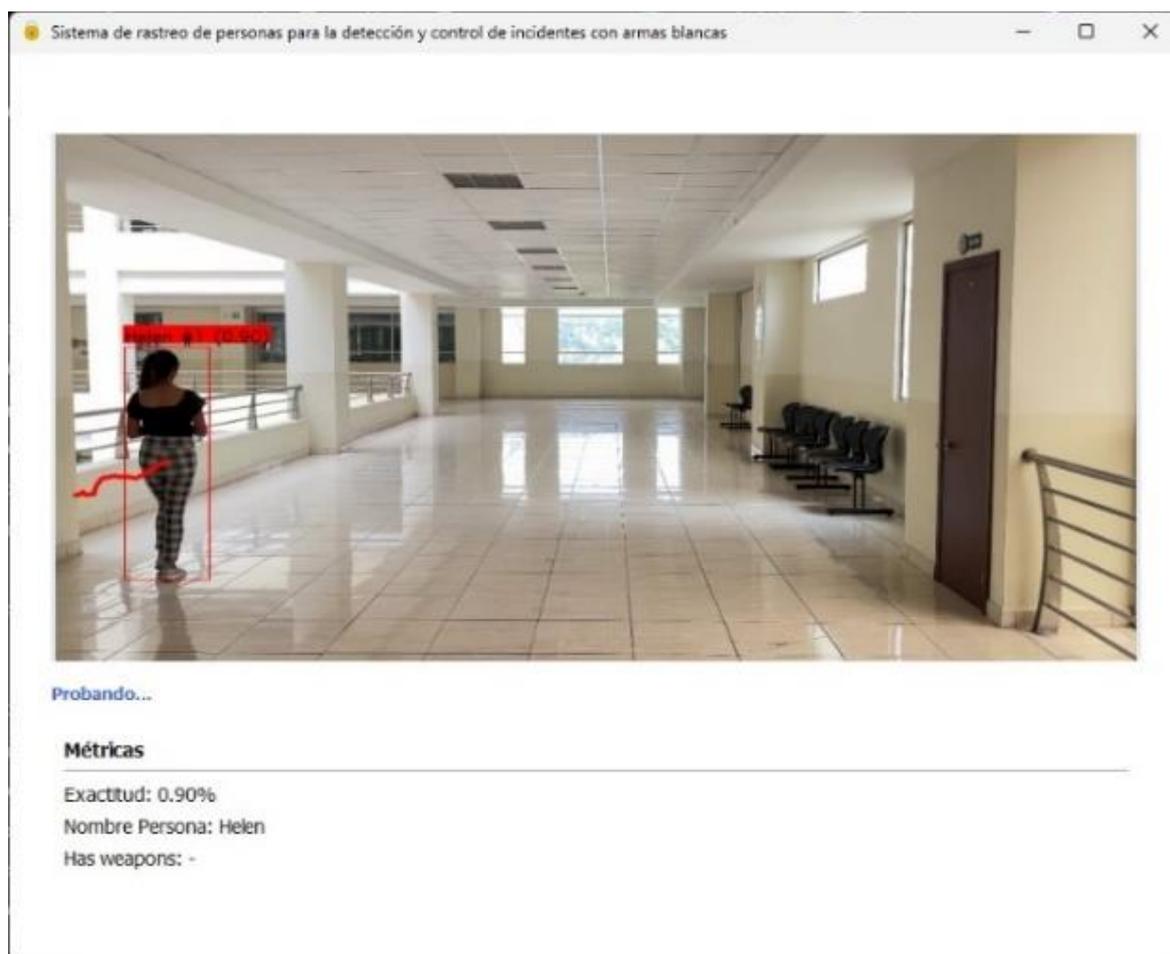
Sprint 3	Fecha Inicio	11/01/2024	Fecha Fin	20/01/20	Jornada	4 horas
				24		
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsabl	Estado
					e	
H.U. 06	Implementaci	14	11/01/2024	15/01/20	Elías Tellería	Finalizad
	ón e			24	Helen Moreta	o
	Integración					
	del módulo					
	de detección					
	de armas en					
	el sistema de					
	rastreo					
	Integración	14	16/01/2024	20/01/20	Elías Tellería	Finalizad
	del módulo			24	Helen Moreta	o
	de Re-					
	Identificación					
	de personas					
	potencialmen					
	te peligrosas					
	en el sistema					
	de rastreo					

Resultado del sprint. Se cumple con el objetivo crucial que es realizar la integración efectiva de los módulos previamente desarrollados para la detección de armas y la Re-Identificación de personas, asegurando su operación conjunta como un sistema unificado.

Resultado de la Historia de Usuario 06. Genera el sistema de videovigilancia completo con la implementación e integración del módulo de detección de armas y del módulo de Re-Identificación de personas potencialmente peligrosas, con el que se va a interactuar para el correcto funcionamiento, cumpliendo con los requerimientos y necesidades solicitadas al inicio del proyecto.

Figura 28

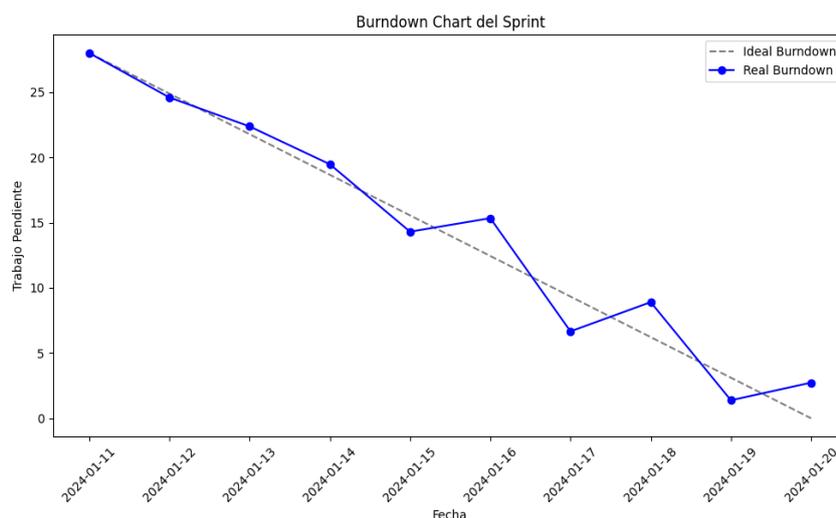
Rastreo de una persona Re-Identificada como sospechosa



Burndown chart sprint 03. La Figura 29 del Sprint Burndown Chart para el Sprint 3 proporciona una representación visual del progreso del equipo durante el desarrollo de la integración de los módulos de detección de armas y de la Re-Identificación de la persona con actitud sospechosa realizado durante el periodo del 11 de enero de 2024 al 20 de enero de 2024, con un total de 28 puntos (horas) invertidos en las historias. La línea ideal representa el progreso esperado y la línea real es el progreso real del equipo durante la ejecución del sprint.

Figura 29

Burndown chart Sprint 03



Nota. En la Figura 29 muestra un buen inicio del equipo, manteniéndose cerca del plan. Se destaca un avance eficiente con una disminución más rápida del trabajo pendiente, pero se encontraron obstáculos o tareas más complejas, reflejadas en días de estancamiento o aumento del progreso. Se prevén ajustes para completar las tareas, posiblemente con un esfuerzo adicional.

Sprint 04: Desarrollo de la interfaz del sistema

Para la ejecución del Sprint 04 se tomaron en cuenta las Historias de Usuario H.U.07 y H.U.08 que se encuentran en la Tabla 4,

Historia de Usuario 07: Diseñar la UI para el despliegue del modelo de entrenamiento. La historia de usuario H.U.07 tiene como objetivo crear una interfaz de usuario intuitiva y eficiente para el despliegue del modelo de entrenamiento que facilite la carga y prueba de vídeos por parte de los usuarios, en la Tabla 18 se detalla la misma.

Tabla 18

Historia de Usuario 07 para la interfaz de entrenamiento.

Historias de Usuario	
Número: H.U.07	Usuario: Usuario
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Bajo
Puntos estimados (días): 10	Iteración asignada: 4
Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta	
Descripción:	
<p>Como usuario quiero una interfaz de usuario intuitiva y eficiente para el despliegue del modelo de entrenamiento que facilite la carga y prueba de vídeos por parte de los usuarios.</p>	
Validación:	
<ul style="list-style-type: none"> ● La interfaz permitirá cargar videos desde el equipo, así como la selección de otros medios de captura ● El usuario es capaz de agregar videos de manera intuitiva y fácil. 	

Historia de Usuario 08: Diseñar la UI para el despliegue del modelo de pruebas e interacción con el usuario final. La historia de usuario H.U.08 tiene la finalidad de diseñar e integrar una interfaz de usuario intuitiva y eficiente para el despliegue del modelo de Re-Identificación de la persona que interactúe con el usuario final, se detalla en la Tabla 19.

Tabla 19

Historia de Usuario 08 para la interfaz de pruebas e interacción con el usuario final

Historias de Usuario	
Número: H.U.08	Usuario: Usuario
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Bajo
Puntos estimados (días): 10	Iteración asignada: 1
Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta	
Descripción:	
Como usuario quiero una interfaz de usuario que me permita realizar el despliegue y visualización de la Re-Identificación en tiempo real.	
Validación:	
<ul style="list-style-type: none"> • La interfaz permitirá visualizar tanto los videos, como otros datos referentes a la Re-Identificación de la persona. • Los usuarios son capaces de visualizar las características, así como el video de la Re-Identificación. 	

Sprint Backlog 04

Tabla 20

Sprint Backlog 04

Sprint	Fecha Inicio	21/01/2024	Fecha Fin	10/02/2024	Jornada	4 horas
4						
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsable	Estado
H.U. 07	Diseño y codificación de la UI para el despliegue del modelo de entrenamiento	14	21/01/2024	30/01/2024	Helen Moreta	Finalizado

Sprint	Fecha Inicio	21/01/2024	Fecha Fin	10/02/2024	Jornada	4 horas
4						
H.U.	Diseñar la UI	16.8	01/01/2024	10/02/2024	Elías Tellería	Finalizado
08	para el despliegue del modelo de pruebas e interacción con el usuario final.					

Resultado del sprint. En consecuencia, con desarrollo de este sprint surge las interfaces de usuario para el despliegue del modelo de entrenamiento y la Re-Identificación de personas con actitudes sospechosas (armas blancas). Facilita la carga y prueba de vídeos de manera intuitiva para la extracción de características y Re-Identificación en tiempo real, brindando un sistema de videovigilancia accesible al usuario final. Estas interfaces se logran gracias al uso de una biblioteca gráfica en Python PyQt5.

Figura 30

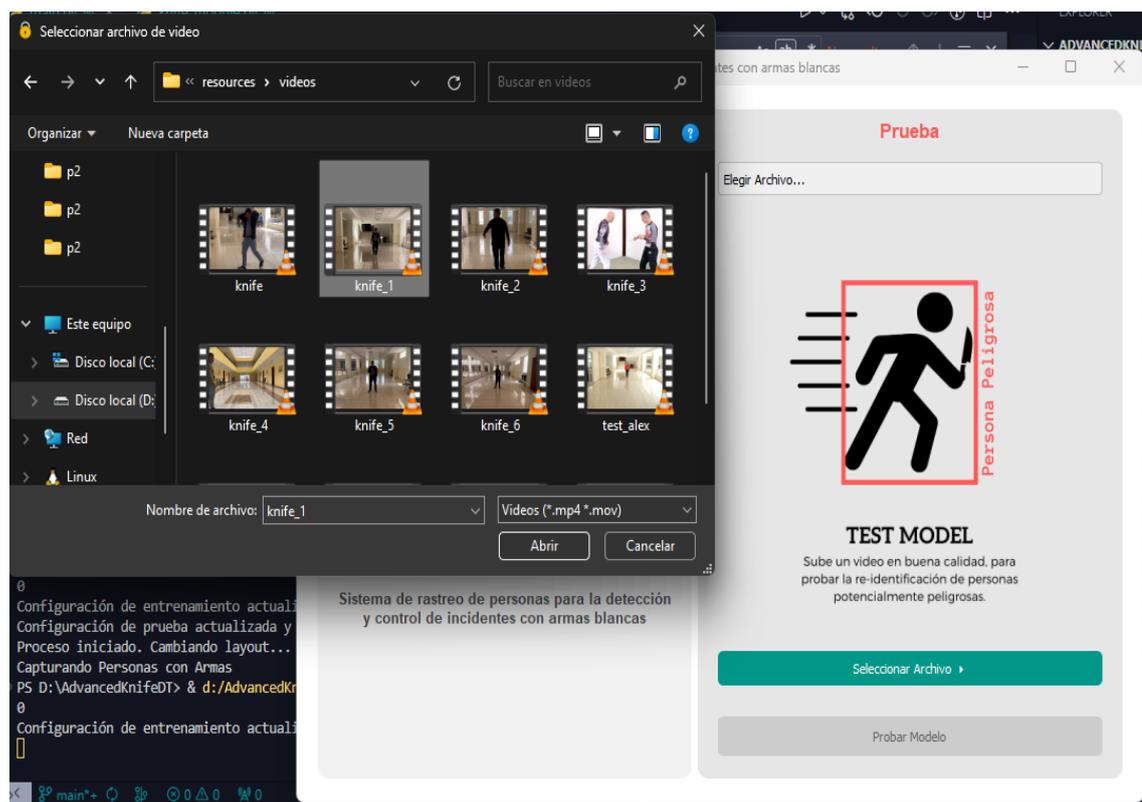
Interfaz Inicial sistema de rastreo



Resultado de la Historia de Usuario 07. Interfaz que permite cargar videos desde el equipo, así como la selección de otros medios de captura, de manera fácil y sencilla para la extracción de las imágenes del cuerpo y rostro.

Figura 31

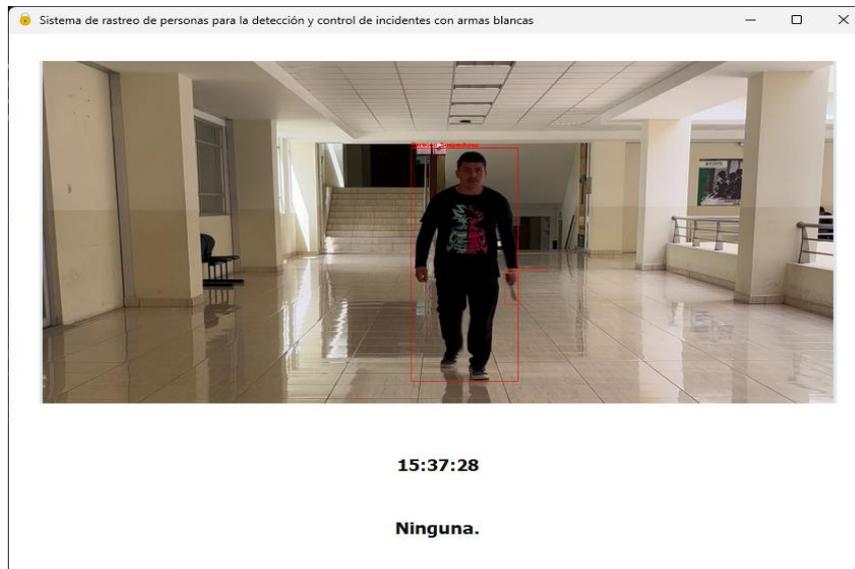
Carga de Archivos desde el equipo por medio de la interfaz



Resultado de la Historia de Usuario 08. Interfaz en la que los usuarios visualizan en la pantalla cómo detecta y etiqueta de color rojo a la persona sospechosa para luego Re-Identificarla. En la misma interfaz se observan datos relacionados con la Re-Identificación de la persona como el rostro, silueta, textura y color de la vestimenta en un recuadro de manera individual al inferior de la pantalla.

Figura 32

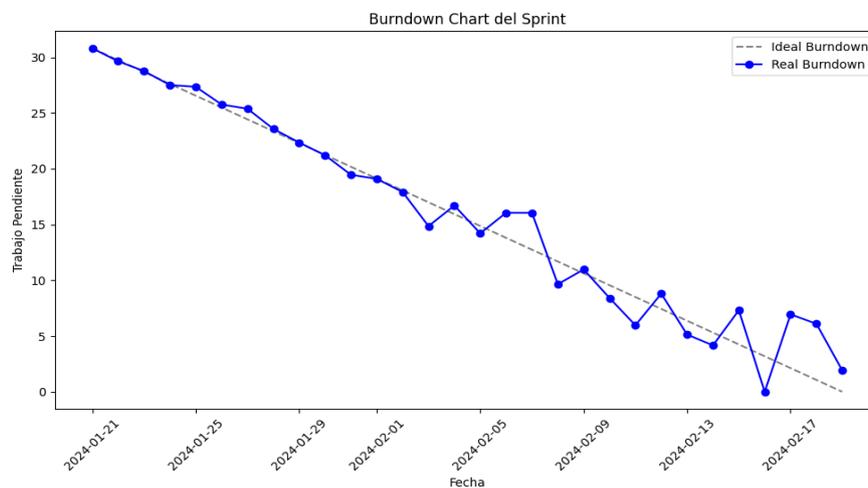
Sistema detectando a Persona sospechosa



Burndown chart sprint 04. La Figura 33 del Sprint Burndown Chart para el Sprint 4 proporciona una representación visual del progreso del equipo durante el desarrollo de la interfaz del sistema propuesto, se realizó durante el periodo del 21 de enero de 2024 al 10 de febrero de 2024, con un total de 30.8 puntos (horas) invertidos en las historias. La línea ideal representa el progreso Esperado y la línea real es el progreso real del equipo durante la ejecución del sprint.

Figura 33

Burndown chart Sprint 04



Nota. Se observa en la Figura 33 revela una progresión mayormente constante, alineada con la curva ideal de trabajo. Aunque hay momentos de aumento leve en el trabajo pendiente, sugiriendo posibles cambios en el alcance o retrasos temporales, al final del sprint se observan oscilaciones relacionadas con la finalización de tareas o ajustes de última hora.

Sprint 05: Realizar pruebas para verificar la funcionalidad del sistema

Para la ejecución del Sprint 05 se tomaron en cuenta las Historias de Usuario H.U.09 y H.U.10 que se encuentran en la Tabla 4

Historia de Usuario 9: Medir la exactitud, precisión y exhaustividad del modelo de detección de armas. La historia de usuario H.U.09 se centra en las mediciones de la exactitud, precisión y exhaustividad del modelo de detección de armas ya integrado, el detalle de la misma se puede visualizar en la Tabla 2

Tabla 21

Historia de Usuario 09 para evaluar el sistema de detección de armas.

Historias de Usuario	
Número: H.U.09	Usuario: Usuario
Prioridad: Alta	Riesgo de desarrollo: Bajo
Puntos estimados (días): 5	Iteración asignada: 5
Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta	
Descripción:	
Realizar una evaluación detallada y sistemática de la exactitud, precisión y exhaustividad del modelo de detección de armas integrado, utilizando un conjunto de datos de prueba definido.	
Validación:	
<ul style="list-style-type: none"> • El modelo debe alcanzar un umbral de exactitud establecido, mostrando el porcentaje de predicciones correctas sobre el total de casos evaluados. 	

Historias de Usuario

- **La precisión y la exhaustividad deben cumplir con los criterios mínimos especificados.**
-

Historia de Usuario 10: Verificar el correcto funcionamiento del sistema de Re-Identificación de personas sospechosas en situaciones reales en el entorno controlado. La historia de usuario H.U.10 tiene como objetivo realizar pruebas de verificación en el sistema de Re-Identificación de personas sospechosas para asegurar su funcionamiento adecuado en entornos reales dentro de un entorno controlado, el detalle de la misma se puede visualizar en la Tabla 22.

Tabla 22

Historia de Usuario 10 para evaluar el sistema de Re-Identificación de personas.

Historias de Usuario

Número: H.U.10

Usuario: Usuario

Prioridad: Alta

Riesgo de desarrollo: Bajo

Puntos estimados (días): 5

Iteración asignada: 5

Desarrolladores responsables: Tellería Elías y Helen Moreta

Descripción:

Como usuario deseo verificar el correcto funcionamiento del sistema completo en situaciones reales dentro de un entorno controlado

Validación:

- **El sistema pasa todas las pruebas de funcionalidad diseñadas sin mostrar fallos críticos.**
 - **El sistema demuestra adaptabilidad y mantiene un nivel de rendimiento aceptable bajo condiciones variables en el entorno de prueba controlado.**
-

Sprint Backlog 05

Tabla 23

Sprint Backlog 05

Sprint 5	Fecha Inicio	11/02/2024	Fecha Fin	22/02/2024	Jornada	4 horas
HU ID	Tareas	Horas	Inicio	Fin	Responsa ble	Estado
H.U. 09	Generación de pruebas del modelo de detección de armas	8	11/02/2024	12/02/2024	Helen Moreta	Finalizado
	Revisar los resultados obtenidos del modelo.	6	13/02/2024	14/02/2024	Helen Moreta	Finalizado
	Cálculo de la exactitud, precisión y exhaustividad del modelo	6	15/02/2024	16/02/2024	Helen Moreta	Finalizado
H.U. 10	Ejecución de pruebas exhaustivas con distintas situaciones en el entorno controlado.	10	17/02/2024	18/02/2024	Elías Tellería	Finalizado
	Generación de la matriz	4	19/02/2024	20/02/2024	Elías Tellería	Finalizado

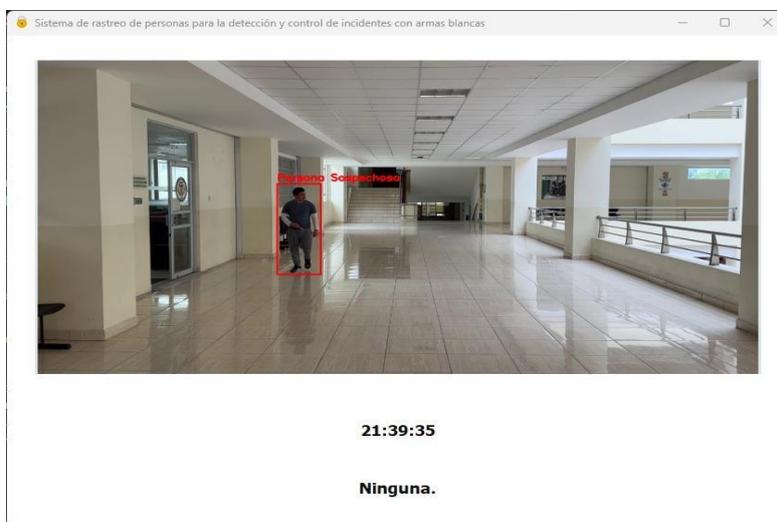
Sprint 5	Fecha Inicio	11/02/2024	Fecha Fin	22/02/2024	Jornada	4 horas
de confusión						
Cálculo de la	6	21/02/2024	22/02/2024	Elías	Finaliza	
exactitud,				Tellería	do	
precisión y						
exhaustividad						
del modelo						

Resultado del sprint. El resultado es la detección de personas sospechosas con armas blancas y la Re-Identificación de dicha persona, mediante la cámara 1 y cámara 2 respectivamente, utilizando las características biométricas y soft-biométricas en las que se aplican técnicas computacionales avanzadas.

Resultado de la Historia de Usuario 09. Generación de pruebas para el modelo de detección de armas en los que se encuentran tres clases: humanos, humanos con cuchillos y cuchillos. Se revisan los resultados obtenidos de la matriz de confusión y se realiza el cálculo de las métricas exactitud, precisión y exhaustividad. La validación implica alcanzar un umbral de exactitud establecido, así como cumplir con los criterios mínimos especificados para precisión y exhaustividad.

Figura 34

Detección de personas sospechosas con armas blancas



Nota. En la Figura 34 se muestra cómo el sistema detecta a la persona sospechosa con armas blancas y lo etiqueta de rojo. La detección se realiza en el entorno controlado ESPE sede Latacunga, segundo piso.

Al ejecutar el sistema de detección de personas sospechosas con armas blancas con la cámara 1, se identifica la persona sospechosa, se segmenta su rostro y su cuerpo para posterior uso. Las evaluaciones ofrecen información sobre la frecuencia con la que el sistema realiza predicciones correctas de la identificación de una persona y las ocasiones en las que no logra identificarla. Luego, se calculan las métricas de evaluación mencionadas en la Tabla 2 en el capítulo II, y los resultados obtenidos se detallan en la Tabla 24.

Tabla 24

Resultados: pruebas realizadas del sistema de detección de personas sospechosas.

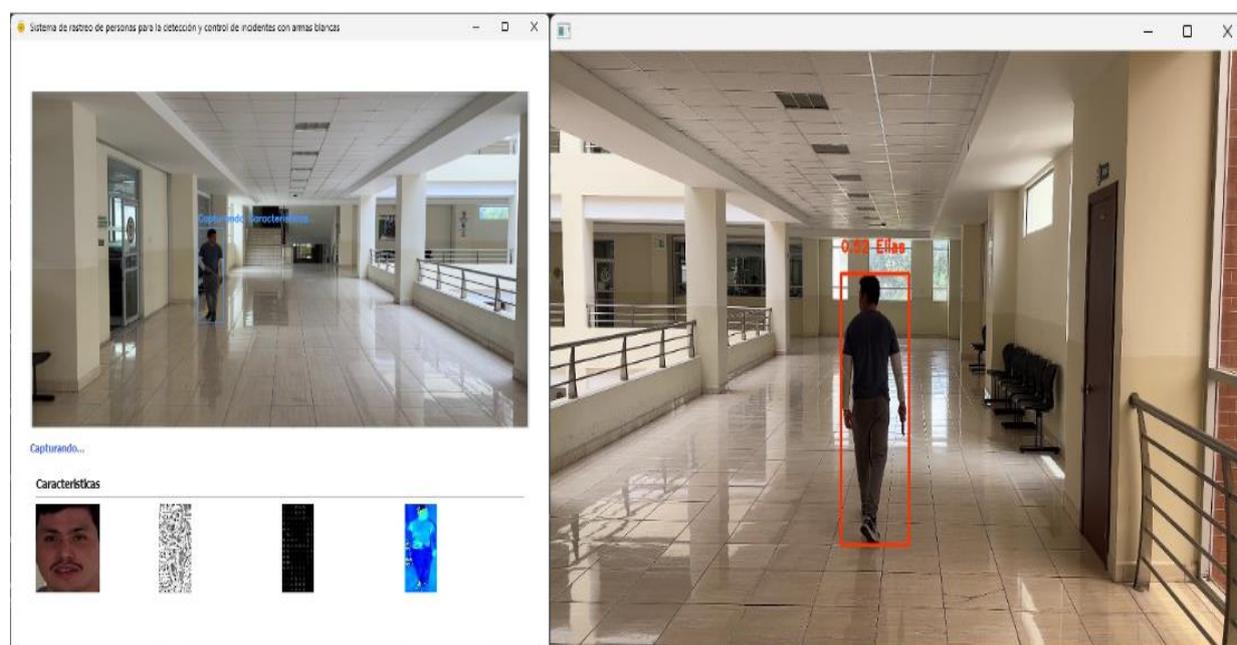
Framework	Métricas	Ruta N° 1	Ruta N°2	Ruta N°3	Promedio
YOLOv8n	Accuracy	0.7517	0.7339	0.6944	0.7266 ± 0.0239
	Recall	0.7129	0.6595	0.6557	0.6760 ± 0.0261
	Precision	0.7977	0.7829	0.7614	0.7806 ± 0.0149

Nota. En la Tabla 24, se presenta la importancia de cada una de las métricas de evaluación, como el accuracy, recall y precision obtenidas durante la ejecución del sistema de detección de armas blancas de 2 individuos. Esto se logra utilizando el modelo entrenado (AdvancedKnifeDetection).

Resultado de la Historia de Usuario 10. Se llevan a cabo pruebas exhaustivas en diversas situaciones dentro de un entorno controlado. Para evaluar la precisión, exactitud y exhaustividad en la detección y Re-Identificación de una persona potencialmente peligrosa (con armas blancas) a través de la cámara 2. Las técnicas utilizadas incluyen LBPH para extraer el descriptor facial, LBP y HOG para obtener el descriptor de textura, HCH como descriptor del color y Binary Mask para obtener el descriptor de la silueta, como se observa en la Figura 34. Posteriormente, se emplea el modelo SVM para clasificar a las personas sospechosas. La validación implica que el sistema pase todas las pruebas de funcionalidad diseñadas sin mostrar fallos críticos y que demuestre adaptabilidad y un nivel de rendimiento aceptable bajo condiciones variables en el entorno de prueba controlado.

Figura 35

Sistema de rastreo y Re-Identificación persona potencialmente peligrosa



Nota. En la Figura 35, se presenta en la imagen izquierda cómo se obtienen las características biométricas y soft-biométricas del individuo sospechoso. En la imagen de la derecha se observa la Re-Identificación de la persona con un valor de confianza del 52 % de predicción.

Luego de ejecutar el sistema de Re-Identificación, con la cámara 2 se detecta a la persona potencialmente peligrosa, a través del uso de la característica biométrica del rostro y soft-biométrica silueta, textura y color de la vestimenta y se obtienen los resultados del sistema. La cantidad de veces que el sistema predice la Re-Identificación de una persona y las veces que no la Re-Identifica se muestra mediante los resultados de la matriz de confusión como se observa en la Tabla 25 y Tabla 26, posteriormente se calculan las métricas con las mismas personas participantes de las pruebas previamente realizadas y en 3 rutas diferentes, que se detallan en la Tabla 26.

Tabla 25

Matriz de confusión para la Re-Identificación de personas sospechosas con la persona

Persona 1		
	Positivos	Negativos
Ruta N°1		
Positivos	140 (VP)	70 (FP)
Negativos	0 (FN)	1 (VN)
Ruta N°2		
Positivos	167 (VP)	63 (FP)
Negativos	2 (FN)	1 (VN)
Ruta N°3		
Positivos	135 (VP)	53 (FP)
Negativos	2 (FN)	10 (VN)

Nota. Se observa los resultados de probar la persona 1 con tres rutas distintas con el objetivo de Re-Identificar una persona sospechosa.

Tabla 26

Matriz de confusión para la Re-Identificación de personas sospechosas con la persona 2

Persona 2		
	Positivos	Negativos
Ruta N°1		
Positivos	120 (VP)	50 (FP)
Negativos	5 (FN)	12 (VN)
Ruta N°2		
Positivos	154 (VP)	26 (FP)
Negativos	2 (FN)	1 (VN)
Ruta N°3		
Positivos	109 (VP)	29 (FP)
Negativos	2 (FN)	15 (VN)

Nota. Se observa los resultados de probar la persona 2 con tres rutas distintas con el objetivo de Re-Identificar una persona sospechosa.

Tabla 27

Resultados: pruebas realizadas del sistema de Re-Identificación de personas sospechosas.

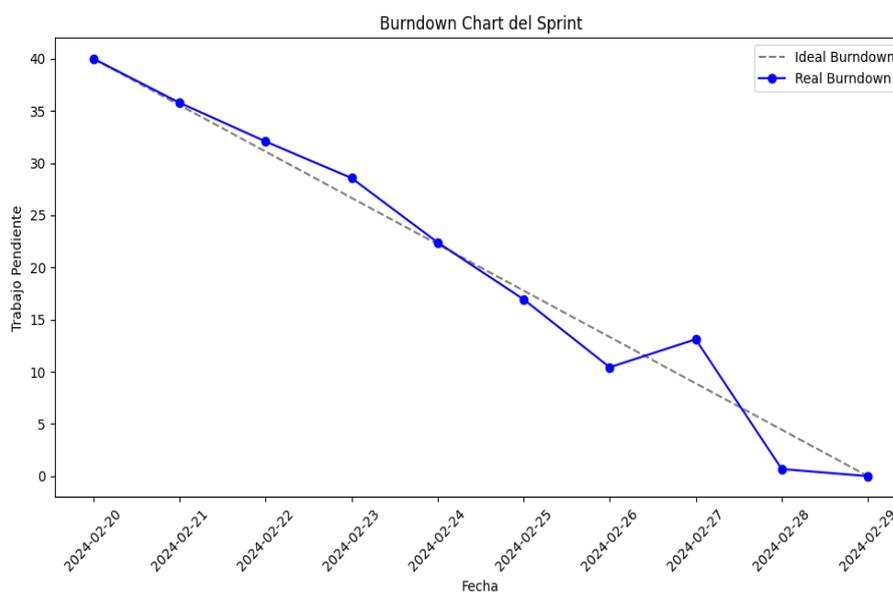
Clasificador	Métricas	Ruta N°1	Ruta N°2	Ruta N°3	Promedio
SVM	Accuracy	0.6870	0.7840	0.7625	0.7320 ± 0.0416
	Recall	0.980	0.9880	0.9840	0.9878 ± 0.0033
	Precision	0.6860	0.7910	0.754	0.7535 ± 0.0435

Nota. En la tabla 27 se muestran las medidas del clasificador (SVM) orientado a la tarea de Re-Identificación mediante características combinadas de silueta, textura y color que ha producido un resultado aceptable del accuracy, recall y precision general, para tres rutas diferentes.

Burndown chart sprint 05. La Figura 36 del Sprint Burndown Chart para el Sprint 5 proporciona una representación visual del progreso del equipo durante las pruebas para verificar la funcionalidad completa del sistema propuesto, se realizó durante el periodo del 11 de febrero de 2024 al 22 de febrero de 2024, con un total de 40 puntos (horas) invertidos en las historias. La línea ideal representa el progreso esperado y la línea real es el progreso real del equipo durante la ejecución del sprint.

Figura 36

Burndown chart Sprint 05



Nota. El análisis de la Figura 36 muestra un inicio alineado con la línea ideal de trabajo, indicando progreso. A mitad del sprint, hay un descenso más pronunciado en el trabajo pendiente, sugiriendo eficiencia. El gráfico finaliza con una caída abrupta, demostrando un esfuerzo concentrado y exitoso para completar los objetivos en el sistema de rastreo de Re-Identificación de personas sospechosas y sus pruebas.

Interpretación de resultados

Tras realizar evaluaciones exhaustivas utilizando métricas específicas, hemos alcanzado resultados notables en dos sistemas críticos: la detección de personas

sospechosas portando armas blancas y la Re-Identificación de sospechosos basada en características biométricas y soft-biométricas.

En primera instancia el sistema de detección de personas sospechosas con armas blancas los resultados obtenidos de estas pruebas en la métrica accuracy es de $72.66 \pm 2.39\%$ valor que se encuentra entre los valores mínimo y máximos encontrados en la literatura científica revisada 66.67% (Afandi & Isa, 2021) y 93% (Fathima Safa & Suguna, 2023). Este hallazgo valida la eficacia de nuestro sistema en el campo de la detección de armas, evidenciando su aceptabilidad.

En lo que respecta a la Re-Identificación de las personas detectadas como sospechosas, mediante el reconocimiento del rostro, silueta, textura y color de la vestimenta se obtuvo como resultado el valor de $73.20 \pm 4.16\%$ como promedio entre la identificación facial y Re-Identificación soft-biométrica, que se encuentra en el rango de 64.8% (Yoshioka et al., 2021) a 91.30% (Nguyen et al., 2023), encontrado en la literatura científica, por lo que, este resultado se considera satisfactorio dentro del marco de predicción establecido.

De acuerdo con lo anterior, se puede indicar que, a pesar de, los resultados satisfactorios del rendimiento exhibido por ambos sistemas, existe un considerable margen de mejora, se reconoce distintos retos, como las variaciones en las condiciones de iluminación, las alteraciones inesperadas en la ropa y la identificación de objetos pequeños, como cuchillos, a distintas distancias. Abordar estas limitaciones es clave para mejorar la eficacia en el modelo de detección y el sistema de Re-Identificación, buscando la optimización y el perfeccionamiento de estas tecnologías fundamentales.

Capítulo IV

Validación del Sistema

Este capítulo aborda las pruebas que se han llevado a cabo con el objetivo de validar la eficacia del proyecto propuesto, sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas, a través de la Re-Identificación de personas, utilizando características biométricas: rostro y soft-biométricas: silueta, textura y color de la vestimenta con técnicas computacionales avanzadas, inicialmente se parte con una descripción detallada del marco de referencia. A continuación, se procede a calcular las métricas de desempeño, siguiendo los métodos y fórmulas especificadas en el capítulo 2, para obtener una medida cuantitativa de la eficacia del sistema. Finalmente, se realiza un análisis exhaustivo de los resultados, interpretando las métricas en el contexto del objetivo del sistema y discutiendo cualquier hallazgo relevante o tendencia significativa que surja del estudio.

Marco de Evaluación

Las pruebas del sistema propuesto se realizan en dos etapas: i) La identificación de personas sospechosas con armas blancas (mediante la cámara 1) y ii) La detección y Re-Identificación de la persona sospechosa a través de las características biométricas: rostro y soft-biométricas: silueta, textura y color (mediante la cámara 2).

El sistema opera de manera simultánea con el apoyo de dos procesadores. Inicialmente, una cámara está asignada a la tarea de identificar a las personas. A continuación, se implementa un modelo avanzado de detección de armas y personas portando armas blancas, desarrollado mediante el uso de YOLOv8. Este modelo es capaz de etiquetar individuos o sospechosos (aquellos en posesión de armas blancas). Tras la identificación de un sujeto sospechoso, se activan simultáneamente procesos paralelos dedicados a la extracción de características biométricas (como rasgos faciales) y soft-biométricas (textura, color y silueta). Estos procesos se dividen en dos: uno enfocado en la identificación y extracción de características faciales y otro destinado a la extracción de

características corporales y soft-biométricas. Utilizando el primer procesador, se captura y recorta tanto el rostro como el cuerpo del individuo etiquetado como sospechoso, mediante el empleo consecutivo de ambos procesadores. Posteriormente, se genera un conjunto de datos a partir de las partes segmentadas. Seguidamente, se procede a la extracción de características faciales, así como de las tres características corporales —silueta, textura y color de la vestimenta, utilizando ambos procesadores en paralelo, cada uno con su descriptor específico. Finalmente, se entrena y almacena el modelo empleando los dos procesadores de manera simultánea. Por último, se realiza la Re-Identificación de característica biométrica y soft-biométricas mediante el segundo procesador. Para realizar estas pruebas se utilizó como escenario el pasillo del segundo piso de la universidad de la ESPE sede Latacunga.

Aplicación de métricas de evaluación

Las métricas utilizadas para la evaluación se enumeran en el capítulo 2, sección "Métricas de evaluación".

Se utilizaron cuatro vídeos correspondientes a las clases Anderson, Bryan, Elias y Helen, con la finalidad de recopilar los datos necesarios para entrenar y probar el algoritmo. Las grabaciones se realizaron en un ambiente con iluminación idónea y sin obstrucciones. En el caso de detección de personas sospechosas con armas blancas para cada persona, se recogió un vídeo caminando de frente sosteniendo un cuchillo y de espaldas, por tres rutas diferentes: i) derecha del pasillo, ii) mitad del pasillo e iii) izquierda del pasillo, filmado con la primera y la segunda cámara, mientras para las pruebas de los dos tipos de Re-Identificación sólo se evalúa por clases. La cantidad de imágenes variarán por cada clase y por cada ruta, porque las muestras significativas se etiquetan cada 30 frames para las pruebas y debido a que en los escenarios donde se graban los videos, no tienen la misma iluminación.

Al repartir las tareas entre los procesadores y utilizar sus recursos, se presentan mejoras en el rendimiento del sistema implementado. Pruebas del algoritmo de

identificación de personas sospechosas con armas blancas, Identificación facial y Re-Identificación de color, textura y silueta.

Al realizar las pruebas de comprobación se obtiene la matriz de confusión en el que se calcula el Accuracy para los tres casos: detección de armas, Identificación del rostro y Re-Identificación de silueta, textura y color de la vestimenta. La fórmula que se utiliza corresponde a la Ecuación 1 de la Tabla 2 sección métricas del capítulo II.

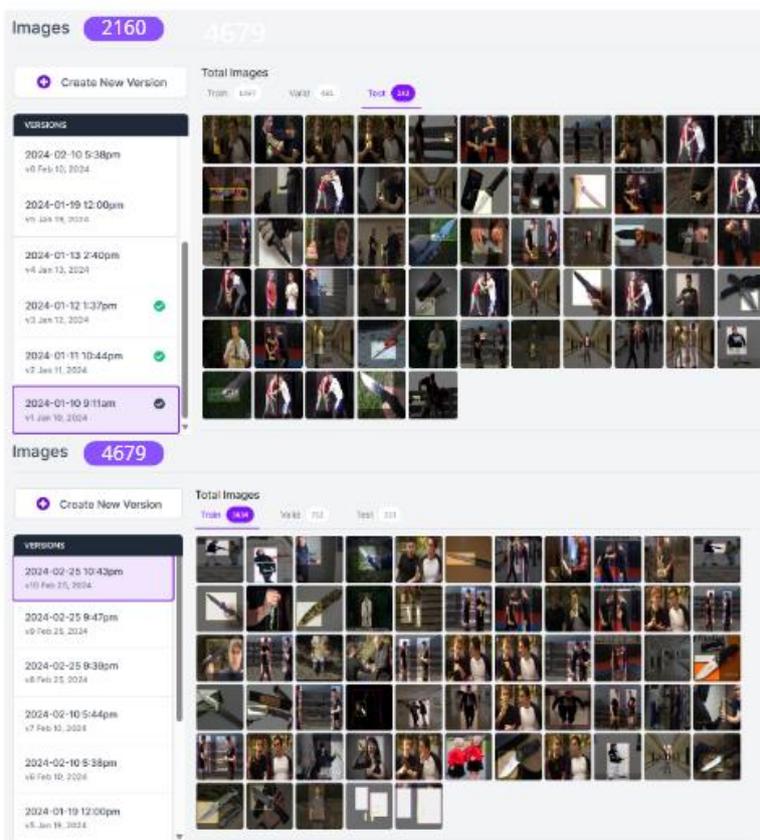
Pruebas del sistema de detección de armas blancas

Las pruebas se realizaron con el uso de cuatro clases captadas con la cámara 1 que son: Anderson, Bryan, Elias y Helen, y tres rutas por cada una dentro del entorno controlado del pasillo del segundo piso de la universidad de la ESPE sede Latacunga. En este punto, el modelo de detección de personas sospechosas tiene mejoras en la precisión de predicciones debido a que se aumentó nuevas imágenes en el dataset de cuchillos buscando un reajuste, el modelo empezó con 2160 imágenes, se puede comprobar lo mencionado en la Figura 37.

El escenario que se plantea para las pruebas, trata de que un individuo que camina con vista hacia la cámara 1 sosteniendo un cuchillo, en el mismo enfoque de las tres rutas. En las tablas: Tabla 28, Tabla 29, Tabla 30 y Tabla 31, se muestra la matriz de confusión. Para luego mostrar en la Tabla 32 el accuracy correspondiente a cada clase.

Figura 37

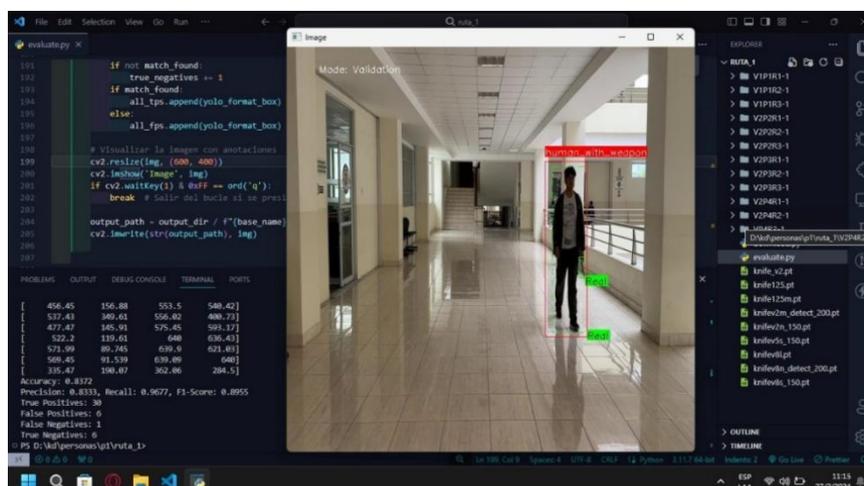
Modelo de detección de armas en la versión 1 con 2160 imágenes.



Nota. Se observa el número total de imágenes con el que se entrenó el primer modelo de detección de personas sospechosas y el total de imágenes del modelo actual.

Figura 38

Pruebas del sistema de detección de armas aplicadas a la clase Anderson.



Nota. Muestra la comparación resultado esperado y el resultado obtenido, con el que se obtiene los valores de la matriz de confusión y se calcula el accuracy, así mismo por cada clase.

Tabla 28

Matriz de confusión de la detección de armas de la clase Anderson, con tres rutas distintas.

Cámara 1		
	Positivos	Negativos
Ruta N°1		
Positivos	26 (VP)	10 (FP)
Negativos	3 (FN)	13 (VN)
Ruta N°2		
Positivos	32 (VP)	8 (FP)
Negativos	4 (FN)	12 (VN)
Ruta N°3		
Positivos	30 (VP)	3(FP)
Negativos	3(FN)	6(VN)

Tabla 29

Matriz de confusión de la detección de armas de la clase Bryan, con tres rutas distintas.

Cámara 1		
	Positivos	Negativos
Ruta N°1		
Positivos	30 (VP)	41 (FP)
Negativos	1 (FN)	43 (VN)
Ruta N°2		
Positivos	28(VP)	40 (FP)
Negativos	2 (FN)	48 (VN)

Cámara 1		
Ruta N°3		
Positivos	29 (VP)	37 (FP)
Negativos	3 (FN)	38 (VN)

Tabla 30

Matriz de confusión de la detección de armas de la clase Elias, con tres rutas distintas.

Cámara 1		
	Positivos	Negativos
Ruta N°1		
Positivos	22 (VP)	5 (FP)
Negativos	6 (FN)	5 (VN)
Ruta N°2		
Positivos	17 (VP)	6 (FP)
Negativos	1 (FN)	8 (VN)
Ruta N°3		
Positivos	17(VP)	4 (FP)
Negativos	4 (FN)	5 (VN)

Tabla 31

Matriz de confusión de la detección de armas de la clase Helen, con tres rutas distintas.

Cámara 1		
	Positivos	Negativos
Ruta N°1		
Positivos	14 (VP)	4 (FP)
Negativos	5 (FN)	5(VN)
Ruta N°2		

Cámara 1		
Positivos	26 (VP)	4 (FP)
Negativos	4 (FN)	6 (VN)
Ruta N°3		
Positivos	30 (VP)	2 (FP)
Negativos	5 (FN)	2 (VN)

Tabla 32

Resultados de las tres rutas de las 4 clases en el sistema de detección de personas sospechosas

Algoritmo	Métrica	Ruta N°1	Ruta N°2	Ruta N°3	Promedio	
Clase Anderson						
	Accuracy	0.7222	0.7857	0.8571	0.7883 ± 0.0551	
Clase Bryan						
	Accuracy	0.6348	0.6441	0.6262	0.6350 ± 0.0073	
YOLO8s	Clase Elías					
		Accuracy	0.7105	0.7813	0.7333	0.7417 ± 0.0295
	Clase Helen					
		Accuracy	0.6786	0.8000	0.8205	0.7664 ± 0.0626
	TOTAL				0.7829 ± 0.3862	

En base a los resultados calculados se obtiene un 78.29 % en el sistema de detección de personas sospechosas con armas blancas. La predicción de este cálculo está entre 63.50% que pertenece a la clase Elías y 78.83% concierne a la clase Anderson que corresponde al valor mínimo y máximo respectivamente, lo que significa que entra en el rango aceptable de la revisión de la literatura científica siendo esta el valor de 66.67%(Afandi & Isa, 2021) y 93% (Fathima Safa & Suguna, 2023).

Pruebas del algoritmo de Identificación facial

En estas pruebas se comprueba la exactitud con la que el sistema Identifica a las cuatro clases: Anderson, Bryan, Elias y Helen, a través del rostro. El escenario diseñado para comprobar el sistema es la siguiente: la persona camina de frente a la cámara 1, en donde se pueda observar el rostro de la persona sospechosa y para luego calcular la matriz de confusión, que están representadas en las tablas: Tabla 33, Tabla 34, Tabla 35 y Tabla 36, para luego realizar el cálculo de la métrica accuracy correspondiente para cada clase con lo cual se obtiene el promedio total y su desviación estándar mostrado en la Tabla 37.

Tabla 33

Matriz de confusión de la Identificación de personas sospechosas a través del rostro con la clase Anderson.

Cámara 2		
	Positivos	Negativos
Clase Anderson		
Positivos	114 (VP)	30 (FP)
Negativos	11 (FN)	16 (VN)

Tabla 34

Matriz de confusión de la Identificación de personas sospechosas a través del rostro con la clase Bryan.

Cámara 2		
	Positivos	Negativos
Clase Bryan		
Positivos	110 (VP)	14 (FP)
Negativos	8 (FN)	9 (VN)

Tabla 35

Matriz de confusión de la Identificación de personas sospechosas a través del rostro con la clase Elías.

Cámara 2		
	Positivos	Negativos
Clase Elías		
Positivos	87 (VP)	23 (FP)
Negativos	14 (FN)	14 (VN)

Tabla 36

Matriz de confusión de la Identificación de personas sospechosas a través del rostro con la clase Helen.

Cámara 2		
	Positivos	Negativos
Clase Helen		
Positivos	112 (VP)	12 (FP)
Negativos	8 (FN)	39 (VN)

Tabla 37

Resultado: porcentaje de predicción del sistema de Identificación por medio del rostro.

Clase	Escenario	Caracte rística	Predicción	Resultad o	Resultado obtenido	Porcentaje de predicción
Anderso n	Cámara 2	Facial	Identificado	Anderson	Anderson, Elias	0.7703
Bryan	Cámara 2		Identificado	Bryan	Bryan, Elias	0.8420
Elias	Cámara 2		Identificado	Elias	Elias	0.7261
Helen	Cámara 2		Identificado	Helen	Helen	0.9027

Clase	Escenario	Característica	Predicción	Resultado o esperado	Resultado obtenido	Porcentaje de predicción
PROMEDIO						0,8103 ± 0.0675

Según los resultados alcanzados en la Tabla 37, el accuracy promedio del sistema para la Re-Identificación de individuos basado en características biométrica facial es del 81.03%. Lo que demuestra que, a pesar de que el sistema muestra un alto nivel de exactitud en promedio, en la misma tabla se puede analizar la variabilidad de los resultados individuales es notable, puesto que genera como el valor más bajo de predicción la clase de Anderson con el 77.03% y el valor máximo con la clase de Helen el 90.27%, valor es válido a los encontrados en la literatura científica revisada 64.8 % (Yoshioka et al., 2021) a 91.30% (Nguyen et al., 2023). Estos resultados sugieren que mientras que para ciertos individuos la identificación puede ser muy precisa, en otros casos puede ser menos confiable, debido a las variaciones de iluminación.

Pruebas del algoritmo de Re-Identificación de silueta, textura y color

Por último, se prueba el sistema de Re-Identificación a través de características soft-biométricas como son: la silueta, textura y color. Esta empieza con la matriz de confusión para luego calcular la métrica de accuracy de cada clase mencionada previamente y por tres rutas diferentes. La información se muestra en la Tabla 38, Tabla 39, Tabla 40 y Tabla 41, a continuación.

Tabla 38

Matriz de confusión de la Re-Identificación de personas sospechosas a través de las características soft-biométricas con la clase Anderson.

Cámara 2	
Positivos	Negativos
Clase Anderson	

Cámara 2		
Positivos	216 (VP)	200 (FP)
Negativos	0 (FN)	0 (VN)

Tabla 39

Matriz de confusión de la Re-Identificación de personas sospechosas a través de las características soft-biométricas con la clase Bryan.

Cámara 2		
	Positivos	Negativos
Clase Bryan		
Positivos	317(VP)	206 (FP)
Negativos	0 (FN)	0 (VN)

Tabla 40

Matriz de confusión de la Re-Identificación de personas sospechosas a través de las características soft-biométricas con la clase Elias.

Cámara 2		
	Positivos	Negativos
Clase Elias		
Positivos	279 (VP)	17 (FP)
Negativos	0 (FN)	0 (VN)

Tabla 41

Matriz de confusión de la Re-Identificación de personas sospechosas a través de las características soft-biométricas con la clase Helen.

Cámara 2		
	Positivos	Negativos
Clase Anderson		

Cámara 2		
Positivos	215 (VP)	2 (FP)
Negativos	0 (FN)	0 (VN)

Tabla 42

Resultado: porcentaje de predicción del sistema de Re-Identificación por características soft-biométricas combinado.

Clase	Escenario	Característica	Predicción	Resultado o esperado	Resultado o obtenido	Porcentaje de predicción
Anderson	Cámara 2	Silueta, textura y color de la vestimenta	Identificado	Anderson	Anderson, Elias	0.5192
Bryan	Cámara 2		Identificado	Bryan	Bryan, Elias	0.6061
Elias	Cámara 2		Identificado	Elias	Elias	0.9426
Helen	Cámara 2		Identificado	Helen	Helen	0.9908
PROMEDIO						0.7647 ± 0.2368

Según los resultados alcanzados, el accuracy del sistema para Re-Identificar a una persona sospechosas con armas blancas a través de la silueta, textura y color de la vestimenta combinados es del 76.47%. La predicción de este cálculo varía entre el 51.92% para la clase Anderson y el 99.08% para la clase Helen, representando el valor mínimo y máximo respectivamente, de la misma manera que las pruebas del anterior módulo el valor entra en el rango al de la literatura científica revisada 64.8 % (Yoshioka et al., 2021) a 91.30% (Nguyen et al., 2023). La fluctuación de los resultados entre las dos clases más notorias Anderson y Elías es debido a la morfología de su cuerpo.

Limitaciones del sistema

Durante el desarrollo del software y la aplicación de pruebas se encontró algunas limitaciones que tiene el sistema actualmente, a continuación, se describen:

- En la detección y etiquetado del cuchillo se encuentran dificultades para reconocer objetos (cuchillos) a distancia y sólo se consiguen resultados fiables cuando la distancia a la cámara es de aproximadamente 4 metros.
- Durante las pruebas de cada ruta, se hizo evidente que la iluminación influye significativamente en el cálculo de la precisión. Por ejemplo, la ruta 1, caracterizada por una iluminación limitada, muestra una menor precisión, mientras que la ruta 2, situada en el centro del pasillo, demuestra en general una mejora en su exactitud.
- El sistema funciona con mayor eficacia cuando se ejecuta en un ordenador con características robustas, debido a la carga del sistema ya sea por el entrenamiento de los descriptores y modelos de silueta corporal, textura y color de la vestimenta. Utilizar un ordenador con especificaciones avanzadas mejora el rendimiento general, garantizando procesos de renderizado más fluidos. En cambio, si el proyecto se ejecuta en un ordenador básico, la velocidad de renderizado es notablemente inferior, lo que subraya la importancia de utilizar un sistema con capacidades mejoradas para que la experiencia del usuario sea óptima.
- Las características de las cámaras influyen considerablemente en el proceso de captura de imágenes y vídeos, ya que desempeñan un papel fundamental a la hora de conformar el conjunto de datos esenciales tanto para el desarrollo de modelos como para las pruebas integrales del sistema. Factores como la resolución, la capacidad de enfoque y la sensibilidad del sensor son esenciales, ya que influyen directamente en la diversidad y la calidad de los datos y, en última instancia, en la eficacia y resistencia generales del sistema.

Capítulo V

Conclusiones y Recomendaciones

En resumen, el análisis teórico, la implementación, los resultados y la evaluación del proyecto ofrecen una visión general del sistema de rastreo de personas en tiempo real para la detección y control de incidentes con armas blancas, a través de la Re-Identificación de personas, utilizando características biométricas y soft-biométricas. Es importante mencionar cuales son las conclusiones y recomendaciones del proyecto desarrollado.

Conclusiones

A continuación, se recapitulan las principales conclusiones derivadas del conjunto de la investigación:

- La indagación de información, referente al tema de investigación, se realizó en los diferentes motores de búsqueda como son Google Scholar, Scopus, IEES y WOS, lo que permitió conocer las técnicas de Visión por Computador, como descriptor de características biométricas y soft-biométricas y los modelos y/o algoritmos de Machine Learning como clasificador de las clases, los cuales se emplean en la detección y Re-Identificación de personas sospechosas con armas blancas, lo que facilita su implementación. Además, la investigación ayudó a comprender el espectro entre umbrales mínimos y máximos, en proyectos similares al propuesto.
- Para el desarrollo del sistema propuesto se realizó la detección de personas sospechosas mediante un modelo propio pre-entrenado de armas blancas, el sistema detecta a una persona como sospechosa el sistema lo Re-Identifica este individuo catalogado como peligroso a través de características biométricas: el rostro y soft-biométricas: silueta, textura y color de la vestimenta, en distintos momentos y/o lugares, para lo cual se utiliza las técnicas de Visión por Computador (a través de los descriptor LBP, HoG, HCH y Binary Mask) y de modelos y/o algoritmos de Machine Learning (SVM). Además, se realiza el rastreo por medio del trazo de una línea de trayectoria, cumpliendo con el objetivo general del sistema.

- Para genera el modelo de armas blancas se recopilo y etiqueto alrededor de 4679 imágenes entre personas, personas con cuchillos y solo cuchillos con ayuda de Roboflow, con el fin de entrenar el modelo, lo que dio buenos resultados en la detección de armas, obteniendo un 78.29 ± 38.62 %, valor que está en los rangos aceptables de la literatura científica, 66.67%(Afandi & Isa, 2021) y 93% (Fathima Safa & Suguna, 2023). Además, el modelo de Re-identificación de personas se construye en tiempo real, obteniendo una dataset con la extracción de la silueta corporal, textura y color y una exactitud de 76.47 ± 23.68 %, valor que está en los rangos aceptables de la literatura científica, 64.8 % (Yoshioka et al., 2021) a 91.30% (Nguyen et al., 2023). Con resultado final el sistema presenta un accuracy de 78.29 % para la detección de personas sospechosas con armas blancas (cuchillos), el 76.47 % para Re-Identificación de la persona sospechosa a través de las características soft-biométricas, el cual se analizó que si entra dentro de los rangos de aceptables.
- Se utilizó la metodología SCRUM para el diseño e implementación del sistema, un marco que promueve un entorno de proyecto organizado y colaborativo entre los miembros del equipo. Su objetivo es adaptarse con flexibilidad a las necesidades de los usuarios y a los requisitos cambiantes representados en Historias de Usuarios. La metodología divide el proyecto en Sprints manejables, lo que permite entregas incrementales cada cierto tiempo. Este enfoque iterativo garantiza que cada parte del sistema se evalúe a fondo a medida que se desarrolla, evitando la acumulación de errores potencialmente costosos que podrían surgir si sólo se identificaran al final del proyecto, dando como resultado un sistema de videovigilancia y Re-Identificación de personas sospechosa con sus respectivas retroalimentaciones lo que haría ser un sistema funcional.
- El proyecto se plantea como objetivos futuros: a corto plazo, lograr la máxima precisión en la detección de armas y la Re-Identificación de individuos portadores de armas; a mediano plazo, expandirse progresivamente a diversos entornos del mundo real; y a

largo plazo, i) colaborar con organizaciones gubernamentales para la implantación del sistema en contextos de seguridad críticos, y ii) desarrollar un sistema de videovigilancia para dispositivos móviles.

Recomendaciones

A continuación, se presenta las recomendaciones que se sugiere para el sistema propuesto:

- Considerar las limitaciones del sistema señaladas en las conclusiones, factores que influyen al seleccionar el entorno adecuado para realizar las pruebas y validaciones del sistema.
- Obtener los recursos necesarios en cuanto a infraestructura y tecnología, por parte de la carrera, para que los estudiantes lleven a cabo estos tipos de trabajos, ya que limita el accionar de los futuros profesionales.

Bibliografía

- Aboah, A., Wang, B., Bagci, U., & Adu-Gyamfi, Y. (2023). *Real-Time Multi-Class Helmet Violation Detection Using Few-Shot Data Sampling Technique and YOLOv8*. 5350-5358. https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023W/AICity/html/Aboah_Real-Time_Multi-Class_Helmet_Violation_Detection_Using_Few-Shot_Data_Sampling_Technique_CVPRW_2023_paper.html
- Afandi, W. E. I. B. W. N., & Isa, N. M. (2021). *Object Detection: Harmful Weapons Detection Using YOLOv4*. 2021-August, 63-70. Scopus.
<https://doi.org/10.1109/ISWTA52208.2021.9587423>
- Aguilar, C. (2003). *Seguimiento de una persona en tiempo real utilizando métodos derivativos*. [Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey].
https://repositorio.tec.mx/bitstream/handle/11285/568698/DocsTec_1116.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Ahmad, M., Ahmed, I., Ullah, K., Khan, I., Khattak, A., & Adnan, A. (2019). Energy Efficient Camera Solution for Video Surveillance. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (Ijacs)*, 10(3), Article 3.
<https://doi.org/10.14569/IJACSA.2019.0100367>
- Ahonen, T., Hadid, A., & Pietikainen, M. (2006). Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(12), 2037-2041. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2006.244>
- Alejandra, M.-O. D. (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. <https://doi.org/10.1016/j.riit.2016.06.010>
- An, L., Chen, X., Kafai, M., Yang, S., & Bhanu, B. (2013). Improving person re-identification by soft biometrics based reranking. *2013 Seventh International Conference on Distributed Smart Cameras (ICDSC)*, 1-6.
<https://doi.org/10.1109/ICDSC.2013.6778216>

- Andrade Carrera, H., Sinche Maita, S., & Hidalgo Lascano, P. (2021). Modelo para detectar el uso correcto de mascarillas en tiempo real utilizando redes neuronales convolucionales. *Revista de Investigación en Tecnologías de la Información: RITI*, 9(Extra 17), 111-120.
- Arpi, J. M. (2022). *Evaluación de la lesión por armas en pacientes adultos atendidos en el servicio de emergencia del hospital de especialidades jose carrasco arteaga-cuenca, 2015-2020* [Trabajo de Titulación, UCUENCA]. pdf.
<https://dspace.ucuenca.edu.ec/bitstream/123456789/40323/1/Trabajo-de-Titulacion.pdf>
- Ballarò, B., Isgrò, F., & Tegolo, D. (2004). Silhouette encoding and synthesis using elliptic Fourier descriptors, and applications to videoconferencing. *Journal of Visual Languages and Computing*, 15(5), 391-408. Scopus.
<https://doi.org/10.1016/j.jvlc.2003.10.004>
- Basilio, J., Torres, G., Sanchez-Perez, G., Toscano, K., Perez-Meana, H., & Escamilla-Hernandez, E. (2011). Explicit Content Image Detection. *Signal & Image Processing*, 1. <https://doi.org/10.5121/sipij.2010.1205>
- Blog Weah. (2021, mayo 29). *Detección de conductas sospechosas*.
<https://es.slideshare.net/weahacuario/deteccin-de-conductas-sospechosas>
- Borja-Robalino, R., Monleon-Getino, A., & Benedé, J. (2020, febrero 5). *Estandarización de Métricas de Rendimiento para Clasificadores Machine y Deep Learning*.
- Calahorrano, D. X. G., Yépez, J. F. R., & Jiménez, M. S. (2006). *Implementación de un sistema distribuido de autenticación biométrica basado en la detección e identificación de rostros humanos en imágenes extraídas de secuencias de vídeo*.
<https://bibdigital.epn.edu.ec/bitstream/15000/378/1/CD-0329.pdf>
- Cambridge dictionary, C. dictionary. (2024, enero 17). *Seguimiento* [Cambridge dictionary]. Cambridge dictionary. <https://dictionary.cambridge.org/es/diccionario/espanol-ingles/seguimiento>

- Cantero, A., & Martínez, E. (s. f.). *Visión por computadora: Identificación, clasificación y seguimiento de objetos*. 12.
- Castillo Lamas, A., Tabik, S., Pérez Hernández, F., Olmos Pimentel, R., & Herrera Triguero, F. (2018). Preprocesamiento guiado por luminosidad para la detección automática de armas blancas en video vigilancia con Deep Learning. *XVIII Conferencia de la Asociación Española para la Inteligencia Artificial (CAEPIA 2018): avances en Inteligencia Artificial. 23-26 de octubre de 2018 Granada, España, 2018, ISBN 978-84-09-05643-9, págs. 145-150, 145-150.*
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7373767>
- Cohn, M. (2004). *User stories applied: For agile software development*. Addison-Wesley.
- Cuello Navarro, J., Barraza Peña, C., & Escorcía Gutiérrez, J. (2020). Una revisión de los métodos de Deep Learning aplicados a la detección automatizada de la retinopatía diabética. *Sextante*, 23, 12-27.
- Dantcheva, A., Elia, P., & Ross, A. (2016). What Else Does Your Biometric Data Reveal? A Survey on Soft Biometrics. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 11(3), 441-467. <https://doi.org/10.1109/TIFS.2015.2480381>
- Deemer, P., Benefield, G., Larman, C., & Vodde, B. (2009). *Información básica de scrum (The scrum primer)*. https://goodagile.com/scrumpriemer/scrumpriemer_es.pdf
- Doshi, N., & Schaefer, G. (2012). A comparative analysis of local binary pattern texture classification. *2012 Visual Communications and Image Processing*, 1-6.
<https://doi.org/10.1109/VCIP.2012.6410773>
- Dugyala, R., Vishnu Vardhan Reddy, M., Tharun Reddy, C., & Vijendar, G. (2023). *Weapon Detection in Surveillance Videos Using YOLOV8 and PELSF-DCNN*. 391. Scopus.
<https://doi.org/10.1051/e3sconf/202339101071>
- Ebrahimzadeh, R., & Jampour, M. (2014). Efficient Handwritten Digit Recognition based on Histogram of Oriented Gradients and SVM. *International Journal of Computer Applications*, 104, 10-13. <https://doi.org/10.5120/18229-9167>

- Erkut, U., Bostancioğlu, F., Erten, M., Özbayoğlu, A. M., & Solak, E. (2019). HSV Color Histogram Based Image Retrieval with Background Elimination. *2019 1st International Informatics and Software Engineering Conference (UBMYK)*, 1-5. <https://doi.org/10.1109/UBMYK48245.2019.8965513>
- Escobar Sivianes, I. (2023). *Detección de mascarillas mediante el uso de YOLOv5*. <https://idus.us.es/handle/11441/149659>
- Fathima Safa, K. U., & Suguna, M. (2023). *Subduing Crime and Threat in Real-Time by Detecting Weapons Using Yolov8*. 864-868. Scopus. <https://doi.org/10.1109/ICCPCT58313.2023.10245146>
- Ferrari, M. (2016). *Protocolo de descripción de armas*. <https://senip.cultura.gob.ar/wp-content/uploads/2016/09/PROTOCOLO-ARMAS.pdf>
- García López, G. (2023, septiembre 6). *Evaluación de la fragilidad para mejorar la interacción humano-robot con un robot móvil asistencial*. <https://repositorio.upct.es/handle/10317/12677>
- García-Olalla, O., & Alegre, E. (s. f.). *Descripción de textura en imágenes utilizando local binary pattern (LBP)*.
- Ghiță, A. Ștefania, & Florea, A. M. (2022). Real-Time People Re-Identification and Tracking for Autonomous Platforms Using a Trajectory Prediction-Based Approach. *Sensors*, 22(15), Article 15. <https://doi.org/10.3390/s22155856>
- Gil-Vera, V. D., & Seguro-Gallego, C. (2022). Machine learning aplicado al análisis del rendimiento de desarrollos de software. *Revista Politécnica*, 18(35), Article 35. <https://doi.org/10.33571/rpolitec.v18n35a9>
- González Bartolomé, S. (2019). *Algoritmo de extracción de características faciales para la clasificación de individuos por edad*. <https://uvadoc.uva.es/handle/10324/37786>
- Heaton, J. (2018). Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, 19(1), 305-307. <https://doi.org/10.1007/s10710-017-9314-z>

- Henao, C. (Director). (2018, junio 27). #3. *SCRUM en 6 minutos | Metodologías Ágiles*.
<https://www.youtube.com/watch?v=HhC75lonpOU>
- Hernández, A. Z., Rosales, G. A. G., Santiago, H. J. J., & Lee, M. M. (2022). Métricas de rendimiento para evaluar el aprendizaje automático en la clasificación de imágenes petroleras utilizando redes neuronales convolucionales. *Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar*, 6(5), 4624-4637. https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v6i5.3420
- Huang, X., Dhall, A., Goecke, R., Pietikainen, M., & Zhao, G. (2018). Multimodal Framework for Analyzing the Affect of a Group of People. *IEEE Transactions on Multimedia*, 20(10), 2706-2721. Scopus. <https://doi.org/10.1109/TMM.2018.2818015>
- Iguernaissi, R., Merad, D., Aziz, K., & Drap, P. (2019). People tracking in multi-camera systems: A review. *Multimedia Tools and Applications*, 78(8), 10773-10793.
<https://doi.org/10.1007/s11042-018-6638-5>
- imagen-scikit. (2023). *Histograma de gradientes orientados—Documentación de skimage 0.22.0*. https://scikit-image.org/docs/stable/auto_examples/features_detection/plot_hog.html
- Iñiguez Durazno, M. E., & Pérez Delvicier, J. J. (2022). “Diseño e implementación de un sistema de seguridad mediante sensores inductivos y lectores QR codes para el control de acceso y detección de objetos que puedan representar una amenaza, aplicado al ingreso de personas en la Empresa Pacent S.A.” [Universidad de Guayaquil. Facultad de Ciencias Matemáticas y Físicas. Carrera de Ingeniería en Networking y Telecomunicaciones]. <http://repositorio.ug.edu.ec/handle/redug/67400>
- Jain, A., Dass, S., & Nandakumar, K. (2004). Can soft biometric traits assist user recognition? *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 5404. <https://doi.org/10.1117/12.542890>
- Jaswanth, P., chowdary, P. Y., & Ramprasad, M. V. S. (2023). Deep learning based intelligent system for robust face spoofing detection using texture feature

- measurement. *Measurement: Sensors*, 29, 100868.
<https://doi.org/10.1016/j.measen.2023.100868>
- Kayes, I., Sarker, M., & Chakareski, J. (2016). Product backlog rating: A case study on measuring test quality in scrum. *Innovations in Systems and Software Engineering*, 12(4), 303-317. <https://doi.org/10.1007/s11334-016-0271-0>
- Liu, C., Lu, X., Ji, S., & Geng, W. (2014). A fog level detection method based on image HSV color histogram. *2014 IEEE International Conference on Progress in Informatics and Computing*, 373-377. <https://doi.org/10.1109/PIC.2014.6972360>
- Mamani Rodriguez, Z. (2022). Proceso de machine learning para determinar la demanda social de puestos de empleo de profesionales de TI. *Industrial Data*, 25(2), 275-300. <https://doi.org/10.15381/idata.v25i2.21643>
- Mariño, S. I., & Alfonzo, P. L. (2014). *Implementación de SCRUM en el diseño del proyecto del Trabajo Final de Aplicación*. 19(4).
- Monte Galiano, J. (2016). *Implantar scrum con éxito*. Editorial UOC.
<https://elibro.net/es/ereader/espe/58575>
- Müller, V. C., & Bostrom, N. (2016). Future Progress in Artificial Intelligence: A Survey of Expert Opinion. En V. C. Müller (Ed.), *Fundamental Issues of Artificial Intelligence* (pp. 555-572). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-26485-1_33
- Nasry, A., Ezzahout, A., & Omary, F. (2023). PEOPLE TRACKING IN VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE. *Journal of Automation, Mobile Robotics and Intelligent Systems*, 17(1), 59-68. Scopus.
<https://doi.org/10.14313/jamris-1-2023-8>
- Nguyen, H. X., Hoang, D. N., Nguyen, T. V., Dang, T. M., Pham, A. D., & Nguyen, D.-T. (2023). Person re-identification from multiple surveillance cameras combining face and body feature matching. *Modern Physics Letters B*, 37(19). Scopus.
<https://doi.org/10.1142/S0217984923400316>

- Norris, C., McCahill, M., & Wood, D. (2004). The Growth of CCTV: A global perspective on the international diffusion of video surveillance in publicly accessible space. *Surveillance & Society*, 2(2/3). <https://doi.org/10.24908/ss.v2i2/3.3369>
- Osorio, A. E., Calvo, S. A. F., & Holguín, L. G. A. (2015). Morphological analysis for automatized visual inspection using reduced HOG. *2015 10th Computing Colombian Conference (10CCC)*, 278-285. <https://doi.org/10.1109/ColumbianCC.2015.7333435>
- Pérez, O. A. (2011). Cuatro enfoques metodológicos para el desarrollo de Software RUP – MSF – XP - SCRUM. *INVENTUM*, 6(10), Article 10. <https://doi.org/10.26620/uniminuto.inventum.6.10.2011.64-78>
- Prado, K. S. do. (2017). *Face Recognition: Understanding LBPH Algorithm*. Medium. <https://towardsdatascience.com/face-recognition-how-lbph-works-90ec258c3d6b>
- Ramírez, M., Salgado, M. del C., Ramírez, H., Manrique, E., Osuna, N., & Rosales, R. (2018). *Metodología SCRUM y desarrollo de Repositorio Digital—ProQuest*. <https://www.proquest.com/openview/7635ce5360bdb82d0c42c815e17f8323/1?pq-origsite=gscholar&cbl=1006393>
- Ramos Alonso, J. A. (2016). *Generación de algoritmos para clasificación de obstáculos* [Bachelor thesis]. <https://e-archivo.uc3m.es/handle/10016/26997>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 779-788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Reid, D. A., Samangoei, S., Chen, C., Nixon, M. S., & Ross, A. (2013). Chapter 13 - Soft Biometrics for Surveillance: An Overview. En C. R. Rao & V. Govindaraju (Eds.), *Handbook of Statistics* (Vol. 31, pp. 327-352). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-53859-8.00013-8>
- Ribaric, S., Ariyaeenia, A., & Pavesic, N. (2016). De-identification for privacy protection in multimedia content: A survey. *Signal Processing: Image Communication*, 47, 131-151. <https://doi.org/10.1016/j.image.2016.05.020>

- Rodríguez, C., & Dorado Vicente, R. (2015). ¿Por qué implementar Scrum? *Revista ONTARE*, 3(1), 125-144.
- Rodríguez, R. (2017). *Video sensor para la detección y seguimiento de personas*. [Tesis, Universidad de las Ciencias Informáticas].
https://repositorio.uci.cu/jspui/bitstream/123456789/9419/1/TD_08998_17.pdf
- Sachdeva, S. (2016). Scrum Methodology. *International Journal Of Engineering And Computer Science*. <https://doi.org/10.18535/ijecs/v5i6.11>
- San Román Lana, I. (2020). *Sistema context-aware de videovigilancia inteligente bajo el paradigma edge-computing* (p. 1) [Http://purl.org/dc/dcmitype/Text, Universidad Rey Juan Carlos]. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/tesis?codigo=303628>
- 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), Article 3.
<https://revistatelematica.cujae.edu.cu/index.php/tele/article/view/347>
- Santos, T., Oliveira, H., & Cunha, A. (2024). Systematic review on weapon detection in surveillance footage through deep learning. *Computer Science Review*, 51, 100612.
<https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2023.100612>
- Sarkar, S., Phillips, P. J., Liu, Z., Vega, I. R., Grother, P., & Bowyer, K. W. (2005). The humanID gait challenge problem: Data sets, performance, and analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27(2), 162-177.
<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2005.39>
- Schierwagen, A. (2001). Vision as Computation, or: Does a Computer Vision System Really Assign Meaning to Images? En M. Matthies, H. Malchow, & J. Kriz (Eds.), *Integrative Systems Approaches to Natural and Social Dynamics* (pp. 579-587). Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-56585-4_37

- Sharma, L. (2019). An Improved Local Binary Patterns Histograms Technique for Face Recognition for Real Time Applications. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8, 524-529. <https://doi.org/10.35940/ijrte.B1098.0782S719>
- Sudharson, D., Srinithi, J., Akshara, S., Abhirami, K., Sriharshitha, P., & Priyanka, K. (2023). Proactive Headcount and Suspicious Activity Detection using YOLOv8. *Procedia Computer Science*, 230, 61-69. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.12.061>
- Szeliski Richard. (2010). *Computer Vision: Algorithms and Applications*. https://www.cs.ccu.edu.tw/~damon/tmp/SzeliskiBook_20100903_draft.pdf
- Tang, Y. (2015). *Deep Learning using Linear Support Vector Machines* (arXiv:1306.0239). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1306.0239>
- Treviño, M., Zhu, X., Lu, Y. Y., Scheuer, L. S., Passell, E., Huang, G. C., Germine, L. T., & Horowitz, T. S. (2021). How do we measure attention? Using factor analysis to establish construct validity of neuropsychological tests. *Cognitive Research: Principles and Implications*, 6(1), 51. <https://doi.org/10.1186/s41235-021-00313-1>
- Truong Cong, D.-N., Khoudour, L., Achard, C., Meurie, C., & Lezoray, O. (2010). People re-identification by spectral classification of silhouettes. *Signal Processing*, 90(8), 2362-2374. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2009.09.005>
- vectorsolutions, vectorsolutions. (2021). *Understanding Suspicious Activity*. Vector Solutions. <https://www.vectorsolutions.com/resources/blogs/understanding-suspicious-activity/>
- Wu Jiajie, Xu Xianghua, & Yang Junyan. (2023, mayo 8). *Object Detection and X-Ray Security Imaging: A Survey*. <https://ieeexplore.ieee.org/document/10120944>
- Yachmetz, P. (2021, febrero 21). *Event Security: Recognizing Suspicious Activity*. LinkedIn. <https://www.linkedin.com/pulse/event-security-recognizing-suspicious-activity-pete-yachmetz>
- Yoshioka, T., Awai, S., & Konno, T. (2021). *Improving Person Re-Identification Based on Human Height Information*. 7th International Conference on Engineering and

Emerging Technologies, ICEET 2021. Scopus.

<https://doi.org/10.1109/ICEET53442.2021.9659652>

Zhang, G., Huang, X., Li, S. Z., Wang, Y., & Wu, X. (2005). Boosting Local Binary Pattern (LBP)-Based Face Recognition. En S. Z. Li, J. Lai, T. Tan, G. Feng, & Y. Wang (Eds.), *Advances in Biometric Person Authentication* (pp. 179-186). Springer.

https://doi.org/10.1007/978-3-540-30548-4_21

Zhang, H., Guo, J., Deng, C., Fan, Y., & Gu, F. (2019). *Can Video Surveillance Systems Promote the Perception of Safety? Evidence from Surveys on Residents in Beijing, China*. <https://doi.org/10.3390/su11061595>

Zhang, Y., Sun, P., Jiang, Y., Yu, D., Weng, F., Yuan, Z., Luo, P., Liu, W., & Wang, X. (2022). *ByteTrack: Multi-Object Tracking by Associating Every Detection Box* (arXiv:2110.06864). arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.06864>

Zhao, W., Chellappa, R., Phillips, P. J., & Rosenfeld, A. (2003). Face recognition: A literature survey. *Encuestas de Computación ACM*, 35(4), 399-458.

<https://doi.org/10.1145/954339.954342>

Anexos