



**UNIVERSIDAD UTE**

**FACULTAD DE CIENCIAS DE LA INGENIERÍA E  
INDUSTRIAS  
CARRERA DE INGENIERÍA MECATRÓNICA**

**SISTEMA DE ESTIMACIÓN DE LA POSICIÓN DE LA  
EXTREMIDAD SUPERIOR E INFERIOR MEDIANTE REDES  
NEURONALES PROFUNDAS Y VISIÓN POR COMPUTADORA**

**TRABAJO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO  
DE INGENIERO EN MECATRÓNICA**

**ALEXANDER SEBASTIÁN GUERRERO HARO**

**DIRECTOR: PhD.BONILLA VENEGAS FÉLIX VLADIMIR.**

**Quito, Agosto 2020**

© Universidad UTE 2020.

Reservados todos los derechos de reproducción

# FORMULARIO DE REGISTRO BIBLIOGRÁFICO

## PROYECTO DE TITULACIÓN

DATOS DE CONTACTO	
CÉDULA DE IDENTIDAD:	1004442123
APELLIDO Y NOMBRES:	Guerrero Haro Alexander Sebastián
DIRECCIÓN:	Av. Giovanni Calles y Rio Peripe
EMAIL:	alexandergh2010@hotmail.com
TELÉFONO FIJO:	
TELÉFONO MOVIL:	0959205936

DATOS DE LA OBRA	
TÍTULO:	Sistema de estimación de la posición de la extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas y visión por computadora
AUTOR O AUTORES:	Guerrero Haro Alexander Sebastián
FECHA DE ENTREGA DEL PROYECTO DE TITULACIÓN:	
DIRECTOR DEL PROYECTO DE TITULACIÓN:	PhD. Bonilla Venegas Félix Vladimir
PROGRAMA	<b>PREGRADO</b> <input checked="" type="checkbox"/> <b>POSGRADO</b> <input type="checkbox"/>
TÍTULO POR EL QUE OPTA:	Ingeniero en Mecatrónica
RESUMEN: Mínimo 250 palabras	<p>El presente proyecto propone la elaboración de un sistema de estimación de la posición de la extremidad superior e inferior para el movimiento de flexión y extensión del cuerpo humano sobre el plano sagital. Se utilizó la metodología mecatrónica con base en el modelo en V para desarrollar el sistema. La etapa inicial es la definición de los requerimientos, los más importantes son la utilización de una cámara colocada sobre una estructura móvil para la adquisición de imágenes, marcadores visuales cuadrados de 5 cm, interfaz gráfica bajo lenguaje Python y almacenamiento de imágenes e información de cada usuario.</p> <p>Posterior se realizó el diseño conceptual y el diseño específico y como producto principal se definió la estructura de la red neuronal convolucional Caffenet que tiene 16 capas ocultas convolucionales para la creación de mapas de características de la imagen de entrada y 3 capas completamente conectadas para la predicción de los mapas de confianza y los campos vectoriales de afinidad entre los puntos articulares. Adicional</p>

	<p>se diseñó un stand para la adquisición de imágenes y análisis de las extremidades del cuerpo humano mediante visión por computadora, que consta de: la base para la cámara, marcadores visuales, algoritmo de estimación de la posición, interfaz gráfica de usuario para la adquisición y el registro de imágenes, finalmente un registro de información de cada usuario. La aplicación y la red neuronal profunda se desarrollaron en el lenguaje de programación Python integrando las bibliotecas OpenCV para visión artificial y la biblioteca de código abierto para aprendizaje profundo TensorFlow. El algoritmo desarrollado permite la estimación de los puntos y líneas articulares en entornos de luz controlada. La efectividad del algoritmo se midió mediante una matriz de confusión de datos, que determina el error de estimación, la precisión, y la exactitud. La validación de los ángulos articulares se realizó mediante un goniómetro manual. Finalmente se obtuvo un sistema capaz de estimar la posición de la extremidad superior e inferior y calcular los ángulos articulares para el movimiento de flexión y extensión mediante visión por computadora.</p>
<p><b>PALABRAS CLAVES:</b></p>	<p><b>Visión por computadora, imagen, marcador visual, algoritmo de estimación de ángulos de flexión y extensión, redes neuronales profundas. Python, OpenCV. TensorFlow.</b></p>
<p><b>ABSTRACT:</b></p>	<p>This project proposes the development of a system for estimating the position of the upper and lower limb for the flexion and extension movement of the human body on the sagittal plane. The mechatronic methodology based on the V model was used to develop the system. The initial stage is the definition of the requirements, the most important are the use of a camera placed on a movable structure for the acquisition of images, square visual markers of 5 cm, graphical interface under Python language and storage of images and information of each user.</p> <p>Subsequently, the conceptual design and the specific design were carried out and as the main product the structure of the CaffeNet convolutional neural network was defined, which has 16 hidden convolutional layers for the creation of feature maps of the input image and 3 completely connected layers for prediction. Of the confidence maps and the vector fields of affinity between the joint points. Additionally, a stand was designed for the acquisition of images and analysis of the extremities of the human body through</p>

	<p>computer vision, which consist of: the base for the camera, visual markers, algorithm for estimating the position, graphical user interface for the acquisition and the registration of images and finally a registration of information for each user. The application and the deep neural network were developed in the Python programming language integrating the OpenCV libraries for computer vision and the open source library for deep learning TensorFlow. The developed algorithm allows the estimation of joint points and lines in controlled light environments. The effectiveness of the algorithm was measured using a data confusion matrix, which determines the estimation error, precision, and accuracy. The validation of the joint angles was carried out using a manual goniometer. Finally, a system capable of estimating the position of the upper and lower limb and calculating the joint angles for the flexion and extension movement by computer vision was obtained. The validation of the articular angles was given by means of a manual goniometer used in the Physiotherapy area of medical centers. Finally, a system was obtained capable of estimating the position of the upper and lower limb and calculating the joint angles for flexion and extension movement using computer vision.</p>
<p><b>KEYWORDS</b></p>	<p><b>Computer vision, image, visual marker, flexion and extension angle estimation algorithm, deep neural networks. Python, OpenCV, TensorFlow.</b></p>

Se autoriza la publicación de este Proyecto de Titulación en el Repositorio Digital de la Institución.



f: \_\_\_\_\_

GUERRERO HARO ALEXANDER SEBASTIÁN  
1004442123

## DECLARACIÓN Y AUTORIZACIÓN

Yo, **GUERRERO HARO ALEXANDER SEBASTIÁN**, CI: 1004442123 autor/a del proyecto titulado: **Sistema de estimación de la posición de la extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas y visión por computadora** previo a la obtención del título de **INGENIERÍA EN MECATRÓNICA** en la Universidad UTE.

1. Declaro tener pleno conocimiento de la obligación que tienen las Instituciones de Educación Superior, de conformidad con el Artículo 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior, de entregar a la SENESCYT en formato digital una copia del referido trabajo de graduación para que sea integrado al Sistema Nacional de información de la Educación Superior del Ecuador para su difusión pública respetando los derechos de autor.
2. Autorizo a la BIBLIOTECA de la Universidad UTE a tener una copia del referido trabajo de graduación con el propósito de generar un Repositorio que democratice la información, respetando las políticas de propiedad intelectual vigentes.

Quito, 19 de agosto del 2020.



f: \_\_\_\_\_

**GUERRERO HARO ALEXANDER SEBASTIÁN**

1004442123

## DECLARACIÓN

Yo **GUERRERO HARO ALEXANDER SEBASTIÁN**, declaro que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Universidad UTE puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normativa institucional vigente.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Alexander Guerrero', enclosed within a blue oval. Below the oval is a horizontal line.

GUERRERO HARO ALEXANDER SEBASTIÁN

C.I.1004442123

## CERTIFICACIÓN DEL TUTOR

En mi calidad de tutor de tesis de grado, certifico que el presente trabajo que lleva por título **Sistema de estimación de la posición de la extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas y visión por computadora** para aspirar al título de **Ingeniero/a en Mecatrónica** fue desarrollado por **Guerrero Haro Alexander Sebastián**, bajo mi dirección y supervisión, en la Facultad de Ciencias de la Ingeniería e Industrias; y que dicho trabajo cumple con las condiciones requeridas para ser sometido a la presentación pública y evaluación por parte del Jurado examinador que se designe.



Bonilla Venegas Félix Vladimir, PhD.

**DIRECTOR DEL TRABAJO**

C.I.1710300045



## DECLARACION JURAMENTADA DEL AUTOR

Yo, Alexander Sebastián Guerrero Haro, portador(a) de la cédula de identidad N°1004442123, declaro que el trabajo aquí descrito es de mi autoría, que no ha sido previamente presentado para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en ese documento.

La Universidad UTE puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normativa institucional vigente.



---

GUERRERO HARO ALEXANDER SEBASTIÁN

C.I.1004442123

## **DEDICATORIA**

Quiero dedicar este trabajo de titulación a Dios quien me ha permitido culminar con gran satisfacción mi carrera universitaria.

A mis padres quienes son los pilares fundamentales de mi vida realizando sacrificios tanto en lo económico como en lo moral, dándome mejores oportunidades de vida y motivándome a ser mejor estudiante, profesional, hijo, amigo y hermano.

# ÍNDICE DE CONTENIDO

	PÁGINA
<b>RESUMEN</b> .....	<b>1</b>
<b>ABSTRACT</b> .....	<b>2</b>
<b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>3</b>
<b>2. METODOLOGÍA</b> .....	<b>13</b>
2.1. REQUERIMIENTOS.....	14
2.2. DISEÑO CONCEPTUAL.....	15
2.2.1. DIAGRAMA DE DEFINICIÓN DE BLOQUES.....	16
2.3. FUNCIONALIDAD DEL SISTEMA.....	19
2.4. DISEÑO ESPECÍFICO DEL SISTEMA.....	20
2.4.1. ESTRUCTURA MECÁNICA.....	20
2.4.2. CÁMARA.....	21
2.4.3. MARCADORES VISUALES.....	22
2.5. ADQUISICIÓN DE IMAGEN.....	25
2.5.1. PROCESAMIENTO Y SEGMENTACIÓN DE LA IMAGEN.....	25
2.5.2. ALGORITMO DE ESTIMACIÓN DE POSICIÓN.....	26
2.6. CÁLCULO DE ÁNGULOS ARTICULARES.....	35
2.6.1. EXTREMIDAD SUPERIOR.....	35
2.6.2. EXTREMIDAD INFERIOR.....	39
2.7. INTERFAZ DE USUARIO.....	42
2.7.1. INGRESO DE DATOS.....	42
2.7.2. ADQUISICIÓN DE DATOS.....	43
2.7.3. LECTURA DE DATOS.....	45
2.8. BASE DE DATOS.....	47
2.9. INTEGRACIÓN DEL SISTEMA.....	48
2.10. PRODUCTO.....	49
<b>3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN</b> .....	<b>51</b>
3.1. COSTO DEL SISTEMA.....	51
3.2. VERIFICACIÓN Y VALIDACIÓN.....	51
3.2.1. VALIDACIÓN DEL ALGORITMO.....	51
3.2.2. VALIDACIÓN ÁNGULOS ARTICULARES.....	62
<b>4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES</b> .....	<b>67</b>
CONCLUSIONES.....	66
RECOMENDACIONES.....	67
<b>BIBLIOGRAFÍA</b> .....	<b>68</b>
<b>ANEXOS</b> .....	<b>66</b>

# ÍNDICE DE TABLA

	<b>PÁGINA</b>
<b>Tabla 1.</b> Componentes de la estructura de la cámara. ....	21
<b>Tabla 2.</b> Ficha de información de cada usuario. ....	47
<b>Tabla 3.</b> Características del sistema. ....	50
<b>Tabla 4.</b> Costo de fabricación del sistema. ....	51
<b>Tabla 5.</b> Predicción del movimiento de extensión de la extremidad superior. ....	52
<b>Tabla 6.</b> Valores máximos, mínimos y media del algoritmo para el movimiento de extensión del brazo. ....	53
<b>Tabla 7.</b> Matriz de confusión para el movimiento de extensión de la extremidad superior. ....	53
<b>Tabla 8.</b> Predicción del movimiento de flexión de la extremidad superior. ....	56
<b>Tabla 9.</b> Valores máximos, mínimos y media del algoritmo para el movimiento de flexión del brazo. ....	56
<b>Tabla 10.</b> Matriz de confusión para el movimiento de flexión de la extremidad superior. ....	57
<b>Tabla 11.</b> Predicción del movimiento de extensión de la extremidad inferior. ....	58
<b>Tabla 12.</b> Valores máximos, mínimos y media del algoritmo para el movimiento de extensión de la pierna. ....	59
<b>Tabla 13.</b> Matriz de confusión para el movimiento de extensión de la extremidad inferior. ....	59
<b>Tabla 14.</b> Predicción del movimiento de flexión de la extremidad inferior. ....	60
<b>Tabla 15.</b> Valores máximos, mínimos y media del algoritmo para el movimiento de flexión de la pierna. ....	61
<b>Tabla 16.</b> Matriz de confusión para el movimiento de flexión de la extremidad inferior. ....	61
<b>Tabla 17.</b> Medición del ángulo articular del movimiento de extensión del brazo. ....	62
<b>Tabla 18.</b> Valores máximos, mínimos y media de medición del ángulo articular del movimiento de extensión del brazo. ....	63
<b>Tabla 19.</b> Medición del ángulo articular del movimiento de flexión del brazo. ....	63
<b>Tabla 20.</b> Valores máximos, mínimos y media de medición del ángulo articular del movimiento de flexión del brazo. ....	64
<b>Tabla 21.</b> Medición del ángulo articular del movimiento de extensión de la pierna. ....	64
<b>Tabla 22.</b> Valores máximos, mínimos y media de medición del ángulo articular del movimiento de extensión de la pierna. ....	65
<b>Tabla 23.</b> Medición del ángulo articular del movimiento de flexión de pierna. ....	65

<b>Tabla 24.</b> Valores máximos, mínimos y media de medición del ángulo articular del movimiento de flexión de la pierna. ....	66
---	----

# ÍNDICE DE FIGURA

	<b>PÁGINA</b>
<b>Figura 1.</b> Planos y Ejes de movimiento. ....	4
<b>Figura 2.</b> Estructura ósea de la extremidad superior. ....	5
<b>Figura 3.</b> Principales músculos del brazo. ....	6
<b>Figura 4.</b> Principales músculos del antebrazo ....	6
<b>Figura 5.</b> Acciones de los músculos de la articulación escapohumeral. ....	7
<b>Figura 6.</b> Estructura ósea de la cintura pélvica. ....	7
<b>Figura 7.</b> Estructura ósea de la pierna. ....	8
<b>Figura 8.</b> Principales músculos de la pierna. ....	9
<b>Figura 9.</b> Arquitectura red neuronal VGG-19. ....	10
<b>Figura 10.</b> Arquitectura de red neuronal propuesta por Li. ....	10
<b>Figura 11.</b> Estimación obtenida por los arboles de regresión ....	11
<b>Figura 12.</b> Modelo en V para el diseño de sistemas Mecatrónicos. ....	13
<b>Figura 13.</b> Diagrama de requerimientos del método y sistema de adquisición de imágenes del sistema. ....	14
<b>Figura 14.</b> Diagrama de requerimientos de marcadores visuales. ....	15
<b>Figura 15.</b> Diagrama de la estructura del sistema. ....	16
<b>Figura 16.</b> Diagrama de definición de bloques del sistema. ....	17
<b>Figura 17.</b> Diagrama de definición de bloques del usuario y los marcadores visuales. ....	18
<b>Figura 18.</b> Diagrama de definición de bloques de la estructura de soporte de la cámara. ....	18
<b>Figura 19.</b> Diagrama de caso de uso del sistema de estimación de la posición de extremidad superior e inferior. ....	19
<b>Figura 20.</b> Vista del modelo del soporte de la cámara. ....	20
<b>Figura 21.</b> Cámara Web Genius 320X. ....	22
<b>Figura 22.</b> Marcadores visuales de distintos colores. ....	22
<b>Figura 23.</b> Colocación de marcadores visuales en extremidad superior. ....	23
<b>Figura 24.</b> Colocación de marcadores visuales en extremidad inferior. ....	24
<b>Figura 25.</b> Imagen de inicialización de la cámara. ....	25
<b>Figura 26.</b> Imagen con filtro de mediana. ....	26
<b>Figura 27.</b> Pares y partes para el conjunto de datos del algoritmo. ....	27
<b>Figura 28.</b> Arquitectura del modelo de estimación de pose. ....	27
<b>Figura 29.</b> Mapas de calor de una imagen. ....	29
<b>Figura 30.</b> Asociación entre partes para el reconocimiento del brazo. ....	30
<b>Figura 31.</b> Asociación entre partes para el reconocimiento de la pierna. ....	30
<b>Figura 32.</b> Diagrama de flujo de algoritmo de estimación de posición. ....	32
<b>Figura 33.</b> Mapas de calor de la extremidad superior. ....	32
<b>Figura 34.</b> Mapas de calor de la extremidad inferior. ....	33
<b>Figura 35.</b> Puntos articulares de la extremidad superior. ....	34
<b>Figura 36.</b> Puntos articulares de la extremidad inferior. ....	35

<b>Figura 37.</b>	Movimientos de la extremidad superior en el plano sagital. ....	36
<b>Figura 38.</b>	Producto escalar entre dos vectores. ....	37
<b>Figura 39.</b>	Rangos de movilidad del codo. ....	37
<b>Figura 40.</b>	Representación vectorial de la extremidad superior. ....	38
<b>Figura 41.</b>	Ángulo de evaluación de la extremidad superior. ....	38
<b>Figura 42.</b>	Movimientos de la extremidad inferior en el plano sagital. ....	39
<b>Figura 43.</b>	Rangos de movilidad de la rodilla.....	40
<b>Figura 44.</b>	Representación vectorial de la extremidad inferior. ....	41
<b>Figura 45.</b>	Ángulo de evaluación de la extremidad inferior. ....	41
<b>Figura 46.</b>	Interfaz de Usuario. Formulario de registro. ....	42
<b>Figura 47.</b>	Diagrama de flujo del formulario de registro .....	43
<b>Figura 48.</b>	Interfaz de Usuario. Adquisición de datos. ....	44
<b>Figura 49.</b>	Diagrama de flujo para el almacenamiento de imágenes. ....	45
<b>Figura 50.</b>	Interfaz de Usuario. Lectura de datos. ....	46
<b>Figura 51.</b>	Integración de los subsistemas mecánico y digital. ....	49
<b>Figura 52.</b>	Sistema de estimación de posición de extremidad superior e inferior. ....	50
<b>Figura 53.</b>	Estimación de la posición de la extremidad superior. Extensión.	52
<b>Figura 54.</b>	Estimación de la posición de la extremidad superior. Flexión.....	55
<b>Figura 55.</b>	Estimación de la posición de la extremidad inferior. Extensión ..	58
<b>Figura 56.</b>	Estimación de la posición de la extremidad inferior. Flexión.....	60

# ÍNDICE DE ANEXO

	<b>PÁGINA</b>
<b>ANEXO 1.</b> Planos de la estructura .....	71



## RESUMEN

El presente proyecto propone la elaboración de un sistema de estimación de la posición de la extremidad superior e inferior para el movimiento de flexión y extensión del cuerpo humano sobre el plano sagital. Se utilizó la metodología mecatrónica con base en el modelo en V para desarrollar el sistema. La etapa inicial es la definición de los requerimientos, los más importantes son la utilización de una cámara colocada sobre una estructura móvil para la adquisición de imágenes, marcadores visuales cuadrados de 5 cm, interfaz gráfica bajo lenguaje Python y almacenamiento de imágenes e información de cada usuario. Posterior se realizó el diseño conceptual y el diseño específico y como producto principal se definió la estructura de la red neuronal convolucional Caffenet que tiene 16 capas ocultas convolucionales para la creación de mapas de características de la imagen de entrada y 3 capas completamente conectadas para la predicción de los mapas de confianza y los campos vectoriales de afinidad entre los puntos articulares. Adicional se diseñó un estand para la adquisición de imágenes y análisis de las extremidades del cuerpo humano mediante visión por computadora, que consta de: la base para la cámara, marcadores visuales, algoritmo de estimación de la posición, interfaz gráfica de usuario para la adquisición y el registro imágenes; finalmente un registro de información de cada usuario. La aplicación y la red neuronal profunda se desarrollaron en el lenguaje de programación Python integrando las bibliotecas OpenCV para visión artificial y la biblioteca de código abierto para aprendizaje profundo TensorFlow. El algoritmo desarrollado permite la estimación de los puntos y líneas articulares en entornos de luz controlada. La efectividad del algoritmo se midió mediante una matriz de confusión de datos, que determina el error de estimación, la precisión, y la exactitud. La validación de los ángulos articulares se realizó mediante un goniómetro manual. Finalmente se obtuvo un sistema capaz de estimar la posición de la extremidad superior e inferior y calcular los ángulos articulares para el movimiento de flexión y extensión mediante visión por computadora.

**Palabras clave:** Visión por computadora, imagen, marcador visual, algoritmo de estimación de ángulos de flexión y extensión, redes neuronales profundas, Python.

## ABSTRACT

This project proposes the development of a system for estimating the position of the upper and lower limb for the flexion and extension movement of the human body on the sagittal plane. The mechatronic methodology based on the V model was used to develop the system. The initial stage is the definition of the requirements, the most important are the use of a camera placed on a movable structure for the acquisition of images, square visual markers of 5 cm, graphical interface under Python language and storage of images and information of each user. Subsequently, the conceptual design and the specific design were carried out and as the main product the structure of the CaffeNet convolutional neural network was defined, which has 16 hidden convolutional layers for the creation of feature maps of the input image and 3 completely connected layers for prediction. Of the confidence maps and the vector fields of affinity between the joint points. Additionally, a stand was designed for the acquisition of images and analysis of the extremities of the human body through computer vision, which consist of: the base for the camera, visual markers, algorithm for estimating the position, graphical user interface for the acquisition and the registration of images and finally a registration of information for each user. The application and the deep neural network were developed in the Python programming language integrating the OpenCV libraries for computer vision and the open source library for deep learning TensorFlow. The developed algorithm allows the estimation of joint points and lines in controlled light environments. The effectiveness of the algorithm was measured using a data confusion matrix, which determines the estimation error, precision, and accuracy. The validation of the joint angles was carried out using a manual goniometer. Finally, a system capable of estimating the position of the upper and lower limb and calculating the joint angles for the flexion and extension movement by computer vision was obtained. The validation of the articular angles was given by means of a manual goniometer used in the Physiotherapy area of medical centers. Finally, a system was obtained capable of estimating the position of the upper and lower limb and calculating the joint angles for flexion and extension movement using computer vision.

**Keywords:** Computer vision, image, visual marker, flexion and extension angle estimation algorithm, deep neural networks, Python.

## **1. INTRODUCCIÓN**

En los últimos años los avances tecnológicos en diferentes campos de la ingeniería han permitido resolver problemas enfocados en el área de la Biomecatrónica, con el desarrollo de diversos dispositivos Mecatrónicos que cambien y mejoren la calidad de vida de los seres humanos.

Los entornos inteligentes están cada vez más orientados hacia el apoyo de diversas actividades en diferentes procesos industriales. Para ello, el estado del arte ofrece numerosas técnicas y soluciones en donde el área de la visión por computadora contendida por la inteligencia artificial proporcionan métodos para aplicaciones, como por ejemplo: la comunicación humano-ordenador y reconocimiento de gestos para su transformación en comandos para el control de determinados dispositivos Mecatrónicos (Solari, 2017).

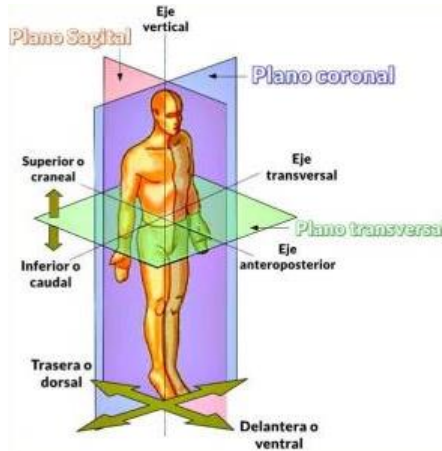
Cuando se describe la estimación de la posición que realizan las diferentes partes del cuerpo humano se apunta a la labor de capturar y analizar las articulaciones y el movimiento del cuerpo mediante técnicas de visión por computadora, utilizando una imagen o una secuencia de imágenes para estimar la configuración de las partes del cuerpo humano, también se propone las soluciones aportadas por la visión por computador, las cuales son muy atractivas.

En el Ecuador existen métodos muy ambiguos en el área de medicina para detectar algún tipo de enfermedad o discapacidad hablando particularmente en la extremidad superior e inferior, muchas áreas de la medicina necesitan un análisis motriz del cuerpo humano. Por ello se están desarrollando tecnologías que buscan, por ejemplo, mejores prótesis para personas que han sufrido amputación en la extremidad superior o inferior, órganos artificiales y recuperar las capacidades motrices de personas con algún tipo de discapacidad. Todo ello se puede analizar con una herramienta de adquisición de imágenes mediante visión por computadora sin la utilización de cables o elementos físicos (Ramírez & Mario, 2017), al utilizar dichas herramientas surge la complejidad de adquirir señales del entorno físico hacia el entorno digital y por ende la estimación de la posición del brazo y pierna.

El presente estudio permite adquirir varios conocimientos acerca del funcionamiento de los sistemas que permitan estimar la posición tanto del brazo como de la pierna de forma autónoma a través de la visión por computadora. Para el desarrollo del sistema, se revisó temas y literatura acerca de los movimientos de la extremidad superior e inferior.

A través de los ejes y planos de movimiento se puede estudiar y clasificar mejor los movimientos que pueden realizar cada una de las diferentes articulaciones

del cuerpo, en la Figura 1 se muestra el plano anatómico, el cual divide el cuerpo en diferentes secciones mediante planos imaginarios, para determinar la ubicación de un órgano, extremidad y movimiento de cada una de las partes del cuerpo (Oleari, 2018).



**Figura 1.** Planos y Ejes de movimiento.  
(García, 2019)

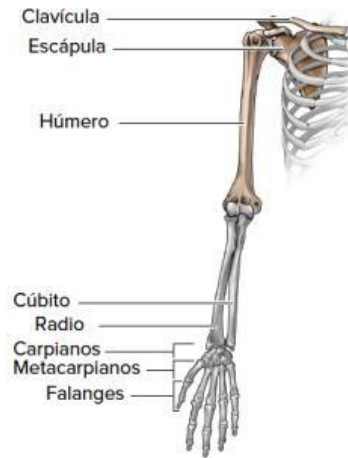
El plano sagital divide al cuerpo en dos mitades iguales superficialmente, derecha e izquierda y en el que se realizan los movimientos visibles de perfil. Un movimiento que desplaza una región del cuerpo hacia delante de la posición anatómica se denomina flexión, en cambio, si se desplaza una parte del cuerpo hacia atrás se denomina extensión (Niu, Hong, Qin, Hong, & Wang, 2016).

El plano frontal es aquel que divide al cuerpo en mitad anterior y posterior, en este plano se realizan los movimientos de cara que son: aducción, el cual consiste en la separación de un miembro desde la posición anatómica, la abducción, en cambio es la aproximación de un miembro hacia la línea media corporal e inclinación lateral, el cual es un movimiento desarrollado por el tronco y cuello (Maureira , 2017).

El plano que divide el cuerpo en mitad superior e inferior se denomina plano transversal, es el plano en el que se realizan los movimientos visibles desde arriba o desde abajo, como las rotaciones. Un movimiento que desplaza una parte del cuerpo hacia afuera se denomina rotación externa, mientras que si el desplazamiento se da hacia adentro se llama rotación interna (Oleari, 2018).

Las regiones de interés para el estudio son la extremidad superior y extremidad inferior, así como sus respectivas articulaciones y la interacción con los demás elementos que conforman el sistema óseo del cuerpo humano. La anatomía de la extremidad superior está conformada por cuatro partes: mano, antebrazo,

brazo y cintura escapular, en la Figura 2 se muestra la estructura ósea de la extremidad superior.



**Figura 2.** Estructura ósea de la extremidad superior.  
(Kurt, Morton, & Foreman, 2019)

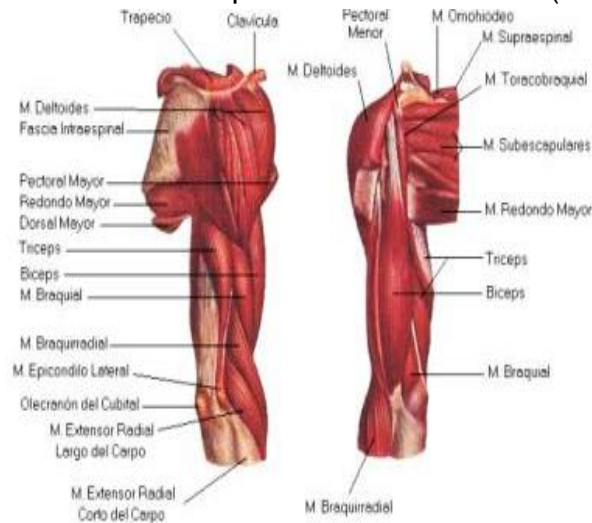
La clavícula es el único eje de fijación entre la extremidad superior y el esqueleto axial. Es superficial en toda la longitud y proporciona una fijación para los músculos, los puntos de referencia son: extremo acromial, que se articula en posición lateral con el acromion del omóplato y forma la articulación acromioclavicular, el extremo esternal, que se articula en la posición medial del manubrio y forma la articulación esternoclavicular y el tubérculo conoide, que está situado sobre la superficie inferior de la parte lateral de la clavícula y sirve como una fijación para el ligamento coracoclavicular (Kurt, Morton, & Foreman, 2019).

El húmero es un hueso largo que se articula en su extremo superior con la escápula, por medio de la articulación del hombro y en su extremo inferior con el cúbito y radio por medio de la articulación del codo.

El omóplato, el cual es un hueso triangular, posee tres ángulos: lateral, superior e inferior, dos superficies: costal y posterior y tres apófisis: acromion, espina y coracoide. Los puntos de referencia más importantes son: fosa subescapular, que está situada en posición anterior y se caracteriza por una fosa cóncava superficial, acromion, el cual se arquea sobre la articulación glenohumeral y fosa infraespinosa, la cual se encuentra situada sobre la superficie posterior del omóplato y se ubica en posición inferior a la espina del omóplato (Kurt, Morton, & Foreman, 2019).

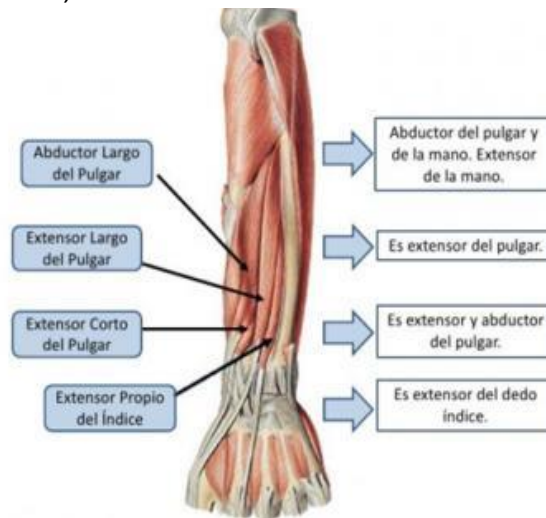
Los principales músculos del brazo son: coracobraquial que tiene fijación proximal hacia la apófisis coracoides del omóplato y permite el movimiento de flexión del hombro, el tríceps braquial posee fijación proximal hacia la cabeza

lateral del tubérculo infraglenoideo y la parte posterior del húmero que produce el movimiento de extensión del hombro y codo. En la Figura 3 se puede observar los principales músculos que conforma el brazo (Belmonte, 2019).



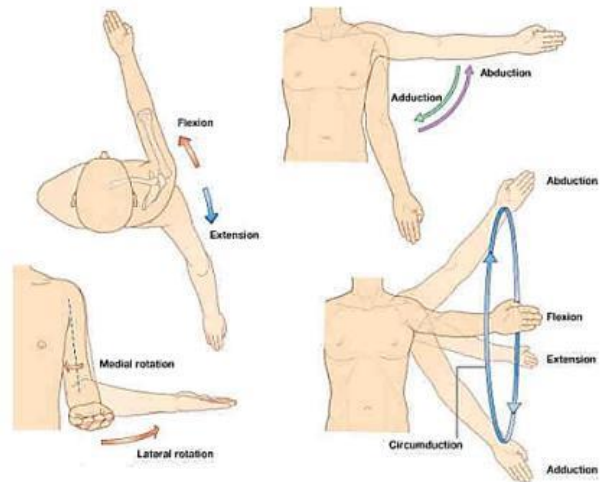
**Figura 3.** Principales músculos del brazo.  
(Belmonte, 2019)

En la Figura 4 se muestra los principales músculos del antebrazo. Los músculos de la parte anterior del antebrazo son: pronador redondo, pronador cuadrado, flexor radial del carpo, flexor ulnar del carpo, flexor superficial de los dedos y flexor largo del pulgar. Los músculos de la parte posterior del antebrazo son: extensor de los dedos, extensor cubital del carpo, abductor largo del pulgar, extensor corto del pulgar, extensor largo del pulgar, extensor del índice y palmar cutáneo (Belmonte, 2019).



**Figura 4.** Principales músculos del antebrazo  
(Belmonte, 2019)

En la Figura 5 se presenta los principales movimientos de la articulación escapulohumeral de la extremidad superior, que se generan debido a las acciones de los músculos: deltoides, pectoral mayor, coraco braquial, supra espinoso, redondo menor, deltoides posterior y dorsal ancho.



**Figura 5.** Acciones de los músculos de la articulación escapulohumeral. (García, 2019)

Para el estudio de la estructura ósea y los diferentes músculos que conforman la extremidad inferior, se desarrolla una segmentación por regiones, las cuales son: cintura pélvica, muslo, pierna y pie.

La cintura pélvica está conformada por un hueso de forma irregular, que consta de un par de huesos coxiales unidos entre sí, ubicados en posición posterior con el sacro, por medio de articulaciones sacroilíacas, en la Figura 6 se muestra la estructura ósea de la cintura pélvica.



**Figura 6.** Estructura ósea de la cintura pélvica. (Kurt, Morton, & Foreman, 2019)

El muslo es el segundo segmento de la extremidad inferior, conformado por el fémur, ubicado entre la cintura pélvica y la pierna, la cual se articula a través de



la rodilla. Los músculos del muslo participan en la marcha bípeda y en el mantenimiento del cuerpo en posición vertical.

Las articulaciones entre el fémur, la tibia y la rótula forman la articulación de la rodilla y permiten: la flexión, movimiento en el plano sagital, que disminuye el ángulo de articulación con la rodilla, extensión, movimiento en el plano sagital que aumenta el ángulo de la articulación con la rodilla, rotación media, que produce un movimiento hacia la línea media en el plano transversal y rotación lateral, el cual es un movimiento en dirección contraria a la línea media en el plano axial (García, 2019).

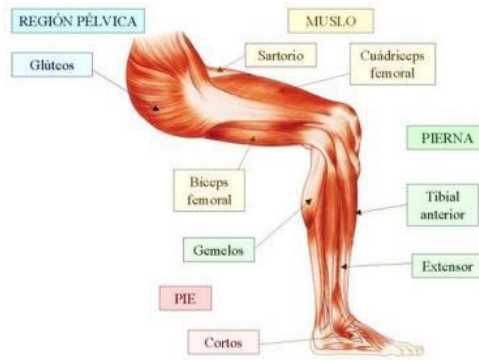
La pierna consta de tibia y perone, como se observa en la Figura 7 . La tibia de la pierna se articula con el fémur del musmo por medio de la articulación de la rodilla.Los músculos de la pierna que actuan sobre la rodilla y el tobillo, asi como sobre las articulaiones del pie estan organizados en tres compartimientos fasciales, similares a los de los músculos del muslo.



**Figura 7.** Estructura ósea de la pierna.  
(Kurt, Morton, & Foreman, 2019)

El compartimiento anterior contiene músculos que producen extensión e inversión; el compartimiento posterior contiene músculos que producen flexión plantar e inversión y el compartimiento lateral contiene músculos que producen flexión y eversión (Kurt, Morton, & Foreman, 2019).

En la Figura 8 se indica los principales músculos que conforman la pierna.



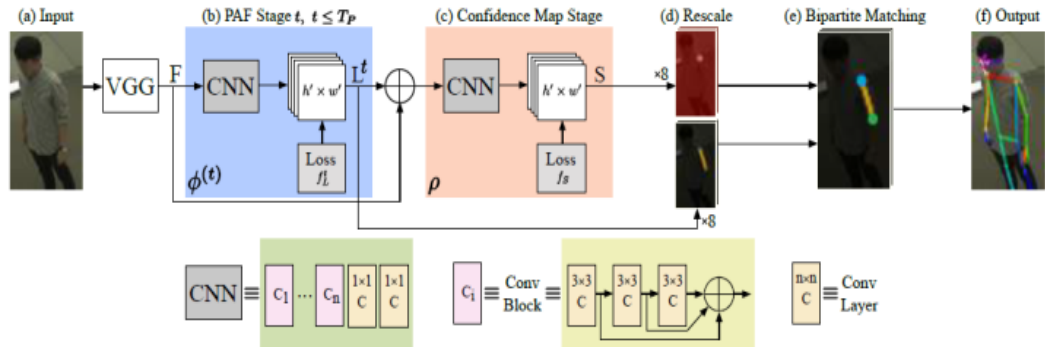
**Figura 8.** Principales músculos de la pierna.  
(Aragón, 2019)

Entre los músculos principales de la pierna están: los glúteos, los cuádriceps, aductores y sartorio. Los glúteos proporcionan la unión entre el fémur y los huesos de la pelvis, ayuda a desarrollar los movimientos principales de la pierna. Los cuádriceps, es el músculo más grande del cuerpo, debido a que soporta gran parte de nuestro peso, también cumple la función de extender la rodilla y flexionar la cadera.

Actualmente se han desarrollado varios sistemas para la estimación de la posición del cuerpo humano mediante visión por computadora, entre los principales y más importantes métodos, se presenta el sistema de calificación de gestos humanos en tiempo real basada en OpenPose, la cual es una biblioteca para la detección de puntos clave de múltiples personas escrita en C++ usando OpenCV y Caffe Net.

Este sistema de clasificación de gestos humanos 2D basado en aprendizaje profundo a partir de imágenes monoculares, captura las posiciones en 2D de las articulaciones de una persona y la estructura esquelética del cuerpo, determinando la ecuación de la trayectoria de movimiento para cada articulación usando la fórmula de puntuación modificable para simular el escenario de calificación de gestos, el cual proporciona datos de esqueleto humano de imágenes monoculares usando la red neuronal profunda convolucional pre-entrenada VGG-19, generando un conjunto de mapas de características.

La Figura 9 muestra la arquitectura de la red neuronal para determinar los puntos articulares.

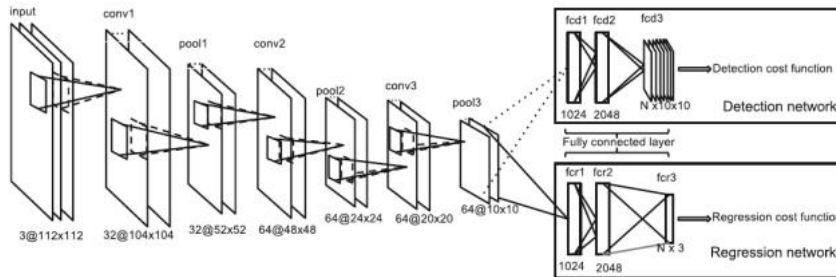


**Figura 9.** Arquitectura red neuronal VGG-19.  
(Hidalgo, 2019)

Esta arquitectura toma como entrada una imagen en escala RGB y mediante la red neuronal convolucional de 1x1 predice un conjunto de campos vectoriales en 2D de afinidades de parte que codifican el grado de asociación entre puntos clave. Durante el entrenamiento, los canales de mapa de confianza se redimensionan a 3x3 para aumentar la precisión y en la última capa se produzca la visualización de los puntos y líneas articulares.

Otro sistema similar es el modelo de estimación mediante visión artificial y redes neuronales convolucionales desarrollado por Li y Xu (Liu, Xu, & Li, 2018). El modelo entrena conjuntamente la regresión de la pose y los detectores de las partes del cuerpo para detectar puntos anatómicos.

En la Figura 10 se observa la arquitectura de la red neuronal mediante aprendizaje profundo.

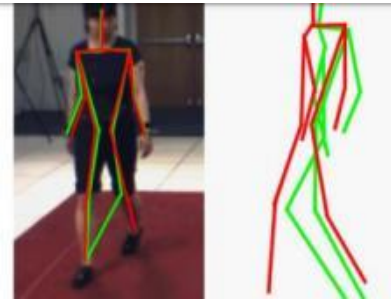


**Figura 10.** Arquitectura de red neuronal propuesta por Li.  
(Liu, Xu, & Li, 2018)

La arquitectura de red recibe una imagen y una pose en 3D y devuelve un valor representando si la pose corresponde a la imagen. Para lograrlo una red neuronal convolucional extrae características de la imagen, seguida de dos subredes que transforman estas características y la pose en una estructura de articulaciones embebidas, para finalmente obtener una puntuación sobre la imagen.

Finalmente el modelo mediante aprendizaje profundo desarrollado por Liu y Shunsule (Liu & Shunsule, 2016), permite hacer un seguimiento de la pose tanto en interior como en exterior usando tan solo dos o tres cámaras. Para cada articulación se parte de una red neuronal convolucional distinta para cada vista creando un método discriminatorio de partes del cuerpo. Probabilísticamente se extraen restricciones mediante el uso de los potenciales y muestras ponderadas.

En la Figura 11 se observa la estimación de la posición mediante visión por computadora mediante un barrido discriminativo profundo de un árbol de regresión.



**Figura 11.** Estimación obtenida por los arboles de regresión (Liu & Shunsule, 2016)

A partir de un detector de partes en 2D para cada par de vistas del cuerpo humano se logra la estimación y la visualización de las líneas articulares sobre el plano frontal del cuerpo humano.

Para realizar la estimación de la posición tanto del brazo como de la pierna se requiere de marcadores visuales, los cuales serán colocados en los distintos usuarios y serán detectados a través de una cámara. A continuación se presenta una revisión acerca de la funcionalidad de los marcadores visuales utilizados para sistemas de visión por computadora.

Inicialmente se prepara al usuario utilizando marcadores visuales en puntos anatómicos de interés. La ubicación correcta de los marcadores requiere la determinación previa de los centros de giro de las articulaciones. A partir de la localización de éstos se estiman medidas antropométricas que son utilizadas posteriormente para generar varios patrones para la determinación de la posición.

En base a lo expuesto anteriormente se plantea el siguiente objetivo general: Estimar la posición de la extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas a través de visión por computadora.

Para llevar a cabo el objetivo general, se plantean los siguientes objetivos específicos:

- Realizar la captura de imágenes de extremidades superiores e inferiores para el movimiento de flexión y extensión.
- Analizar y procesar los datos de las imágenes capturadas.
- Desarrollar una base de datos con la información obtenida de las imágenes capturadas.
- Diseñar una red neuronal de aprendizaje profundo para estimar la posición de la pierna y brazo.
- Validar el funcionamiento del sistema integrado

El sistema se basa en el uso de un algoritmo pre-entrenado que permite la estimación de la posición de la extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas y visión por computadora en 2D, y su posterior medición de ángulos articulares para el movimiento de extensión del brazo, flexión del brazo, extensión de pierna y flexión de pierna sobre el plano sagital.

Mediante el sistema de visión por computadora y redes neuronales profundas se realizará la estimación de la posición de las extremidades superiores e inferiores de personas de 17 a 40 años, tomando como referencia una muestra de 10 personas dentro del Distrito Metropolitano de Quito.

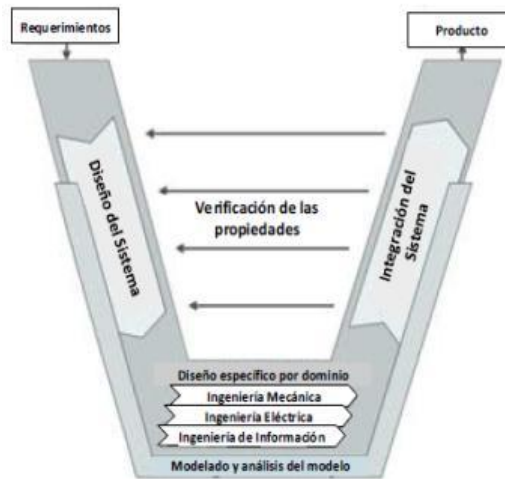
El desarrollo del sistema se realizará a través de la implementación del algoritmo previamente elegido que permitirá la extracción de puntos articulares y detección de marcadores visuales colocados sobre la extremidad superior e inferior del usuario dentro del plano sagital. La captura de imágenes se realizará por medio de una cámara situada sobre una base colocada en una estructura metálica movable con disposición vertical. Cada imagen será guardada en formato JPG con una resolución de 640 x 480 píxeles dentro de una carpeta, la cual será la biblioteca de imágenes de cada usuario.

El sistema poseerá una interfaz gráfica de usuario desarrollada bajo lenguaje Python, en la cual se ingresará los datos informativos de cada usuario para su posterior almacenamiento en la base de datos. Dentro de la interfaz gráfica se visualizará cada movimiento de la extremidad superior e inferior con su respectivo ángulo articular.

El usuario que controla el software por visión por computadora podrá modificar la programación y el algoritmo para la adquisición de datos para cambiar los patrones de detección de la posición, también podrá acceder a la biblioteca de imágenes de cada usuario.

## **2. METODOLOGÍA**

Para la estimación de la posición se desarrolló un sistema de visión por computadora y redes neuronales profundas a través de la Metodología en V para el desarrollo de sistemas Mecatrónicos, como se observa en la Figura 12.



**Figura 12.** Modelo en V para el diseño de sistemas Mecatrónicos.  
(Ingenieure, 2004)

Con base en este modelo se planteó los requerimientos del sistema, el mismo que dio una idea general acerca de las características y condiciones en las que opera el sistema, así como las consideraciones que se debió tomar para el diseño de la estructura para la adquisición de imágenes y la interfaz gráfica de usuario.

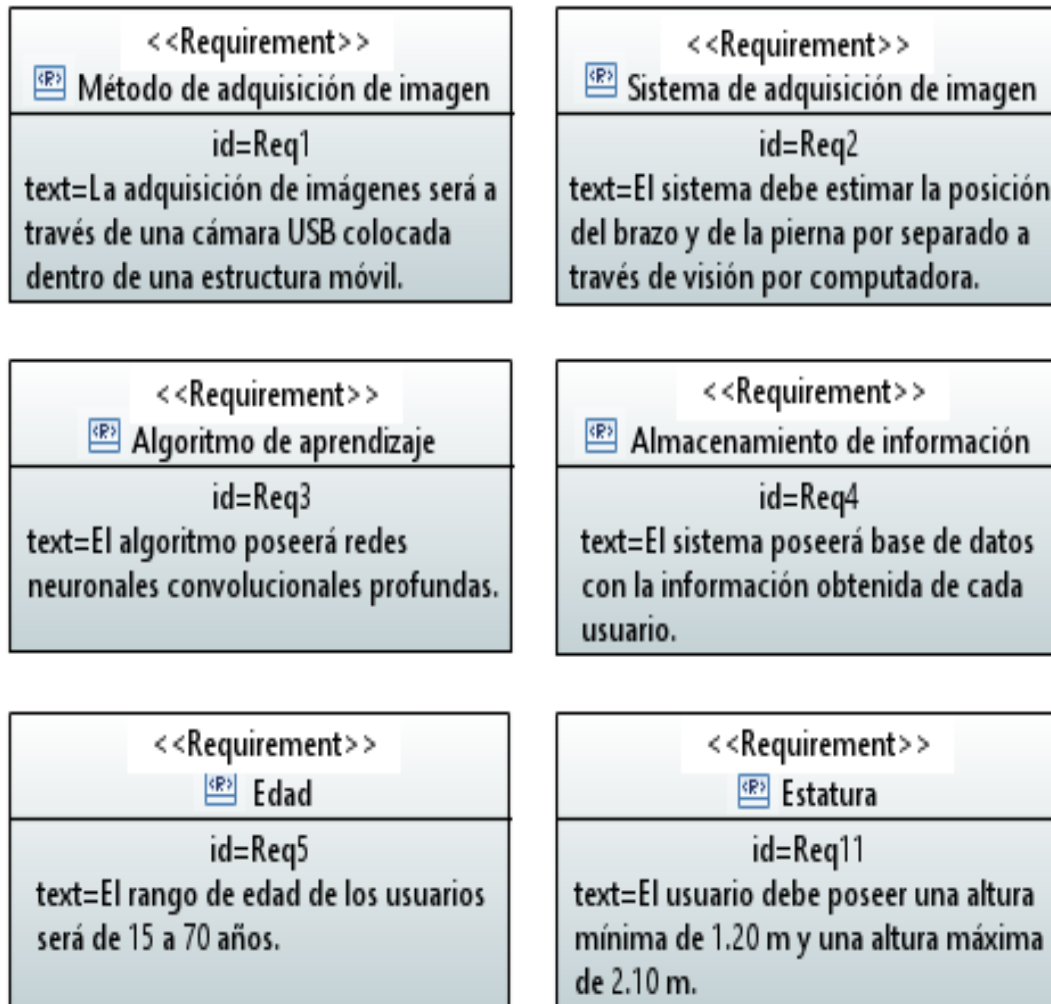
Posteriormente se desarrolló el diseño específico. En esta etapa se diseñó los diferentes componentes, como: los elementos mecánicos de soporte de la base de la cámara para la adquisición de imágenes, la interfaz gráfica de usuario y el algoritmo de estimación de la posición.

En el sistema mecánico, se diseñó una base para la cámara sobre la estructura metálica movable para la adquisición de imágenes de la extremidad superior e inferior, para los distintos usuarios. En el sistema informático se diseñó la interfaz gráfica de usuario para la adquisición de imágenes y en el sistema de control se diseñó la red neuronal profunda que permita la estimación de la posición.

A continuación, se realizó la etapa de integración de los diferentes subsistemas diseñados previamente. Finalmente el sistema completo fue sometido a varias pruebas de funcionalidad. Se realizaron pruebas de identificación de los marcadores visuales colocados en los distintos usuarios, para realizar su posterior estimación, de esta manera se verificó y comprobó el correcto funcionamiento del sistema, cumpliendo con los requerimientos.

## 2.1. REQUERIMIENTOS

En la Figura 13 se observa el diagrama de requerimientos del método, sistema de adquisición de imágenes e iluminación del sistema.



**Figura 13.** Diagrama de requerimientos del método y sistema de adquisición de imágenes del sistema

El desarrollo del sistema inicia con la etapa de requerimientos y se definieron los siguientes:

- La interfaz deberá ser desarrollada sobre un lenguaje de programación que posea software libre.
- La adquisición de imágenes será a través de una cámara USB colocada en una estructura móvil.
- El sistema almacenará las imágenes de cada usuario para su posterior tratamiento.



- El modo de funcionamiento para la adquisición de datos será manual, el procesamiento y el entrenamiento de la red neuronal profunda será automático, mediante aprendizaje supervisado
- El sistema deberá poseer una base de datos con la información de cada usuario.
- Para la adquisición de imágenes, el usuario deberá colocarse marcadores visuales.

Para la adquisición de datos mediante visión por computador se toma en cuenta varios aspectos como el tamaño de los marcadores visuales colocados en el usuario y también las condiciones ambientales a la que estará sometida el sistema, estos datos se muestra en la Figura 14.

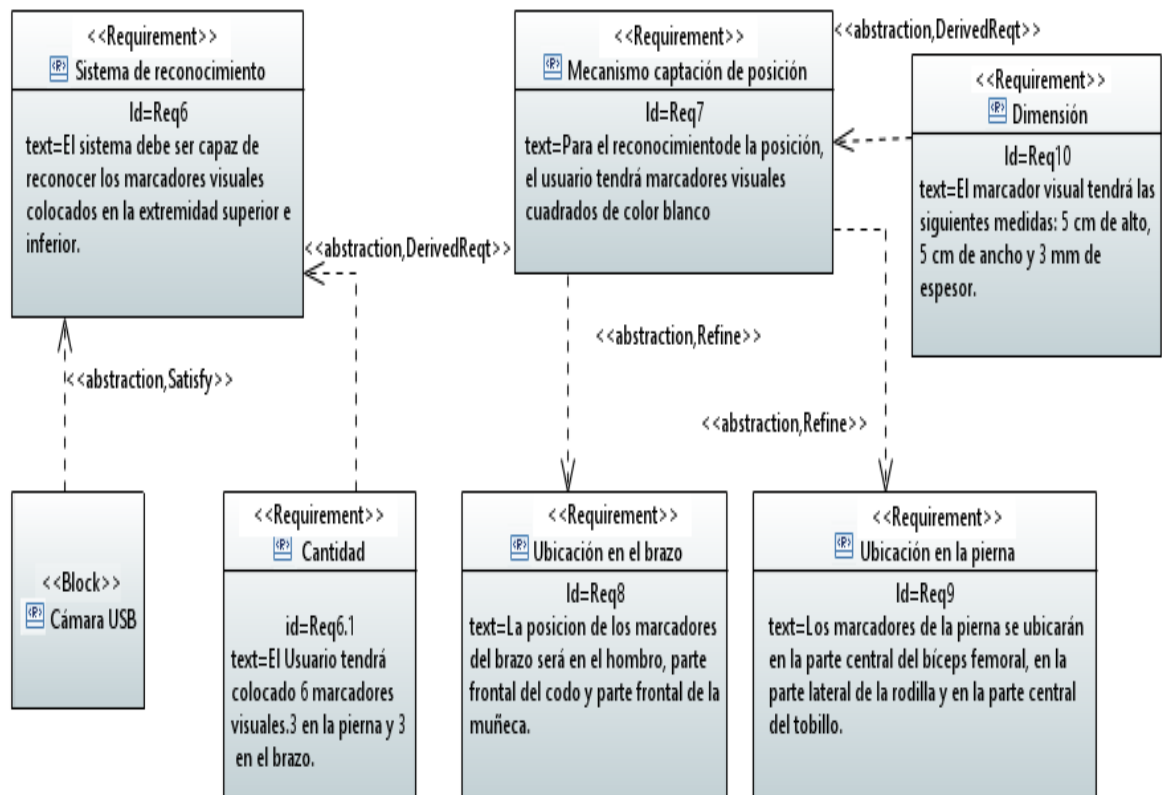
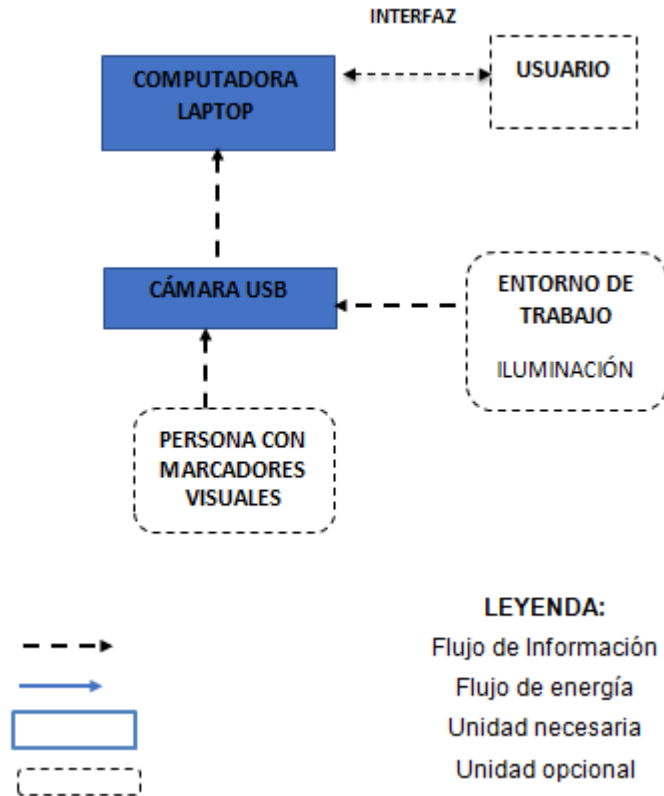


Figura 14. Diagrama de requerimientos de marcadores visuales.

## 2.2. DISEÑO CONCEPTUAL

En la Figura 15 se observa el diagrama de la estructura del sistema para la estimación de la posición del brazo y la pierna con redes neuronales profundas por medio de visión por computador.

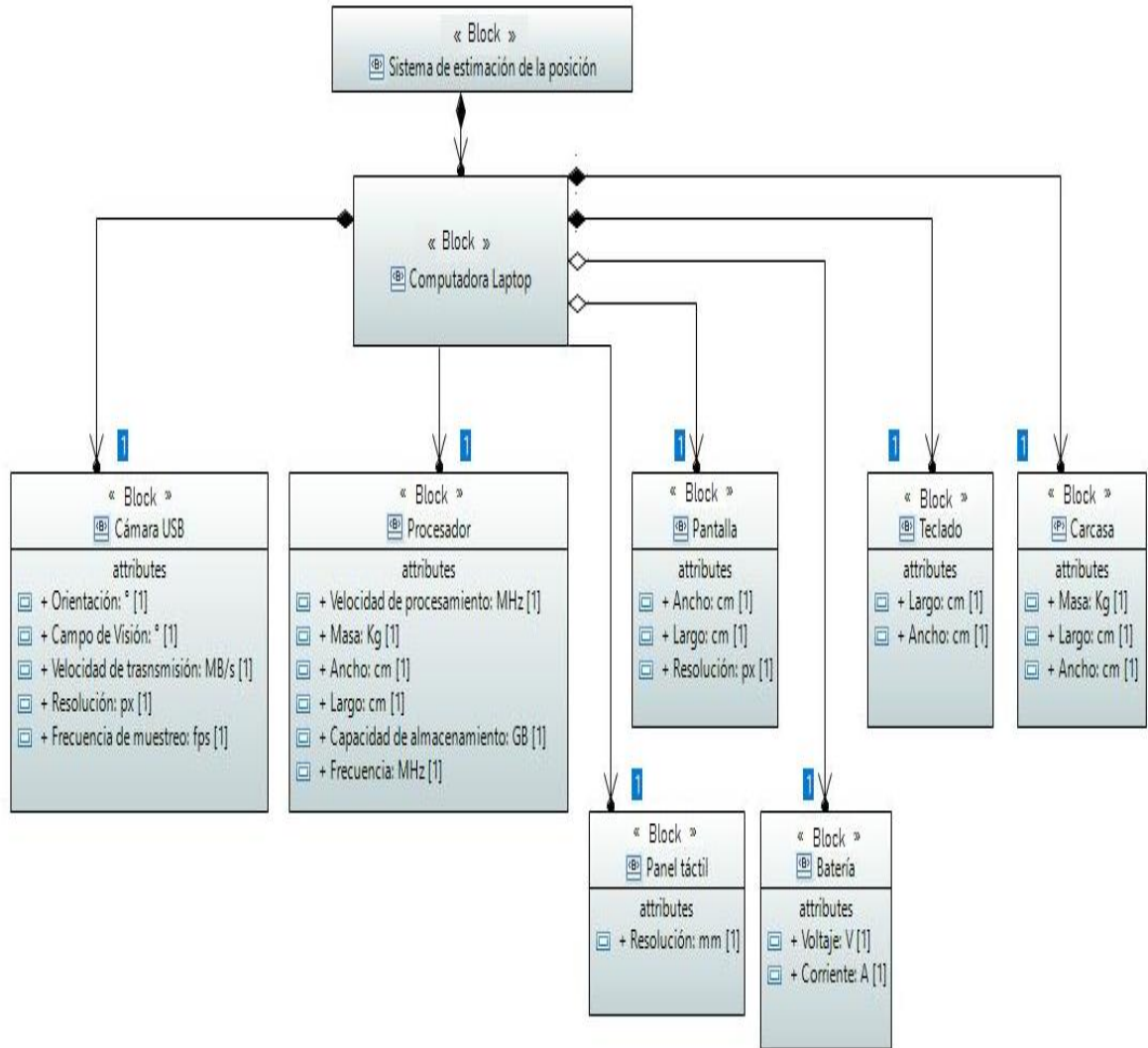


**Figura 15.** Diagrama de la estructura del sistema.

A través de este diagrama se observa la lógica de flujo de la información y de la energía de los diferentes componentes que conforman el sistema.

### 2.2.1. DIAGRAMA DE DEFINICIÓN DE BLOQUES

En la Figura 16 se describe las características del sistema y su relación estructural entre los diferentes componentes del mismo, los cuales se componen de una computadora y una cámara. La cámara estará situada sobre una base, colocada dentro de una estructura movable.

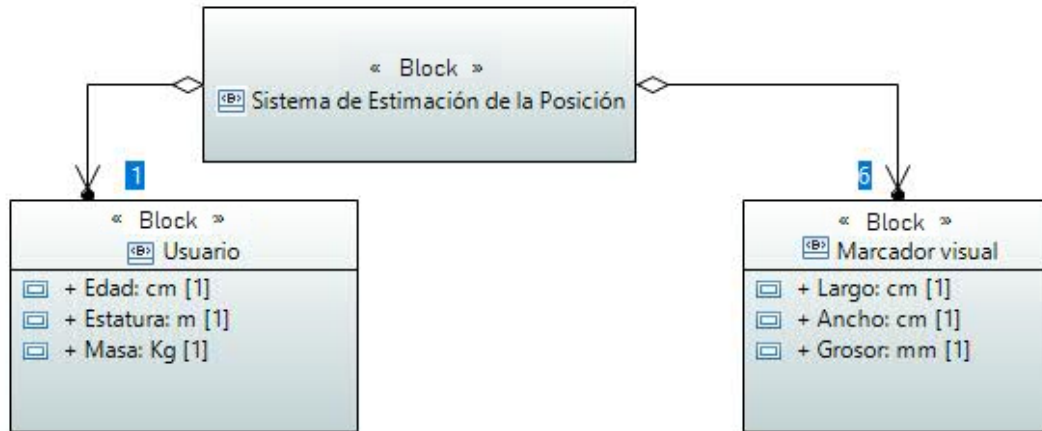


**Figura 16.** Diagrama de definición de bloques del sistema.

El componente principal para el sistema de estimación de posición de la extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas es la computadora, la cual está constituida principalmente por un elemento de adquisición de imágenes como la cámara, un procesador, el cual interpreta instrucciones y procesa los datos de las imágenes adquiridas.

La computadora también posee un dispositivo para la visualización de las imágenes como la pantalla, un elemento de entrada de información como el teclado, un dispositivo de almacenamiento de energía como la batería, un panel táctil que permite controlar el cursor para facilitar la navegación y finalmente la carcasa, la cual protege todos los elementos internos de la computadora.

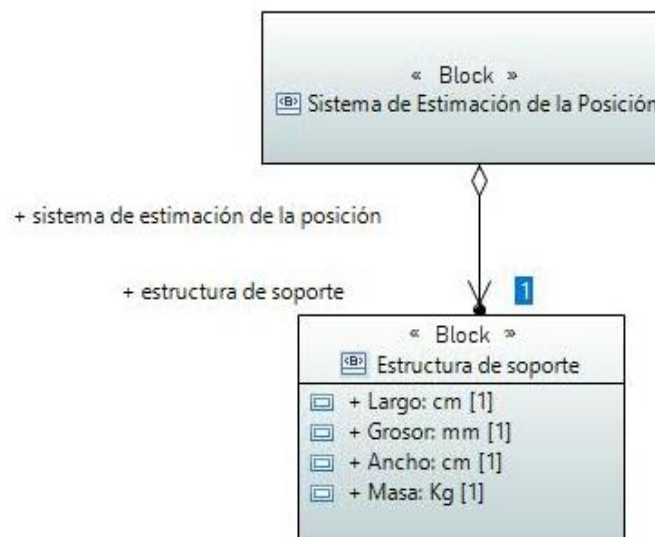
En la Figura 17 se observa y describe las características de los marcadores visuales del usuario.



**Figura 17.** Diagrama de definición de bloques del usuario y los marcadores visuales.

El usuario tendrá 6 marcadores cuadrados de 5 cm de alto por 5 cm de ancho ubicados en el plano sagital tanto en el brazo como en la pierna. La captura de imágenes de la extremidad superior e inferior de los usuarios será por medio de una cámara situada sobre una base colocada en una estructura metálica móvil.

En la Figura 18 se observa el diagrama de definición de bloques de la estructura móvil.



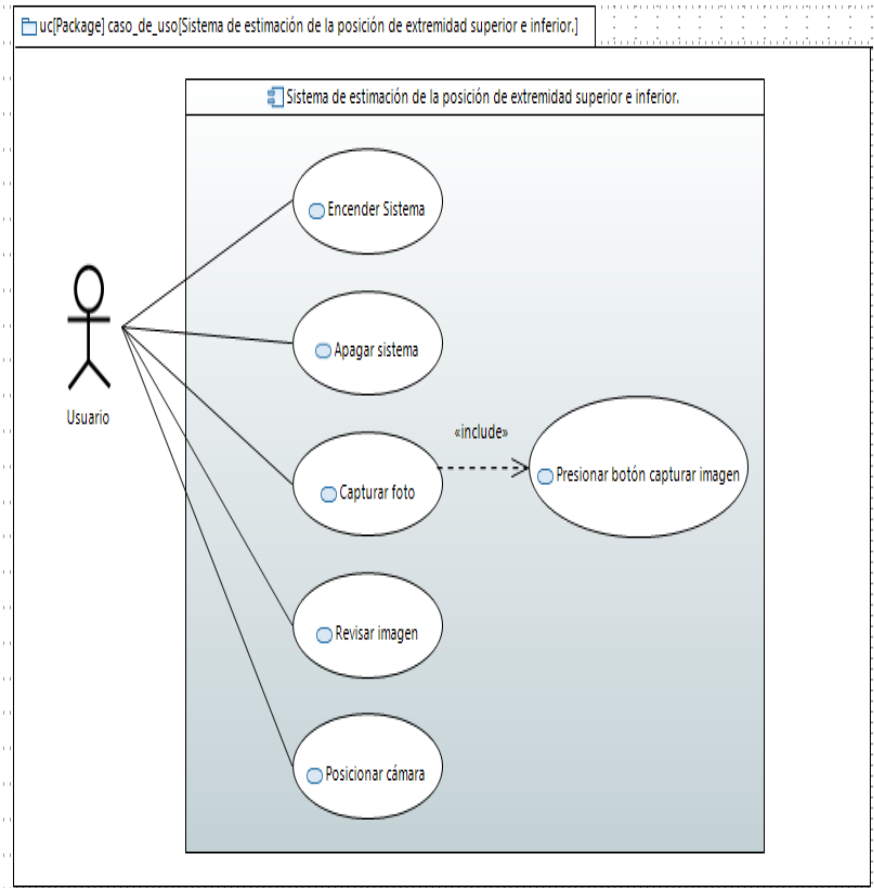
**Figura 18.** Diagrama de definición de bloques de la estructura de soporte de la cámara.

El sistema de adquisición de imágenes tendrá una estructura metálica móvil, la cual servirá de soporte para la base de la cámara para la adquisición de fotografías tanto del brazo como de la pierna. En la estructura metálica la base

de cámara se moviliza verticalmente desde una altura de 0,15 m hasta los 2 m, la cual permite la captura de imágenes del brazo y de la pierna.

### 2.3. FUNCIONALIDAD DEL SISTEMA

La funcionalidad del sistema se representa a través de un diagrama de caso de uso que se observa en la Figura 19.



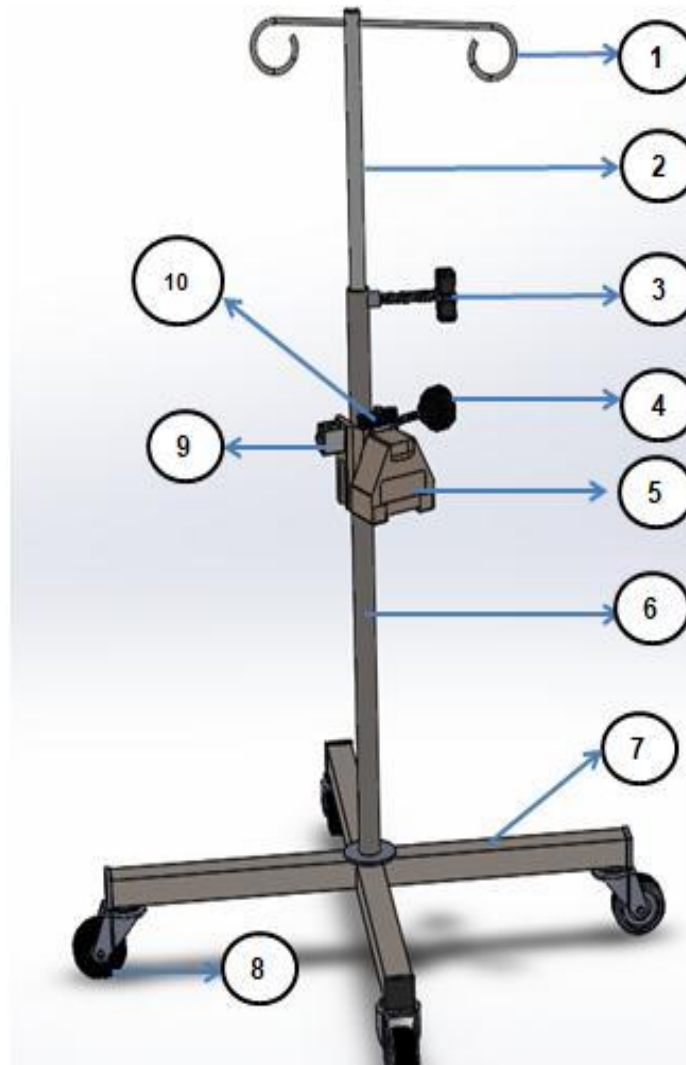
**Figura 19.** Diagrama de caso de uso del sistema de estimación de la posición de extremidad superior e inferior.

A través de este diagrama se puede observar la interacción que existe entre el usuario y el sistema. El usuario puede encender o apagar el sistema mediante la inicialización de la interfaz gráfica, capturar la imagen de la extremidad superior e inferior a través de un botón colocado en la pestaña de adquisición de imágenes dentro de la interfaz gráfica y posicionar la cámara, mediante el traslado vertical del soporte de la cámara a lo largo de estructura.

## 2.4. DISEÑO ESPECÍFICO DEL SISTEMA

### 2.4.1. ESTRUCTURA MECÁNICA

La estructura mecánica adquirida se basará en las especificaciones técnicas y medidas en un equipo biomédico denominado porta suero (Ministerio de Salud Pública, 2018), como se observa en la Figura 20.



**Figura 20.** Vista del modelo del soporte de la cámara.

El prototipo de la estructura posee disposición vertical móvil manual compuesta principalmente de una base móvil para la cámara, la cual permitirá la adquisición de imágenes tanto de la pierna como del brazo.

En la Tabla 1, se detallan los componentes del soporte de la cámara.

**Tabla 1.** Componentes de la estructura de la cámara.

<b>Ítem</b>	<b>Componente</b>
1	Gancho de movilización.
2	Extensión telescópica ajustable
3	Seguro roscable para detención de la extensión
4	Seguro roscable para la detención del soporte
5	Soporte de la cámara
6	Poste telescópico
7	Base de la estructura
8	Rueda giratoria
9	Base para cable de cámara
10	Nivel de burbuja horizontal

La base de la cámara permite la manipulación y la dirección del lente para una mejor visualización de la cámara y captura de imagen de toda la extremidad superior e inferior y para evitar pérdida de información. En el Anexo 1 se encuentra los planos de la base para la cámara.

#### **2.4.2. CÁMARA**

El primer paso en el desarrollo del sistema de estimación de la posición de extremidad superior e inferior es la captura o adquisición de imágenes, la cual es ejecutada mediante la utilización de una cámara Genius FaceCam 320 X como se muestra en la Figura 21, misma que está conectada vía puerto USB hacia el computador. La cámara utilizada posee las siguientes especificaciones:

- Resolución: VGA
- Foco: manual
- Interfaz: USB 2.0
- Formato de archivo: MJPEG WMV
- Máxima resolución de imagen: 640 x 480 pixeles
- Tipo de lente Enfoque manual
- Resolución de video: Hasta 30 fps
- Sensor de imagen: CMOS pixeles VGA



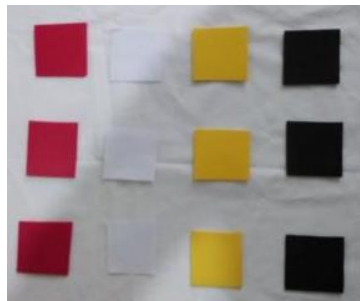
**Figura 21.** Cámara Web Genius 320X.  
(Genius, 2017)

La cámara cuenta con un sensor digital que está conformado de celdas fotosensibles, las cuales analizan la luz para poder transformarlas en señales analógicas, además posee la parte óptica que realiza la función de preparar elementos a una distancia focal prudencial.

La cámara Web Genius 320X, se seleccionó para la implementación en el sistema ya que tiene la capacidad de conectarse a cualquier ordenador o computadora Laptop vía puerto USB con el fin de producir fotografías y también videos. Esta cámara posee un enfoque de foco movible para la adquisición de imagen, su conexión es por medio de un cable USB de 15 cm que va dirigido directamente al puerto de la computadora Laptop que será la encargada del procesamiento de la imagen.

### **2.4.3. MARCADORES VISUALES**

Para realizar la estimación de la posición de la extremidad superior e inferior se empleó marcadores visuales como se muestra en la Figura 22.



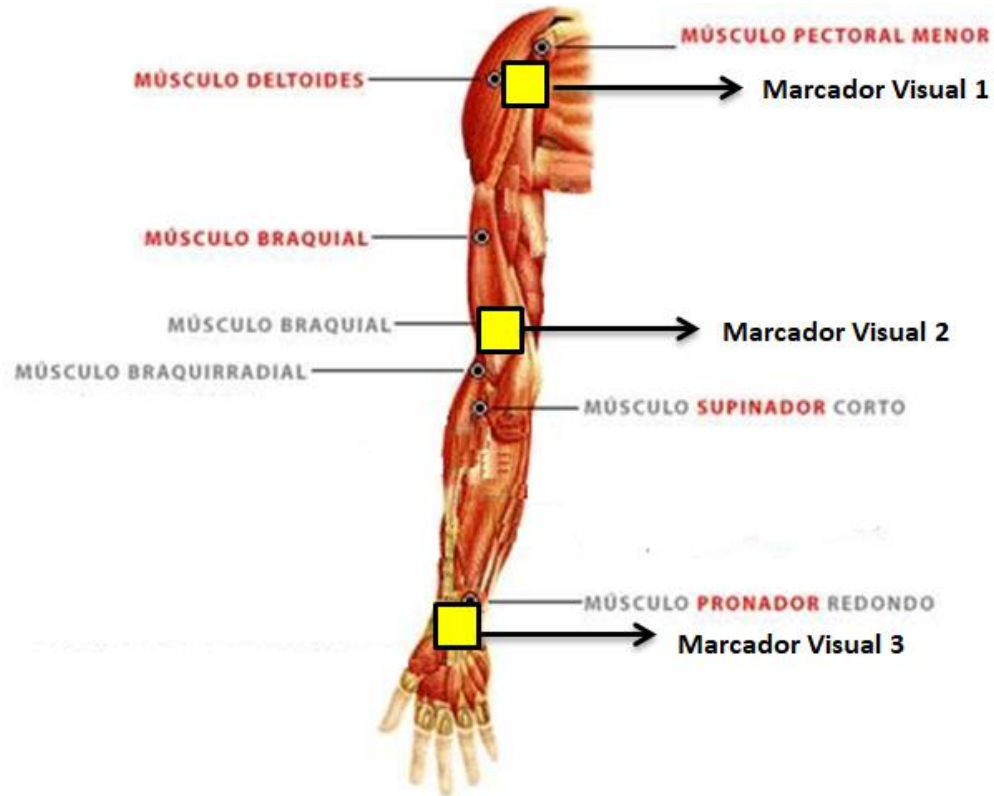
**Figura 22.** Marcadores visuales de distintos colores.

Inicialmente se optó por marcadores visuales cuadrados de color blanco, pero debido a la gran variedad de colores de vestimenta de los usuarios para no perder información se optó también por adquirir marcadores visuales tipo adhesivos de color rojo, negro y amarillo. En base al color de vestimenta del



usuario se utilizó cada tipo de marcador visual. Los marcadores visuales utilizados fueron de 5 cm de alto por 5 cm de ancho, con 2 mm de espesor.

En la Figura 23 se observa la ubicación de cada uno de los marcadores visuales para la extremidad superior.

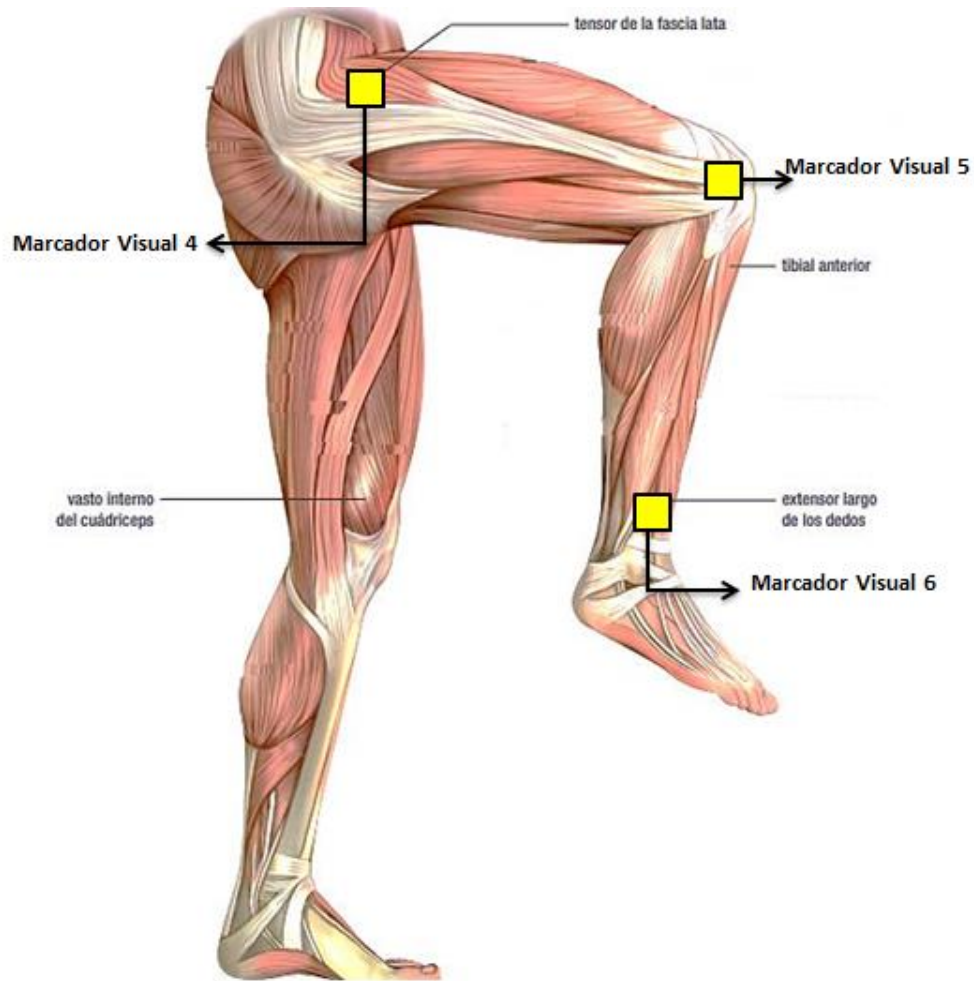


**Figura 23.** Colocación de marcadores visuales en extremidad superior.  
(AO, 2019)

Para la colocación de los marcadores visuales sobre la extremidad superior se tomó como base los estudios realizados por la Asociación Médica Americana y la Academia Americana de Cirujanos Ortopédicos (AAOS, 2019) para la evaluación de las guías y puntos anatómicos del cuerpo humano para establecer la goniometría de las extremidades, en la que redacta la medición de ángulos sobre radiografías o sobre pantallas de radioscopia para la medición clínica que se realiza sobre la superficie corporal y que es considerado como estándar en la actualidad (Clarkson & Whipple, 2018). Por consiguiente los puntos anatómicos para la extremidad superior son los siguientes:

- Músculo deltoides.
- Músculo braquirradial.
- Parte central de músculo pronador redondo.

En la Figura 24 se observa la ubicación de los marcadores visuales para la extremidad inferior.



**Figura 24.** Colocación de marcadores visuales en extremidad inferior.  
(AO, 2019)

Para la colocación y ubicación de los marcadores visuales en la extremidad inferior se recopiló información acerca de los principios biomecánicos para la osteosíntesis desarrollados por la Asociación Suiza para el estudio de la Osteosíntesis (AO, 2019) para la estimación de la posición y medición de ángulos articulares sobre el plano sagital (Ramos, Domínguez, & Sequeira, 2016). Por ello se determina los puntos anatómicos para la extremidad inferior como los siguientes:

- Tensor de la fascia lata.
- Epicóndilo lateral femoral.
- Extensor largo de los dedos.

## 2.5. ADQUISICIÓN DE IMAGEN

Al inicializar la cámara mediante el uso del software OpenCV a través del programa se obtiene una imagen de cuerpo completo digitalizada similar a la mostrada en la Figura 25, esta imagen posee una resolución de 640 x 480 píxeles.



**Figura 25.** Imagen de inicialización de la cámara.

Para el uso de la cámara es muy importante la instalación del paquete de captura de imágenes en el programa de Software libre Spyder, el cual soporta lenguaje de programación Python para el sistema operativo Windows para que el dispositivo pueda ser empleado para la extracción de imágenes por medio de una librería para el procesamiento de imágenes.

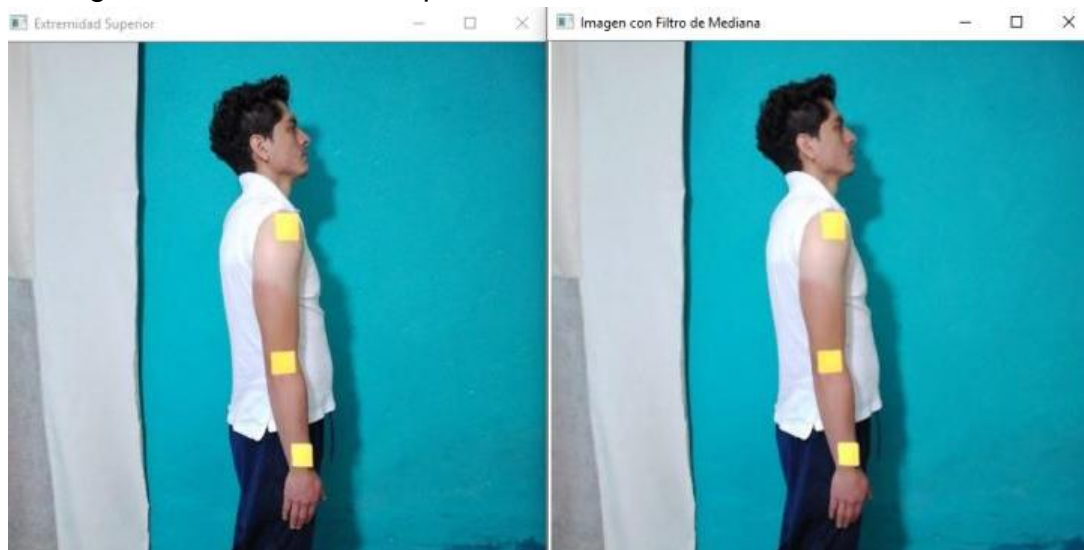
Para la adquisición de imágenes por medio de la cámara dentro del entorno de desarrollo integrado multiplataforma de código abierto para programación científica en lenguaje Python, inicialmente se instaló las librerías necesarias para hacer uso de la biblioteca libre de visión artificial OpenCV. Posterior a la instalación se procedió a la importación de las librería para realizar la conexión y finalmente la captura de imagen a través de la cámara.

### 2.5.1. PROCESAMIENTO Y SEGMENTACIÓN DE LA IMAGEN

Para la propuesta del sistema se extrae la región de interés del usuario por lo que se aplicó la transformación a escala RGB para reducir tiempos de procesamiento.

En la adquisición de imágenes puede existir ruido digital, el cual es una aparición aleatoria de ciertas variaciones de brillo o color y que poseen distinto tamaño y se puede dar ya sea por la cámara que se está utilizando o las condiciones en donde ha sido tomada la imagen. Este ruido es un efecto indeseable en una imagen, puesto que esta no está mostrando el contenido real de la imagen.

En la Figura 26 se observa la aplicación del Filtro de mediana.



**Figura 26.** Imagen con filtro de mediana.

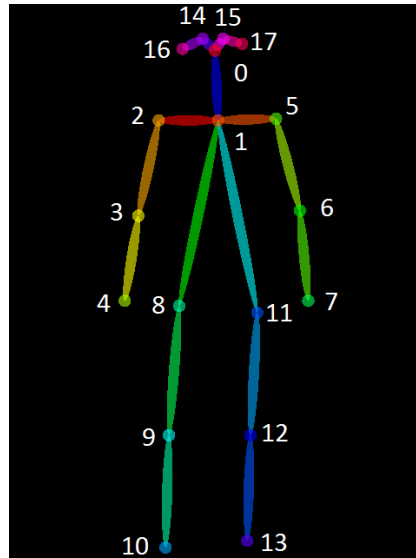
Este filtro calcula la mediana de todos los píxeles bajo la ventana del kernel y el píxel central se reemplaza con este valor mediano. Esto es muy efectivo para eliminar el ruido conocido como ruido de sal y pimienta. La biblioteca de código abierto OpenCV dispone de la función `cv2.medianBlur ()` para aplicar este tipo de filtro a una imagen. Al igual que en el filtro Gaussiano, el tamaño del kernel en el filtro de mediana tiene que ser un número entero impar positivo.

Después del proceso de conexión y captura de imagen, se procedió a la lectura de la imagen adquirida para la conversión a escala RGB para su aplicación del filtro de mediana, con el fin de eliminar ruido y evitar la pérdida de información dentro de la imagen.

## **2.5.2. ALGORITMO DE ESTIMACIÓN DE POSICIÓN**

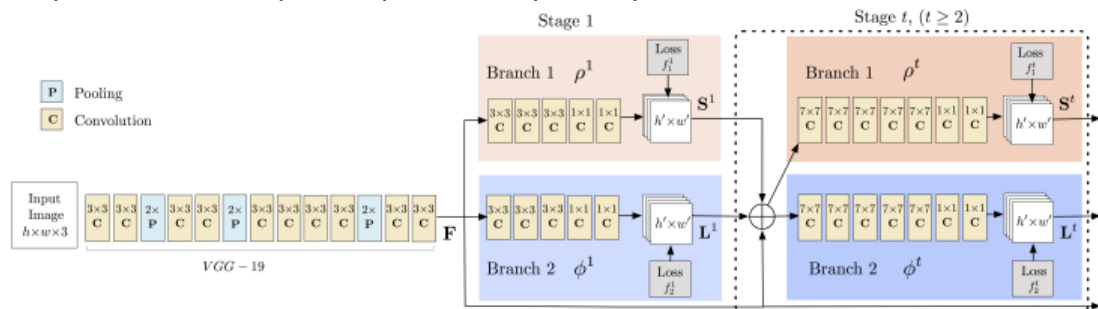
Para determinar la posición de la extremidad superior e inferior se hace uso del sistema Openpose utilizando un modelo de articulaciones conectadas con líneas en dos dimensiones para estimar las articulaciones clave del cuerpo.

Openpose reúne conjuntos de modelos pre entrenados para la estimación de la postura del cuerpo humano. El algoritmo está basado en el reconocimiento de partes y pares para formar el esqueleto en 2D del usuario identificado en 6 puntos, tres para la extremidad superior y tres para la extremidad inferior como se muestra en la Figura 27.



**Figura 27.** Pares y partes para el conjunto de datos del algoritmo. (Pinheiro, Collobert, & Dollár, 2017)

Inicialmente la imagen pasa por una red de línea de base para la extracción de mapas de características (Simonyan & Zisserman, 2017). La red está dividida en dos redes neuronales convolucionales de múltiples capas, como se muestra en la Figura 28. El modelo toma como entrada una imagen a color y produce como salida una matriz con mapas de confianza de los puntos clave y los mapas de afinidad parcial para cada par de puntos clave.



**Figura 28.** Arquitectura del modelo de estimación de pose. (Quiao, Wang, & Li, 2017)

Esta red se divide en dos partes: la rama superior en color beige predice los mapas de confianza, mientras que la rama inferior, en azul predice los campos vectoriales de afinidad entre las partes.

La arquitectura de la red inicial consta de dos etapas:

- **Etapla 0:** Las primeras 10 capas de la red convolucional se utilizan para crear mapas de características para la imagen de entrada. Esta etapa recoge la imagen que es analizada por la red neuronal convolucional diseñada de acuerdo al modelo que genera un mapa de características de interés para el entrenamiento de la red F que es una entrada de cada una de las etapas de cada rama del modelo. En la primera etapa, se produce un conjunto de mapas de confianza como se observa en la Ecuación 1 (Quiao, Wang, & Li, 2017).

$$S^1 = p^1(F) \quad (1)$$

Dónde:

$S^1$  = mapas de confianza.

$p^1(F)$  = red neuronal convolucional de cada etapa.

En esta etapa se produce también un conjunto de campos de afinidad de partes representados como se observa en la Ecuación 2 (Quiao, Wang, & Li, 2017).

$$L^1 = \emptyset^1(F) \quad (2)$$

Dónde:

$L^1$  = conjunto de campos de afinidad.

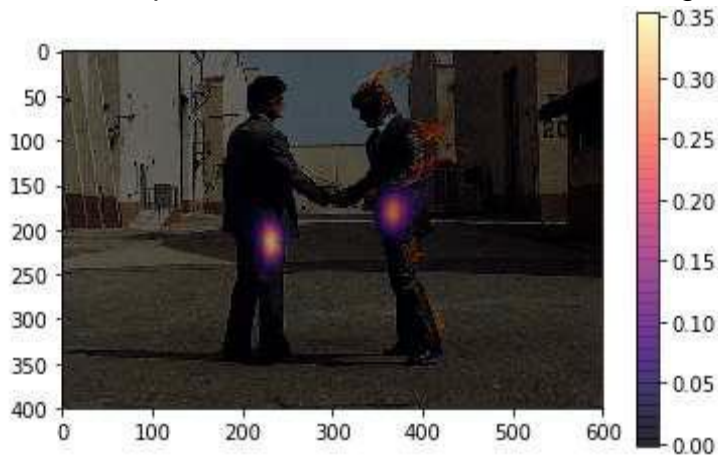
$\emptyset^1(F)$  = red neuronal convolucional de cada etapa

Para que la red neuronal aprenda a generar los conjuntos idóneos de S y L, la función de pérdida aplicada al final de cada etapa está definida mediante la Ecuación 3 (Quiao, Wang, & Li, 2017) .

$$f = \sum_{t=1}^T (f_s^t + f_L^t) \quad (3)$$

Estas funciones permiten el refinamiento de las predicciones del modelo entre las predicciones estimadas en conjunto con los datos dados al modelo entre los mapas de confianza y los campos de afinidad por parte de un conjunto de predicciones de múltiples etapas  $t$ . Dentro del aprendizaje automático se define una función de pérdida a la función que cuantifica el error cuadrático cometido durante la clasificación de un objeto.

- **Etapa 1:** Dentro de ésta etapa se aplica una red neuronal convolucional de múltiples etapas de dos ramas. La primera rama predice un conjunto de mapas de confianza o mapas de calor  $S$  a partir de los datos etiquetados a la entrada de la imagen en la red neuronal, la cual es una matriz que almacena el nivel de confiabilidad de cada píxel de la imagen. Existen 18 mapas de calor asociados con cada una de las partes de la composición ósea del cuerpo humano. Con ello se extrae la ubicación de cada una de las partes del cuerpo humano como se observa en la Figura 29.



**Figura 29.** Mapas de calor de una imagen.  
(Kim & Reiter, 2017)

Cada mapa de confianza realiza una representación en dos dimensiones de la certeza de que una determinada parte del cuerpo  $j$  se encuentre ubicada en un determinado píxel de la imagen de una persona  $k$ .

El mapa de confianza generado en una determinada ubicación  $p$  se lo representa mediante la Ecuación 4 (Kim & Reiter, 2017).

$$S_{j,k}(p) = \exp\left(\frac{p - x_{j,k}}{\sigma^2}\right) \quad (4)$$

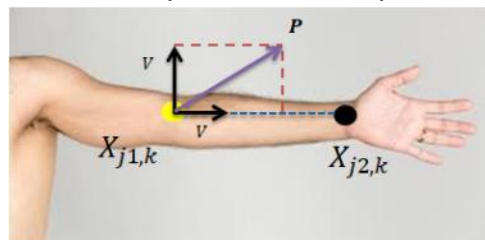
Dónde:

$S_{j,k}$  = mapa de confianza generado en una determinada ubicación.

$p$  = ubicación del mapa de confianza dentro de la imagen.  
 $\sigma^2$  = constante de los picos generados.

La segunda rama de la etapa 1 predice un conjunto de campos vectoriales en 2D de los campos de afinidad por parte que codifican el grado de asociación entre partes o puntos clave. Cada pixel se junta para representar en un vector una extremidad que teniendo un campo de afinidad que une sus dos partes del cuerpo asociadas.

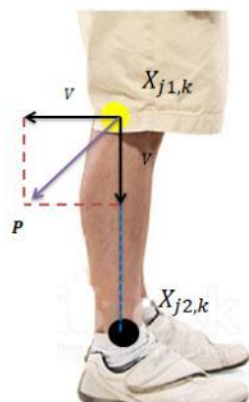
En la Figura 30 se observa la extremidad superior donde se puede observar las posiciones de las partes del cuerpo.



**Figura 30.** Asociación entre partes para el reconocimiento del brazo.  
(García, 2018)

Las posiciones vectoriales de la extremidad están representadas por los puntos  $x_{j1,k}$  y  $x_{j2,k}$  de las partes del cuerpo  $j1$  y  $j2$  de la extremidad de una persona  $k$  que forma un vector con un punto  $p$ .

En la Figura 31 se observa la representación vectorial, de la extremidad inferior.



**Figura 31.** Asociación entre partes para el reconocimiento de la pierna.  
(García, 2018)



Las partes de la extremidad inferior son representadas por los puntos  $x_{j1,k}$  y  $x_{j2,k}$  que forma un vector con un punto  $p$ .

El campo de afinidad por partes calculado entre partes de datos previamente etiquetados promediando los campos del usuario se representa por medio de la Ecuación 5 (Quiao, Wang, & Li, 2017).

$$L_c(p) = \frac{1}{n_{c(p)}} \sum_k L_{c,k}(p) \quad (5)$$

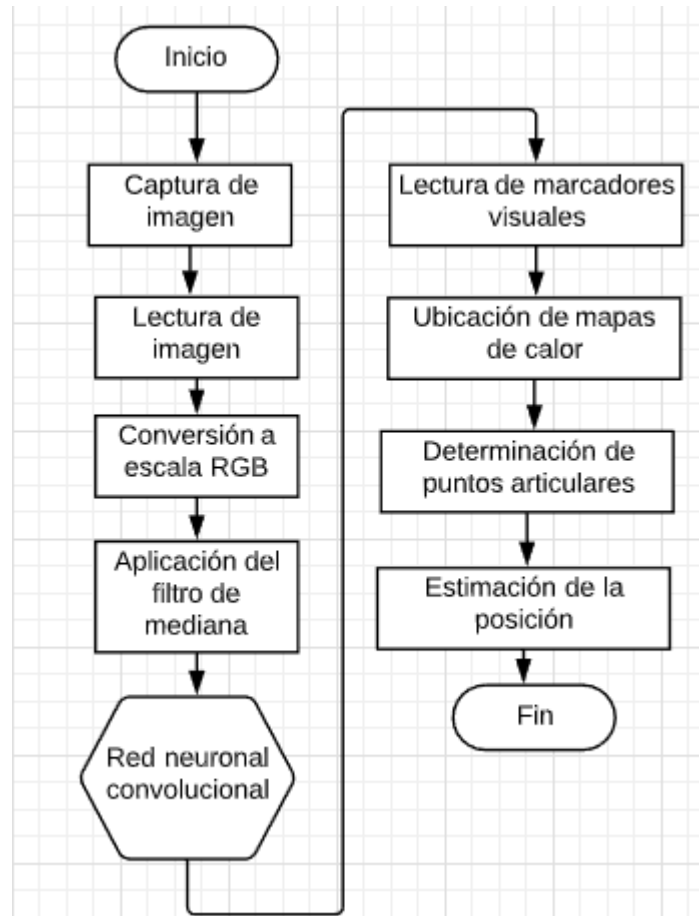
Dónde:

$L_c(p)$  = campo de afinidad por partes previamente etiquetados.

$n_{c(p)}$  = número de vectores distintos de cero en el punto  $p$  para las  $k$  personas. Es decir el promedio de píxeles donde se superponen extremidades de diferentes personas.

$C$  = pares para el total de extremidades.

En la Figura 32 se presenta el diagrama de flujo para el procesamiento de la imagen conjuntamente con el algoritmo de estimación de posición de la extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas.



**Figura 32.** Diagrama de flujo de algoritmo de estimación de posición.

Posterior a la conversión a escala RGB y aplicación del filtro de mediana ingresa la imagen a la red neuronal convolucional determinando los mapas de calor de cada marcador visual colocado en el usuario.

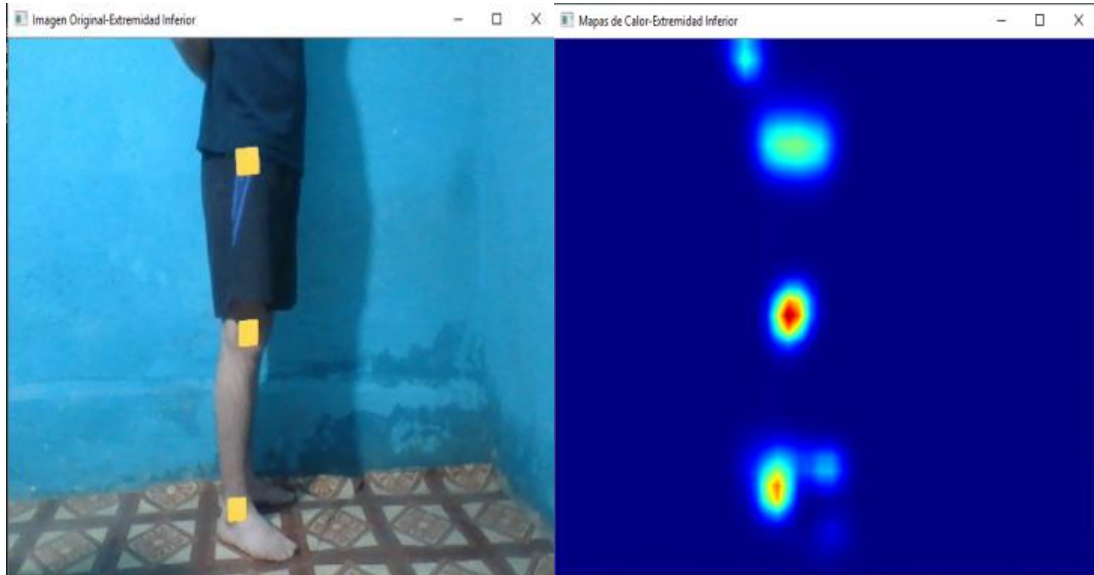
En la Figura 33 se observa los mapas de calor de la extremidad superior.



**Figura 33.** Mapas de calor de la extremidad superior.

Los mapas de calor de la extremidad superior representan conexiones corporales a través de matrices. El color rojo y naranja muestran las zonas donde están situados los marcadores visuales sobre la extremidad superior.

En la Figura 34 se observa los mapas de calor de la extremidad inferior.



**Figura 34.** Mapas de calor de la extremidad inferior.

El color rojo y naranja muestran las zonas donde están situados los marcadores visuales sobre la extremidad inferior.

Identificados los mapas de calor se debe transformar la confianza en certeza mediante aplicando el algoritmo de supresión no máxima de la siguiente manera:

1. Se inicia en el primer píxel del mapa de calor.
2. Rodea el píxel del marcador visual con una ventana y encuentra el valor máximo en esa área.
3. Sustituye el valor del píxel central por el máximo.
4. Desliza la ventana de un píxel y repite estos pasos una vez que se haya cubierto todo el mapa de calor. Estos píxeles que permanecen con el mismo valor son los picos que se busca.
5. Se visualiza los puntos articulares de la extremidad dentro de la imagen.
6. Realiza la estimación de posición a través de la visualización de líneas que unen los puntos articulares de la extremidad.

Una vez que se encontraron los píxeles deseados para cada extremidad del cuerpo se necesita conectarlos para formar pares.

En la Figura 35 se muestra los el índice de los tres puntos articulares de la extremidad superior.



**Figura 35.** Puntos articulares de la extremidad superior.

El modelo calcula la integral de línea a lo largo del segmento que conecta cada par de puntos parciales correspondientes (x e y). La integral de línea mide el efecto de un campo dado en este caso, los campos de afinidad representan a lo largo de una curva dada como las posibles conexiones entre los puntos de cada parte.

En la Figura 36 se observa los tres puntos articulares de la extremidad inferior.



**Figura 36.** Puntos articulares de la extremidad inferior.

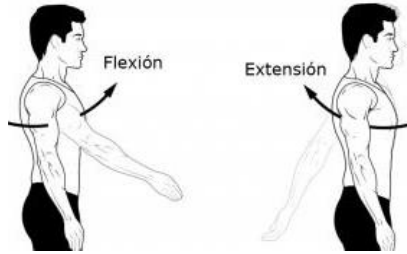
Para la extremidad inferior los puntos articulares que están situados en los marcadores visuales fueron descritos por medio del algoritmo de estimación de la posición dentro de la matriz de puntos y partes articulares.

## **2.6. CÁLCULO DE ÁNGULOS ARTICULARES**

Mediante el uso del algoritmo de estimación de la posición se analiza los ángulos articulares para la extremidad superior e inferior. El propósito de este bloque es hacer uso del código libre Openpose que brinda licencias académicas para investigaciones y desarrollo de proyectos mediante visión por computadora para determinar los ángulos articulares que forma el codo y la rodilla.

### **2.6.1. EXTREMIDAD SUPERIOR**

En la Figura 37 se observa los movimientos de la extremidad superior que se producen en este plano.



**Figura 37.** Movimientos de la extremidad superior en el plano sagital.  
(García, 2018)

Una vez funcional el modelo del sistema para la estimación de posición y obtenidos las coordenadas de los 3 puntos articulares de la extremidad superior se realizó el cálculo de ángulo de flexión y extensión de codo realizado en el plano sagital, plano anatómico del cuerpo humano perpendiculares al suelo y en ángulo recto con los planos frontales, que divide al cuerpo en mitad izquierda y derecha

Posterior a la obtención de los puntos articulares se realizó un producto escalar de cada punto articular como se observa en la Ecuación 6 (Beer & Johnston, 2017) .

$$\vec{BA} \cdot \vec{BC} = |\vec{BA}| \cdot |\vec{BC}| \cdot \cos\theta \quad (6)$$

Dónde:

$A, B, C$  = puntos articulares de la extremidad superior formados cada uno por las coordenadas en  $(x, y)$ .

$$\vec{BA} = A - B$$

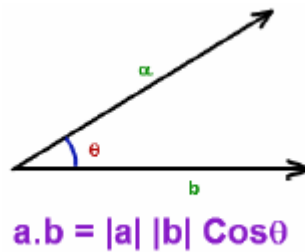
$$\vec{BC} = C - B$$

$$|\vec{BA}| = \sqrt{A^2 - B^2}$$

$$|\vec{BC}| = \sqrt{C^2 - B^2}$$

$\theta$  = ángulo formado entre el brazo y el antebrazo.

El producto escalar se define como el producto de los módulos de los vectores considerados multiplicados por el coseno del ángulo que forman, como se muestra en la Figura 38.

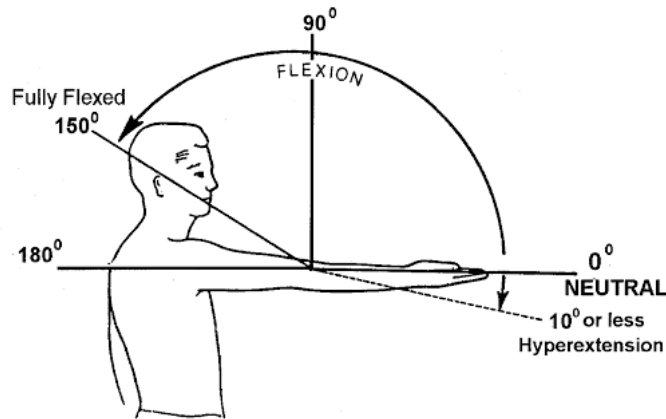


**Figura 38.** Producto escalar entre dos vectores.  
(Beer & Johnston, 2017)

De la Ecuación 6 del producto escalar entre dos vectores, despejando  $\theta$  se obtiene el ángulo formado por dos vectores, como se muestra en la Ecuación 7 (Beer & Johnston, 2017) .

$$\theta = \cos^{-1} \frac{\vec{BA} \cdot \vec{BC}}{|\vec{BA}| \cdot |\vec{BC}|} \quad (7)$$

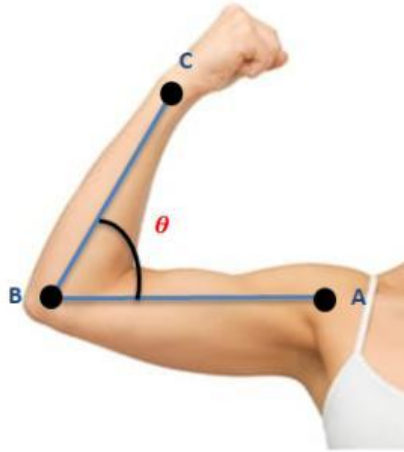
El codo es una articulación que se forma del brazo y del antebrazo, cada uno de ellos pueden ser representados por medio de un vector, en la Figura 39 se observa los rangos de movilidad del codo de los movimientos de flexión y extensión (Dufour & Pilu, 2019).



**Figura 39.** Rangos de movilidad del codo.  
(Dufour & Pilu, 2019)

El movimiento de flexión permite que el antebrazo se proyecte dentro del brazo, se caracteriza por tener un ángulo máximo promedio de  $150^\circ$ , mientras que el movimiento de extensión el antebrazo se aleja del brazo, con ausencia de movimiento del codo, puede llegar a un ángulo promedio de  $10^\circ$ .

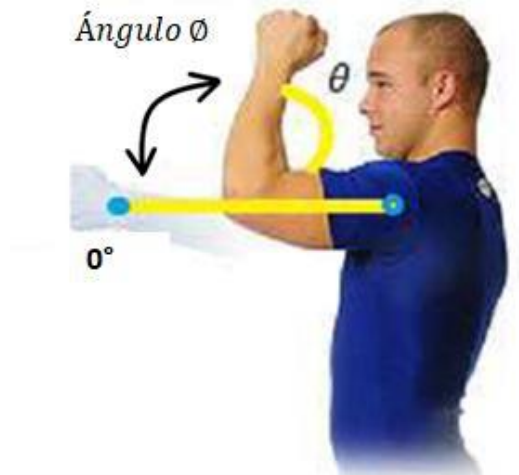
En la Figura 40 se observa la representación vectorial tanto del brazo como de la extremidad superior.



**Figura 40.** Representación vectorial de la extremidad superior.  
(Albir, 2019)

El brazo y el antebrazo forman tres puntos articulares y un ángulo  $\theta$  que representa el ángulo resultante del movimiento de flexión y extensión del brazo sobre el plano sagital.

En la Figura 41 se muestra el ángulo  $\phi$  resultante para la evaluación.



**Figura 41.** Ángulo de evaluación de la extremidad superior.  
(Albir, 2019)

Tomando en cuenta el análisis de la biomecánica de los movimientos producidos en el plano sagital de la extremidad superior, el ángulo a calcular es aquel que se forma por el recorrido de la articulación desde el punto cero, en el cual el brazo se encuentra totalmente en reposo y extensión total, es decir  $180^\circ$  hacia el punto en el cual el usuario necesite ser evaluado.

La Ecuación 8 representa el ángulo resultante para el movimiento de flexión y extensión de la extremidad superior.



$$\phi = 180 - \theta \quad (8)$$

Dónde:

$\phi$  = ángulo articular resultante por el movimiento de flexión y extensión de la extremidad superior.

$\theta$  = ángulo entre el brazo y el antebrazo en reposo.

## 2.6.2. EXTREMIDAD INFERIOR

En la Figura 42 se muestra el movimiento de flexión y extensión de la extremidad inferior, los cuales son los movimientos a analizar para el cálculo de los ángulos articulares.



**Figura 42.** Movimientos de la extremidad inferior en el plano sagital.  
(García, 2018)

Obtenidos los puntos articulares de la extremidad inferior se realizó el cálculo del ángulo articular producido por el movimiento flexión y extensión de la rodilla en el plano sagital del cuerpo humano.

En la Ecuación 9 se observa el producto escalar de cada punto articular (Beer & Johnston, 2017) .

$$\overrightarrow{ED} \cdot \overrightarrow{EF} = |\overrightarrow{ED}| \cdot |\overrightarrow{EF}| \cdot \cos\theta \quad (9)$$

Dónde:

$D, E, F$  = puntos articulares de la extremidad inferior formados cada uno por las coordenadas en  $(x, y)$ .

$$\overrightarrow{ED} = D - E$$

$$\overrightarrow{EF} = F - E$$

$$|\overrightarrow{ED}| = \sqrt{D^2 - E^2}$$

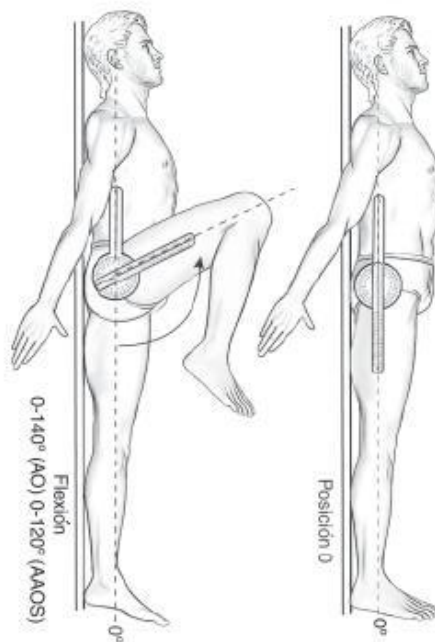
$$|\vec{FG}| = \sqrt{F^2 - E^2}$$

$\theta$  = ángulo entre la pierna y el muslo en reposo.

De la Ecuación 9 del producto escalar entre dos vectores, despejando  $\theta$  se obtiene el ángulo formado por dos vectores para los puntos articulares de la extremidad inferior como se muestra en la Ecuación 10 (Beer & Johnston, 2017)

$$\theta = \cos^{-1} \frac{\vec{ED} \cdot \vec{EF}}{|\vec{ED}| \cdot |\vec{EF}|} \quad (10)$$

En la Figura 43 se observa los rangos de movilidad de la rodilla para los movimientos de flexión y extensión.



**Figura 43.** Rangos de movilidad de la rodilla.  
(Norkin & White, 2017)

El movimiento extensión es aquel que aleja la cara posterior de la pierna de la cara posterior del muslo, formando en posición normal 180 ° entre la pierna y el muslo. El movimiento de flexión, por el contrario es aquel que aproxima la cara posterior de la pierna a la cara posterior del muslo y se caracteriza por tener un ángulo máximo promedio de 140° (Norkin & White, 2017).

En la Figura 44 se observa la representación vectorial tanto del muslo como de la pierna con los 3 puntos de las articulaciones necesarias determinadas por el algoritmo de estimación de posición para determinar el ángulo interior de flexión y extensión de la rodilla.



**Figura 44.** Representación vectorial de la extremidad inferior.  
(Albir, 2019)

Tomando en cuenta el análisis de la biomecánica de los movimientos producidos en el plano sagital de la extremidad inferior, el ángulo a calcular es aquel que se forma por el recorrido de la articulación desde el punto cero, en el cual la pierna se encuentra totalmente en reposo y extensión total, es decir  $180^{\circ}$  hacia el punto en el cual el usuario necesite ser evaluado.

En la Figura 45 se muestra el ángulo  $\emptyset$  resultante para la evaluación.



**Figura 45.** Ángulo de evaluación de la extremidad inferior.  
(Albir, 2019)

El ángulo  $\emptyset$  formado por el movimiento de la pierna y el eje del muslo, es el ángulo articular resultante producido por el movimiento de flexión o extensión de la extremidad inferior sobre el plano sagital.

La Ecuación 11 representa el ángulo resultante para el movimiento de flexión y extensión de la extremidad inferior.

$$\emptyset = 180 - \theta \quad (11)$$

Dónde:

$\emptyset$  = ángulo articular resultante por el movimiento de flexión y extensión de la extremidad inferior.

$\theta$  = ángulo entre la pierna y el muslo en reposo.

## 2.7. INTERFAZ DE USUARIO

La interfaz de usuario fue desarrollado en el software Spyder, el cual es un entorno de desarrollo integrado multiplataforma de código abierto para programación científica en lenguaje Python, compatible con raspberry pi.

### 2.7.1. INGRESO DE DATOS

El registro de los datos informativos de cada usuario se realiza a través de la pestaña ingreso de datos personales, como se muestra en la Figura 46.

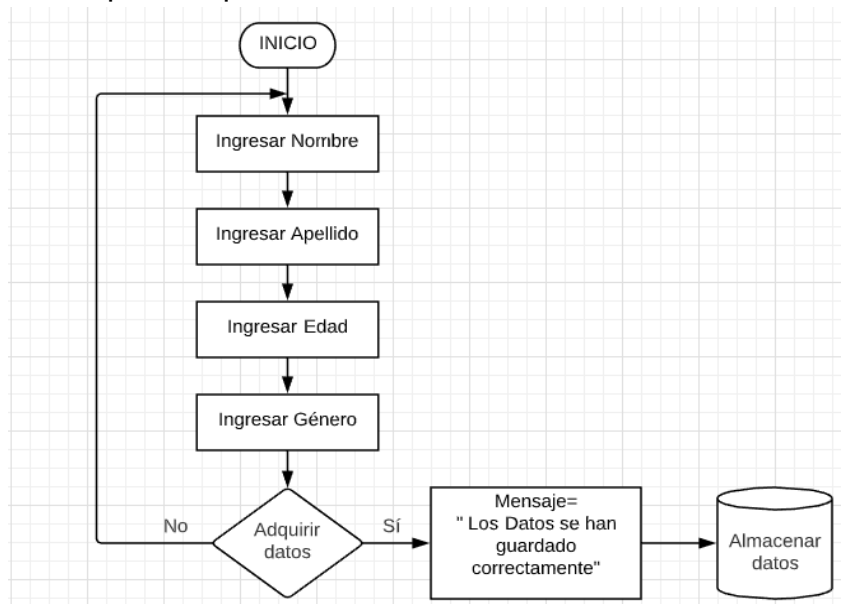


Figura 46. Interfaz de Usuario. Formulario de registro.

En el ítem 1 se encuentra el espacio para ingresar el nombre, en el ítem 2 se ingresa el apellido del usuario, en el ítem 3 se especifica la edad y en el ítem 4 se selecciona el género del usuario.

El ítem 5 muestra el botón Salir que permite finalizar la aplicación y el ítem 6 muestra el botón de Guardar Datos, el cual permite que todos los datos ingresados en el formulario de registro se envíe y se guarde en la base de datos.

En la Figura 47 se observa el diagrama de flujo para realizar el registro de datos de cada usuario, para su posterior almacenamiento.

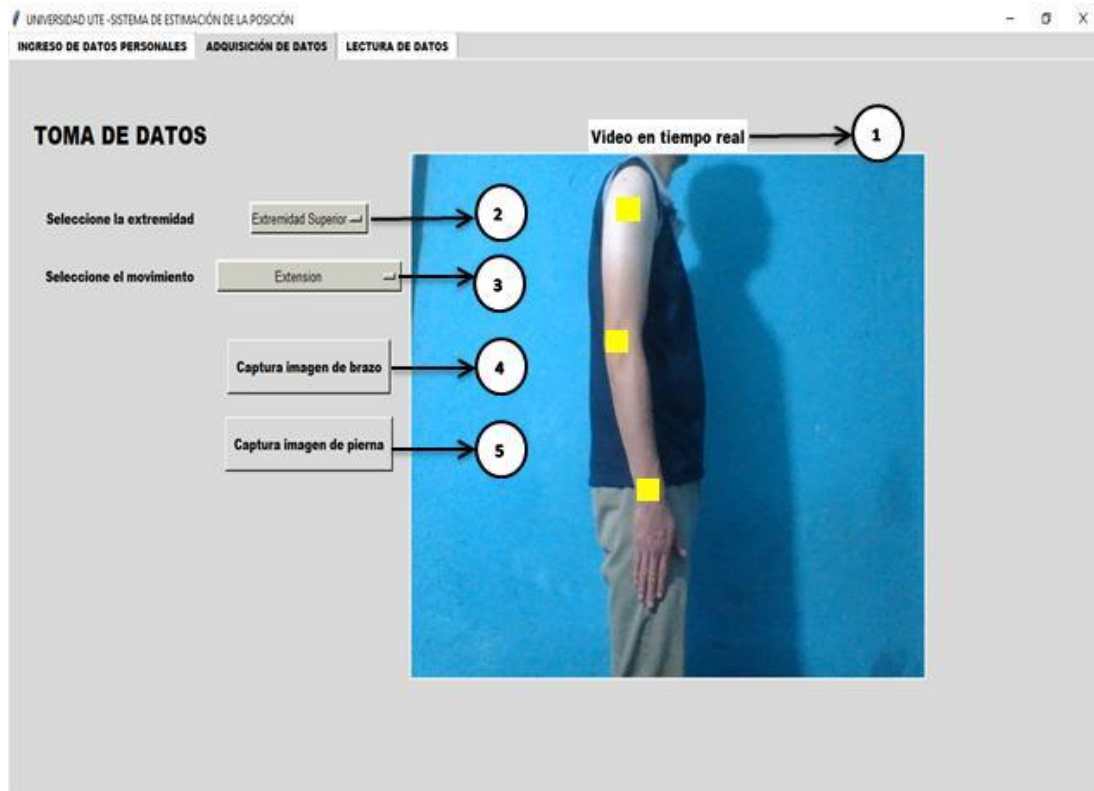


**Figura 47.** Diagrama de flujo del formulario de registro

Al inicializar la pestaña de adquisición de datos se observan los espacios para ingresar el nombre, apellido, edad y género de cada usuario. Posterior a la adquisición de datos se guarda cada registro de información en la base de datos.

## 2.7.2. ADQUISICIÓN DE DATOS

La adquisición y captura de imágenes de los movimientos de la extremidad superior e inferior se produce en la pestaña denominada adquisición de datos que se observa en la Figura 48.



**Figura 48.** Interfaz de Usuario. Adquisición de datos.

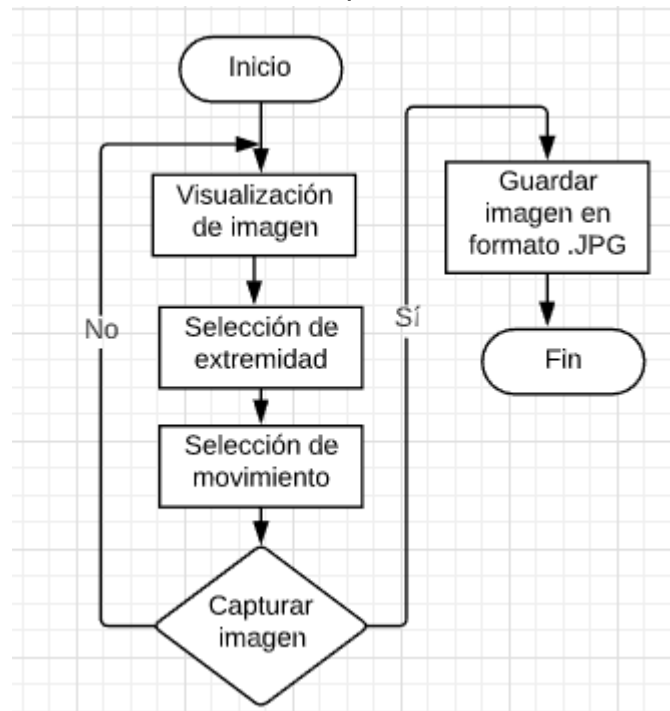
Para reducir los datos y tiempo para el procesamiento de imágenes por medio de la computadora a través del programa desarrollado en OpenCV, se realizó la captura de imágenes de la extremidad superior por separado para obtener un mejor resultado y trabajar independientemente de la extremidad inferior.

El ítem 1 muestra un espacio destinado para la captura de imagen en tiempo real con una resolución de 640 x 480 píxeles para la adquisición de imágenes tanto de la extremidad superior como inferior, el ítem 2 muestra un menú despegable en el cual se puede seleccionar, ya sea la extremidad inferior o extremidad superior. De igual manera, el ítem 3 posee un menú despegable en el cual se selecciona el tipo de movimiento como flexión o extensión.

Dentro del ítem 4 se observa un botón para la captura de imagen de la extremidad superior en formato JPG, ésta imagen se almacena en un archivo destinado para el almacenamiento de imágenes para la extremidad superior.

El botón para la captura de imagen de la extremidad inferior se presenta en el ítem 5, el cual guarda la imagen en formato JPG dentro un archivo destinado para el almacenamiento de imágenes para la extremidad superior.

En la Figura 49 se observa el diagrama de flujo para la adquisición de imágenes y su posterior almacenamiento en la carpeta destinada.



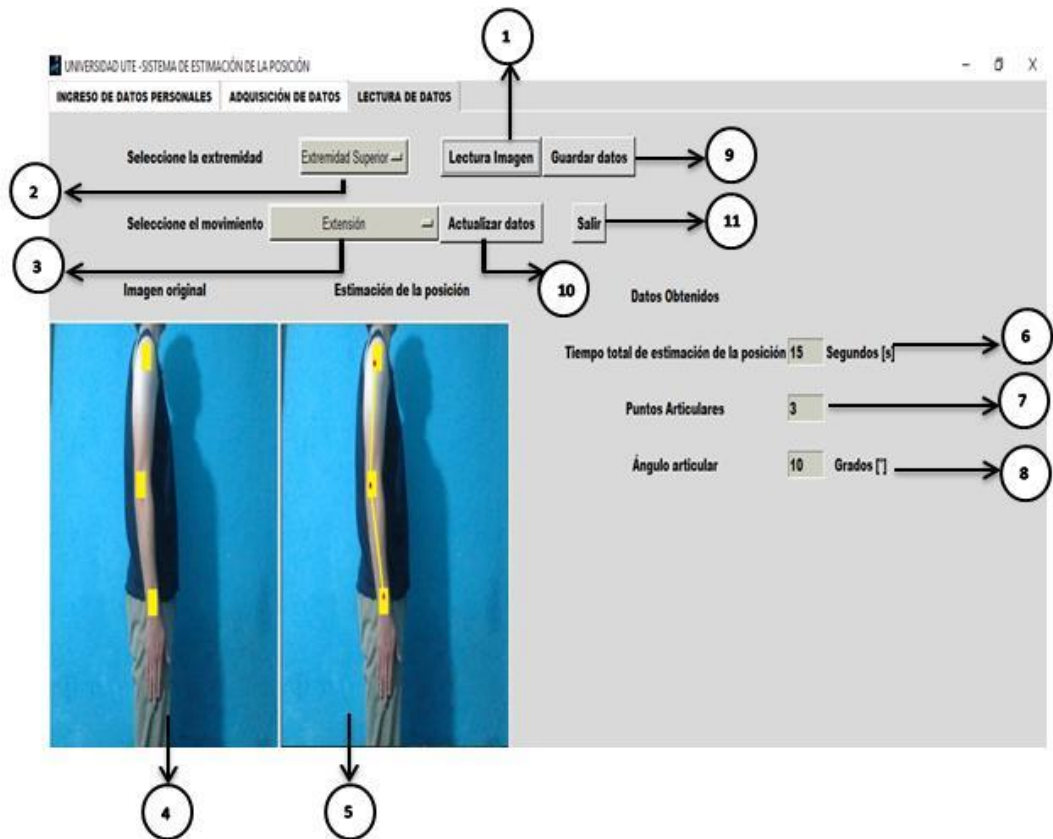
**Figura 49.** Diagrama de flujo para el almacenamiento de imágenes.

Por medio de la estructura movable se puede posicionar y movilizar verticalmente la cámara, por ende se puede tomar fotografías de los usuarios que posean una altura mínima de 1.20 m y una altura máxima de 2.10 m.

Las imágenes adquiridas tanto del movimiento de flexión como de extensión se guardan en formato JPG en un archivo destinado para el almacenamiento de las imágenes de la extremidad superior.

### 2.7.3. LECTURA DE DATOS

La pestaña para la lectura de datos de la interfaz gráfica se observa en la Figura 50.



**Figura 50.** Interfaz de Usuario. Lectura de datos.

Posterior a la adquisición de imágenes de la extremidad superior e inferior se elaboró la pestaña para la lectura de datos, en la que en el ítem 1 se encuentra el botón para la lectura de imagen y se despliega el directorio de archivo donde se guardaron las imágenes, ya sea en la carpeta “Brazo” o “Pierna”. En el ítem 2 se encuentra ubicado un menú despegable para seleccionar la extremidad para su análisis, de igual manera en el ítem 3 se encuentra el menú despegable para la selección de tipo de movimiento ya sea flexión o extensión.

Posterior a la lectura, la imagen se posiciona en un espacio destinado ubicado en el ítem 4, para que posterior al desarrollo del algoritmo de estimación de posición en la imagen se visualice los puntos articulares y los ejes de la extremidad ubicado en el ítem 5.

Los datos obtenidos se encuentran ubicados en la posición derecha de la imagen. El ítem 6 muestra el tiempo total de estimación de posición de la imagen en segundos, es decir el tiempo que se demoró la red neuronal en el entrenamiento del algoritmo para la estimación de la posición de la imagen, el ítem 7 muestra los puntos articulares de la extremidad y el ítem 8 muestra el ángulo articular formado entre los dos ejes que unen los puntos articulares,



posterior al desarrollo del cálculo de los ángulos articulares previamente realizado.

Luego de la adquisición de datos se procede al envío y almacenamiento de datos hacia la base de datos de cada usuario mediante el botón de Guardar datos ubicado en el ítem 9.

Para el análisis de otro tipo de movimiento y extremidad se ubicó un botón para la actualización de datos, como se observa en el ítem 10, en el cual limpia las imágenes y los datos obtenidos para realizar nuevamente el proceso de lectura y almacenamiento de datos.

Finalmente el ítem 11 muestra el botón salir, el cual permite finalizar el proceso y procede a la salida de la interfaz.

## 2.8. BASE DE DATOS

En la Tabla se observa la ficha para la base de datos de cada usuario.

**Tabla 2.** Ficha de información de cada usuario.

Nombre	Apellido	Edad	Género	Extremidad	Movimiento	Ángulo articular(°)
Alexander	Guerrero	23	Masculino	Superior	Extensión	10
				Superior	Flexión	110
				Inferior	Extensión	10
				Inferior	Flexión	90

La información de datos personales, los movimientos de extensión y flexión de la extremidad superior e inferior y los ángulos articulares son trasladados y almacenados en un archivo con extensión “.xlsx”, ubicado en ruta de archivo “C:Users/Alex/Desktop/INTERFAZ\_TESIS/Base\_de\_Datos\_Tesis”, la cual será la ficha completa del usuario.

## **2.9. INTEGRACIÓN DEL SISTEMA**

Después del diseño conceptual y específico se procedió a la integración del sistema.

El montaje comenzó conectando la cámara USB que está colocada en la estructura al puerto de la computadora, se comprobó su correcto funcionamiento grabando un video y capturando fotos de prueba.

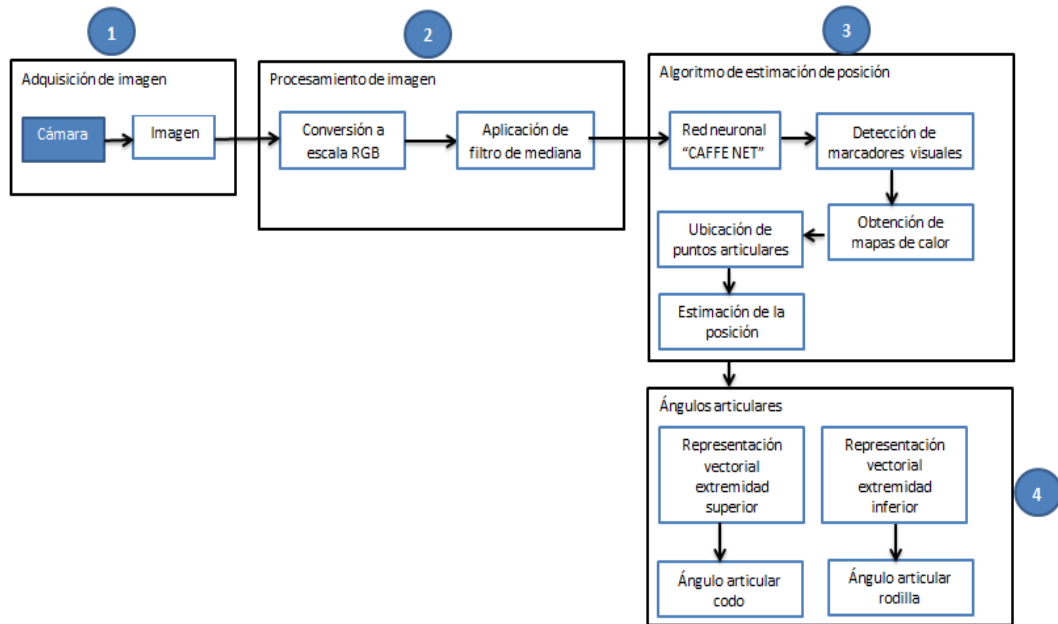
Posterior a ello se realizó la instalación del administrador de entornos Anaconda Prompt dentro de la computadora para el procesamiento de imágenes, luego se procedió a la instalación del software Spyder y las librerías para la programación científica bajo lenguaje Python

Luego se procedió a la programación del algoritmo de estimación de posición mediante redes neuronales profundas y se implementó sobre el código de la interfaz gráfica y cálculo de ángulos articulares de codo y rodilla para la visualización de los de los datos, como la ubicación de mapas de calor sobre la imagen, determinación de puntos y pares articulares y finalmente la visualización de los ángulos articulares de la extremidad superior e inferior.

Posterior a la programación para la estimación de posición se procedió a la integración de la base de datos del sistema para el almacenamiento de información de forma organizada y estructurada de cada usuario para su futura consulta y análisis.

En la Figura 51 se presenta la integración de los subsistemas de adquisición de imágenes y procesamiento de imágenes para realizar las pruebas del sistema.

Finalmente se procedió a realizar la verificación y validación del sistema de estimación de la posición de extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas y visión por computadora de un entorno de iluminación controlado para comprobar la efectividad del sistema.



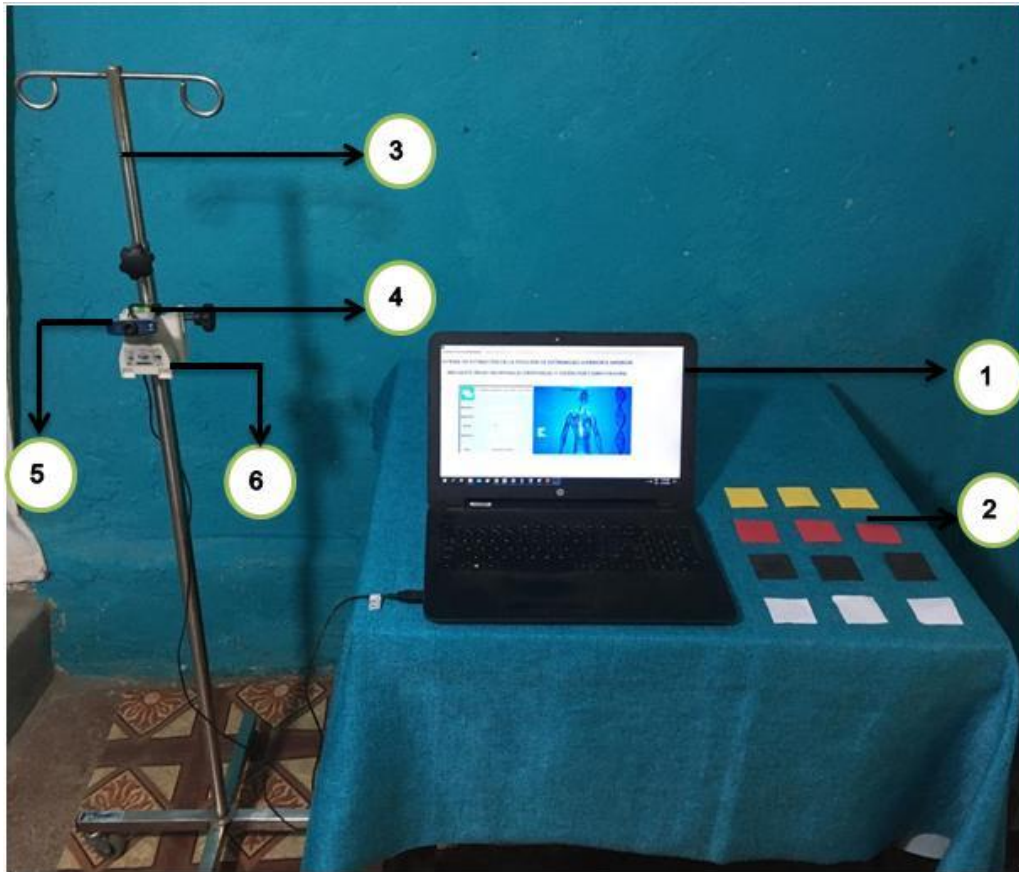
**Figura 51.** Integración de los subsistemas mecánico y digital.

Para estimar la posición de la extremidad superior e inferior primero se produce la captura de imagen por medio de la cámara colocada en la base dentro de la estructura móvil para su posterior procesamiento y determinación de ángulos articulares.

En la sección 1 se observa el bloque de adquisición de imagen obtenida por la cámara, la cual es la entrada para la estimación de posición. La sección 2 muestra el bloque de procesamiento de imágenes, el cual convierte la imagen a escala RGB y aplica un filtro digital para la eliminación de ruido, en la sección 3 se encuentra la red neuronal previamente entrenada en la cual se obtiene el mapa de calor de imagen adquirido a través de la de la detección de los marcadores visuales colocados y la detección de los puntos articulares para finalmente estimar la posición de la extremidad superior e inferior. En la sección 4 se observa el algoritmo para el cálculo de los ángulos articulares tanto del codo como de la rodilla.

## 2.10. PRODUCTO

Al finalizar se obtuvo un sistema de estimación de la posición de la extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas desarrollado bajo lenguaje Python como se observa en la Figura 52.



**Figura 52.** Sistema de estimación de posición de extremidad superior e inferior.

La sección 1 muestra el software del sistema, en el cual se desarrolló la interfaz gráfica de usuario bajo lenguaje Python por medio de la IDE de código abierto Spyder.

La sección 2 muestra los marcadores visuales que se empleó para la colocación en los puntos articulares de la extremidad superior e inferior de cada usuario. La sección 3 muestra la estructura móvil de acero inoxidable que se adquirió para la captura de imágenes de la extremidad superior e inferior. En la sección 4 se observa el nivel de burbuja horizontal, que sirve de referencia para posicionar de manera correcta la base de la cámara.

La adquisición de imágenes se lo realizó por medio de una cámara Genius FaceCam 320 X como se muestra en la sección 5, misma que está conectada vía puerto USB hacia el computador.

La movilización vertical de la cámara dentro de la estructura se produce por medio de una base móvil como se observa en la sección 6.

### **3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

Una vez concluida con la etapa de diseño e integración se procede a verificar el funcionamiento en conjunto de todos los elementos por medio de pruebas de comunicación entre la cámara y la computadora, es decir se verifica que el sistema arranque y permita la captura de imagen de la extremidad superior e inferior dentro de un entorno controlado de iluminación.

A continuación en la Tabla 3 se muestran las características del sistema.

**Tabla 3.** Características del sistema.

Características de la estructura.		
Atributo	Valor	
Material	Acero Inoxidable	
Masa	85 kg	
Ruedas	Giratorias 2" de diámetro de nylon con eje roscado a la base	
Acabado	Terminado cromado	
Longitud	2 m (regulable)	
Características de la base de la cámara		
Nombre	Material	Función
Soporte de cámara	PP Copolymer	Mecanismo de estabilización de cámara
Características de la cámara.		
Marca: Genius 320X		
Foco: Manual		
Interfaz: USB 2.0		
Resolución de video: Hasta 30 fps		
Máxima resolución de imagen: 640x480 píxeles		
Características de los marcadores visuales.		
Alto : 5 cm		
Ancho : 5 cm		
Espesor : 3 mm		
Tipo: Adhesivo		
Color: amarillo, blanco, negro y rojo		
Características del algoritmo.		
Nombre del algoritmo: Openpose		
Tipo de red: Red neuronal profunda		
Nombre de la red: Red neuronal convolucional		
Tipo de aprendizaje: Aprendizaje Profundo		
Modelo pre entrenado: Modelo CaffeNet		

Estos elementos han sido seleccionados debido a que permiten cumplir con los requerimientos previamente establecidos y permite la estimación en imagen de la extremidad superior e inferior.

### 3.1. COSTO DEL SISTEMA

A continuación, en la Tabla 4 se muestra el costo de cada elemento necesario para la implementación del sistema.

**Tabla 4.** Costo de fabricación del sistema.

Cantidad	Nombre	Material	Valor unitario	Valor total
1	Estructura movable	Acero inoxidable	\$150	\$150
1	Base para cámara	PP Copolymer	\$30	\$30
1	Cámara		\$30	\$30
200	Marcadores visuales		\$0.25	\$30
1	Goniómetro manual	Polipropileno	\$15	\$15
1	Costo de diseño		\$400	\$400
Total				\$655

El costo de fabricación del sistema para la estimación de posición de extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas es de \$655. Estos costos se justifican para este prototipo.

### 3.2. VERIFICACIÓN Y VALIDACIÓN

#### 3.2.1. VALIDACIÓN DEL ALGORITMO

El algoritmo se validó por medio de la aplicación de una matriz de confusión para cada extremidad y movimiento, la cual permite la visualización del desempeño del algoritmo empleado en aprendizaje supervisado.

Posterior al desarrollo del algoritmo de estimación de posición por medio de la red neuronal convolucional y la red pre entrenada CaffeNet se obtuvo la estimación de la posición de los movimientos de flexión y extensión de la extremidad superior e inferior.

En la Figura 54 se observa la estimación de la posición de la extremidad superior para el movimiento de extensión.



**Figura 53.** Estimación de la posición de la extremidad superior. Extensión.

Se obtuvo de esta manera la estimación de posición de la extremidad superior para el movimiento de extensión, ubicando y visualizando los puntos y líneas articulares.

A continuación en la Tabla 5 se muestran los resultados del porcentaje de predicción del algoritmo para el movimiento de extensión de la extremidad superior en posición vertical.

**Tabla 5.** Predicción del movimiento de extensión de la extremidad superior.

Usuario	Movimiento	% Acierto de predicción de la posición
1	Extensión de brazo	83.33%
2	Extensión de brazo	93.33 %
3	Extensión de brazo	95.65 %
4	Extensión de brazo	91.67 %
5	Extensión de brazo	83.33 %
6	Extensión de brazo	93.33 %
7	Extensión de brazo	83.33 %
8	Extensión de brazo	100 %
9	Extensión de brazo	100 %
10	Extensión de brazo	91.61 %

De la tabla anterior se pudo obtener los máximos y mínimos de los porcentajes de acierto, los mismos que se emplearán para el cálculo de la media.



En la Ecuación 12 se observa la fórmula aplicada para determinar la media.

$$\bar{x} = \frac{\sum x.f}{n} \quad (12)$$

$$\bar{x} = 91.56 \%$$

Dónde:

$\bar{x}$  =Media

x =Marca de clase

f =Frecuencia

n =Número de datos

En la Tabla 6 se observa los valores máximo, mínimo y medio del porcentaje de acierto de la red neuronal para el movimiento de extensión para la extremidad superior.

**Tabla 6.** Valores máximos, mínimos y media del algoritmo para el movimiento de extensión del brazo.

% Acierto de predicción del algoritmo para el movimiento de extensión de la extremidad superior.		
Valor máximo	Valor mínimo	Valor medio
100 %	83.33 %	91.56 %

Con el objetivo de cuantificar el desempeño del algoritmo y determinar si está confundiendo las clases de clasificación se realizó una matriz de confusión para el movimiento de flexión y extensión de la extremidad superior e inferior.

En la Tabla 7 se muestran los datos de la matriz de confusión para el movimiento de extensión de la extremidad superior.

**Tabla 7.** Matriz de confusión para el movimiento de extensión de la extremidad superior.

		Predicción		Sumatoria
		Positivos	Negativos	
Observación	Positivos	VP=282	FN=25	VP+FN=307
	Negativos	FP=8	VN=69	FP+FN=77
Sumatoria		VP+FP=290	FN+VN=94	384

Dónde:

VP=Cantidad de positivos que fueron clasificados correctamente.

VN=Cantidad de negativos que fueron clasificados correctamente.

FP=Cantidad de positivos que fueron clasificados como negativos.

FN=Cantidad de negativos que fueron clasificados como positivos.

Posteriormente se calculó la exactitud del algoritmo basado en redes neuronales profundas, empleando la Ecuación 13.

$$Exactitud = \frac{VP + VN}{n} \quad (13)$$

$$Exactitud = 91.41\%$$

Dónde:

VP= Verdaderos positivos

VN=Verdaderos negativos

n =Número total de datos

La tasa de error del algoritmo se muestra en la Ecuación 14.

$$Tasa de error = \frac{FP + FN}{n} \quad (14)$$

$$Tasa de error = 8.44 \%$$

Dónde:

FP=Falsos positivos

FN= Falsos negativos

n =Número total de datos

También se calculó la sensibilidad de respuesta de algoritmo que se representa a través de la Ecuación 15.

$$Sensibilidad = \frac{VP}{n_p} \quad (15)$$

$$Sensibilidad = 97.24\%$$

Dónde:

VP=Verdaderos positivos

$n_p$ =Número total de datos positivos

La especificidad del algoritmo se calculó mediante la Ecuación 16.

$$Especificidad = \frac{VN}{n_N} \quad (16)$$

$$Especificidad = 73.41 \%$$

Dónde:

VN=Verdaderos negativos

$n_N$ =Número total de datos negativos

La precisión del algoritmo se lo realizó mediante la Ecuación 17.

$$Precisión = \frac{VP}{n_{cp}} \quad [17]$$

$$Precisión = 97.24 \%$$

Dónde:

VP=Verdaderos positivos

$n_{cp}$ =Datos clasificados como positivos

Para el cálculo de del valor de predicción negativa se lo hizo por medio de la Ecuación 18.

$$Valor\ de\ predicción\ negativo = \frac{VN}{n_{cp}} \quad (18)$$

$$Valor\ de\ predicción\ negativo = 14.89 \%$$

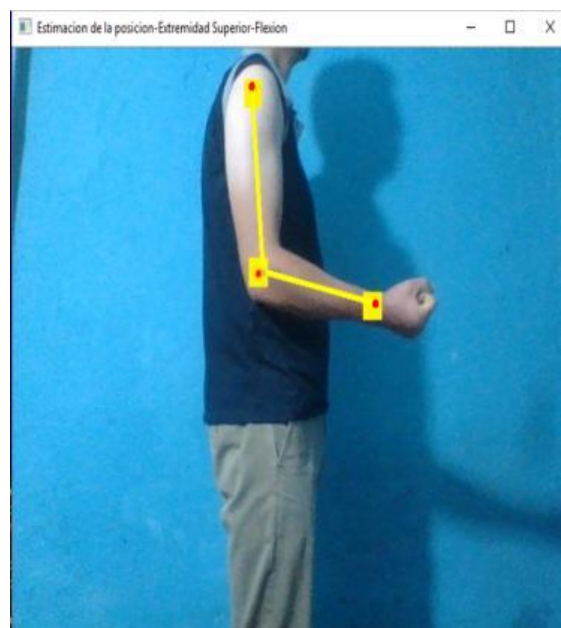
Dónde:

VN= Verdaderos negativos

$n_{cp}$  =Número total de datos clasificados como negativos

Con los datos calculados se puede concluir que el algoritmo de estimación de posición tiene una exactitud de 91.41 %, una sensibilidad de 97.24 % y una precisión de 97.24 % en el reconocimiento del movimiento de extensión de la extremidad superior.

En la Figura 55 se observa la estimación de la posición de la extremidad superior para el movimiento de flexión.



**Figura 54.** Estimación de la posición de la extremidad superior.Flexión.

Se obtuvo de esta manera la estimación de posición de la extremidad superior para el movimiento de flexión, ubicando y visualizando los puntos y líneas articulares.

A continuación en la Tabla 8 se muestran los resultados del porcentaje de predicción del algoritmo para el movimiento de flexión de la extremidad superior.

**Tabla 8.** Predicción del movimiento de flexión de la extremidad superior.

Usuario	Movimiento	% Acierto de predicción de la posición
1	Flexión de brazo	83.33%
2	Flexión de brazo	93.33 %
3	Flexión de brazo	95.65 %
4	Flexión de brazo	91.67 %
5	Flexión de brazo	93.33 %
6	Flexión de brazo	95.58 %
7	Flexión de brazo	83.33 %
8	Flexión de brazo	100 %
9	Flexión de brazo	100 %
10	Flexión de brazo	91.61 %

De la tabla anterior se pudo obtener los máximos y mínimos de los porcentajes de acierto, los mismos que se emplearán para el cálculo de la media.

Mediante la Ecuación 12 se calculó la media para el acierto de predicción de la posición de la extremidad superior para el movimiento de flexión y se obtuvo un valor de 92.78 %.

En la Tabla 9 se observa los valores máximo, mínimo y medio del porcentaje de acierto de la red neuronal para el movimiento de flexión de la extremidad superior.

**Tabla 9.** Valores máximos, mínimos y media del algoritmo para el movimiento de flexión del brazo.

% Acierto de predicción del algoritmo para el movimiento de flexión para la extremidad superior.		
Valor máximo	Valor mínimo	Valor medio
100 %	83.33 %	92.78 %

En la Tabla 10 se muestran los datos de la matriz de confusión para el movimiento de flexión de la extremidad superior.

**Tabla 10.** Matriz de confusión para el movimiento de flexión de la extremidad superior.

		Predicción		
		Positivos	Negativos	Sumatoria
Observación	Positivos	VP=284	FN=21	VP+FN=305
	Negativos	FP=6	VN=73	FP+FN=79
	Sumatoria	VP+FP=290	FN+VN=94	384

Posteriormente se calculó la exactitud del algoritmo basado en redes neuronales profundas, mediante la Ecuación 13 y se obtuvo un valor de 92.97 %.

La tasa de error del algoritmo se calculó mediante la Ecuación 14 y se obtuvo un valor de 7.22 %. También se calculó la sensibilidad de respuesta del algoritmo que se representa a través de la Ecuación 15 y se obtuvo un valor de 97.93 %.

La especificidad del algoritmo se calculó mediante la Ecuación 16 y se obtuvo un valor de 96.89 %.

La precisión del algoritmo se lo realizó mediante la Ecuación 17 y se obtuvo un valor de 97.91 %. Para el cálculo de del valor de predicción negativa se lo hizo por medio de la Ecuación 18 y se obtuvo un valor de 23.55 %.

Con los datos calculados se puede concluir que el algoritmo de estimación de posición tiene una exactitud de 92.78 %, una sensibilidad de 97.93 % y una precisión de 97.91% en el reconocimiento del movimiento de flexión de la extremidad superior.

En la Figura 56 se muestra la estimación de la posición de la pierna para el movimiento de extensión en posición vertical.

Estimacion de la posicion-Extremidad Inferior-Extension



**Figura 55.** Estimación de la posición de la extremidad inferior. Extensión

Se obtuvo de esta manera la estimación de posición de la extremidad inferior para el movimiento de extensión, ubicando y visualizando los puntos y líneas articulares.

A continuación en la Tabla 11 se muestran los resultados del porcentaje de predicción del algoritmo del movimiento de extensión de la extremidad inferior en posición vertical.

**Tabla 11.** Predicción del movimiento de extensión de la extremidad inferior.

Usuario	Movimiento	% Acierto de predicción de la posición
1	Extensión de pierna	83.33%
2	Extensión de pierna	93.33 %
3	Extensión de pierna	95.65 %
4	Extensión de pierna	91.67 %
5	Extensión de pierna	83.33 %
6	Extensión de pierna	93.33 %
7	Extensión de pierna	83.33 %
8	Extensión de pierna	92.70 %
9	Extensión de pierna	87.32%
10	Extensión de pierna	100 %

De la tabla anterior se pudo obtener los máximos y mínimos de los porcentajes de acierto, los mismos que se emplearán para el cálculo de la media.

Mediante la Ecuación 12 se calculó la media para el acierto de predicción de la posición de la extremidad inferior para el movimiento de extensión y se obtuvo un valor de 92.40 %.

En la Tabla 12 se observa los valores máximo, mínimo y medio del porcentaje de acierto de la red neuronal para el movimiento de extensión para la extremidad inferior.

**Tabla 12.** Valores máximos, mínimos y media del algoritmo para el movimiento de extensión de la pierna.

% Acierto de predicción del algoritmo para el movimiento de extensión de la extremidad inferior.		
Valor máximo	Valor mínimo	Valor medio
100 %	83.33 %	90.40 %

En la Tabla 13 se muestran los datos de la matriz de confusión para el movimiento de extensión de la extremidad inferior.

**Tabla 13.** Matriz de confusión para el movimiento de extensión de la extremidad inferior.

		Predicción		Sumatoria
		Positivos	Negativos	
Observación	Positivos	VP=281	FN=27	VP+FN=308
	Negativos	FP=9	VN=67	FP+FN=76
	Sumatoria	VP+FP=290	FN+VN=94	384

Posteriormente se calculó la exactitud del algoritmo basado en redes neuronales profundas, empleando la Ecuación 13 y se obtuvo un valor de 90.63 %.

La tasa de error del algoritmo se calculó a través de la Ecuación 14 y se obtuvo un valor de 9.60 %. También se calculó la sensibilidad de respuesta del algoritmo que se representa en la Ecuación 15 y se obtuvo un valor de 96.78 %.

La especificidad del algoritmo se calculó mediante la Ecuación 15 y se obtuvo un valor de 71.27 %. La precisión del algoritmo se lo realizó mediante la Ecuación 16 y se obtuvo un valor de 94.83 %. Para el cálculo de del valor de predicción negativa se lo hizo por medio de la Ecuación 18 y se obtuvo un valor de 23.55 %.

Con los datos calculados se puede concluir que el algoritmo de estimación de posición tiene una exactitud de 92.41 %, una sensibilidad de 96.78 % y una

precisión de 94.83 % en el reconocimiento del movimiento de extensión de la extremidad inferior.

En Figura 57 se muestra la estimación de la posición de la pierna para el movimiento de flexión.



**Figura 56.** Estimación de la posición de la extremidad inferior. Flexión.

A continuación en la Tabla 14 se muestran los resultados del porcentaje de predicción del algoritmo del movimiento de flexión de la extremidad inferior.

**Tabla 14.** Predicción del movimiento de flexión de la extremidad inferior.

Usuario	Movimiento	% Acierto de predicción de la posición
1	Flexión de pierna	77.78%
2	Flexión de pierna	73.22%
3	Flexión de pierna	100%
4	Flexión de pierna	100%
5	Flexión de pierna	91.67%
6	Flexión de pierna	74.78%
7	Flexión de pierna	100%
8	Flexión de pierna	100%
9	Flexión de pierna	95.65%
10	Flexión de pierna	95.65%

De la tabla anterior se pudo obtener los máximos y mínimos de los porcentajes de acierto, los mismos que se emplearán para el cálculo de la media.



Mediante la Ecuación 12 se calculó la media para el acierto de predicción de la posición de la extremidad superior para el movimiento de flexión y se obtuvo un valor de 90.88 %.

En la Tabla 15 se observa los valores máximo, mínimo y medio del porcentaje de acierto de la red neuronal para el movimiento de flexión para la extremidad inferior.

**Tabla 15.** Valores máximos, mínimos y media del algoritmo para el movimiento de flexión de la pierna.

% Acierto de predicción del algoritmo para el movimiento de extensión de la extremidad inferior.		
Valor máximo	Valor mínimo	Valor medio
100 %	73.22 %	90.88 %

En la Tabla 15 se muestran los datos de la matriz de confusión para el movimiento de flexión de la extremidad inferior.

**Tabla 16.** Matriz de confusión para el movimiento de flexión de la extremidad inferior.

		Predicción		Sumatoria
		Positivos	Negativos	
Observación	Positivos	VP=270	FN=63	VP+FN=333
	Negativos	FP=16	VN=35	FP+FN=51
	Sumatoria	VP+FP=286	FN+VN=98	384

Posteriormente se calculó la exactitud del algoritmo basado en redes neuronales profundas, empleando la Ecuación 13 y se obtuvo un valor de 90.87 %.

La tasa de error del algoritmo se calculó a través de la Ecuación 14 y se obtuvo un valor de 9.12 %. También se calculó la sensibilidad de respuesta del algoritmo que se representa en la Ecuación 15 y se obtuvo un valor de 94.41 %.

La especificidad del algoritmo se calculó mediante la Ecuación 16 y se obtuvo un valor de 35.72 %. La precisión del algoritmo se lo realizó mediante la Ecuación 17 y se obtuvo un valor de 81.08 %. Para el cálculo de del valor de predicción negativa se lo hizo por medio de la Ecuación 18 y se obtuvo un valor de 35.71 %.

Con los datos calculados se puede concluir que el algoritmo de estimación de posición tiene una exactitud de 90.87 %, una sensibilidad de 94.41 % y una precisión de 81.08 % en el reconocimiento del movimiento de flexión de la extremidad inferior.

### 3.2.2. VALIDACIÓN ÁNGULOS ARTICULARES

El sistema de medición de ángulos articulares mediante visión por computadora se validó en base a mediciones obtenidas para el movimiento de extensión y flexión de la extremidad superior e inferior en comparación con el goniómetro determinando la confiabilidad del sistema.

Se seleccionó a 10 usuarios debido a la accesibilidad para la adquisición de datos para validar el sistema de estimación de la posición mediante visión por computadora y redes neuronales profundas.

En la Tabla 17 se puede observar las pruebas realizadas a 10 usuarios por medio del sistema y el goniómetro manual para la medición del ángulo articular de la extremidad superior para el movimiento de extensión total sobre el plano sagital.

**Tabla 17.** Medición del ángulo articular del movimiento de extensión del brazo.

Usuario	Movimiento	Ángulo ( $\emptyset$ ) goniómetro	Ángulo ( $\emptyset$ ) sistema	% Acierto de ángulo articular
1	Extensión de brazo	9	13	96 %
2	Extensión de brazo	11.5	14	97.5 %
3	Extensión de brazo	9	13	96 %
4	Extensión de brazo	10	14	96 %
5	Extensión de brazo	9.5	14.5	95 %
6	Extensión de brazo	8.5	11	97.5 %
7	Extensión de brazo	8.5	12	96.5 %
8	Extensión de brazo	9	10	99 %
9	Extensión de brazo	11	11	100 %
10	Extensión de brazo	12	9	97 %

Se obtuvieron diferentes ángulos para el movimiento de extensión del brazo en posición vertical sobre el plano sagital debido a la variabilidad de la fisionomía y goniometría de cada usuario.

De la tabla anterior se pudo obtener los máximos y mínimos de los porcentajes de acierto, los mismos que se emplearán para el cálculo de la media.

Mediante la Ecuación 12 se calculó la media para el acierto de predicción del ángulo articular de la extremidad superior para el movimiento de extensión y se obtuvo un valor de 97 %.

En la Tabla 18 se observa los valores máximo, mínimo y medio del porcentaje de acierto de la medición del goniómetro para el movimiento de extensión para la extremidad superior.

**Tabla 18.** Valores máximos, mínimos y media de medición del ángulo articular del movimiento de extensión del brazo.

% Acierto de ángulo articular para el movimiento de extensión para la extremidad superior.		
Valor máximo	Valor mínimo	Valor medio
100 %	95 %	97 %

En la Tabla 19 se puede observar las pruebas realizadas a 10 usuarios por medio del sistema y el goniómetro manual para la medición del ángulo articular de la extremidad superior para el movimiento de flexión sobre el plano sagital.

**Tabla 19.** Medición del ángulo articular del movimiento de flexión del brazo.

Usuario	Movimiento	Ángulo ( $\emptyset$ ) goniómetro	Ángulo ( $\emptyset$ ) sistema	% Acierto de ángulo articular
1	Flexión de brazo	111°	111.5°	99.5%
2	Flexión de brazo	117 °	122 °	95 %
3	Flexión de brazo	120.5 °	121 °	99.5 %
4	Flexión de brazo	130 °	135°	95%
5	Flexión de brazo	98 °	97 °	99 %
6	Flexión de brazo	99°	104 °	95 %
7	Flexión de brazo	105 °	100 °	95 %
8	Flexión de brazo	135°	135°	100 %
9	Flexión de brazo	95°	99°	96 %
10	Flexión de brazo	91	94.5	96.5%

Se obtuvieron diferentes ángulos para el movimiento de flexión del brazo sobre el plano sagital debido a la variabilidad de la fisionomía y goniometría de cada usuario.

De la tabla anterior se pudo obtener los máximos y mínimos de los porcentajes de acierto, los mismos que se emplearán para el cálculo de la media.

Mediante la Ecuación 12 se calculó la media para el acierto de predicción del ángulo articular de la extremidad superior para el movimiento de flexión y se obtuvo un valor de 97.05%.

En la Tabla 20 se observa los valores máximo, mínimo y medio del porcentaje de acierto de la red neuronal para el movimiento de flexión para la extremidad superior.

**Tabla 20.** Valores máximos, mínimos y media de medición del ángulo articular del movimiento de flexión del brazo.

% Acierto de ángulo articular para el movimiento de flexión para la extremidad superior.		
Valor máximo	Valor mínimo	Valor medio
100 %	95 %	97.05%

En la Tabla 21 se puede observar las pruebas realizadas a 10 usuarios por medio del sistema y el goniómetro manual para la medición del ángulo articular de la extremidad inferior para el movimiento de extensión total sobre el plano sagital.

**Tabla 21.** Medición del ángulo articular del movimiento de extensión de la pierna.

Usuario	Movimiento	Ángulo ( $\emptyset$ ) goniómetro	Ángulo ( $\emptyset$ ) sistema	% Acierto de ángulo articular
1	Extensión de pierna	3°	5°	98 %
2	Extensión de pierna	4°	6.5°	97.5 %
3	Extensión de pierna	7°	8°	99 %
4	Extensión de pierna	3.5°	6.5°	96.5 %
5	Extensión de pierna	4°	3°	99 %
6	Extensión de pierna	10°	14°	95 %
7	Extensión de pierna	11.5°	14.5°	97 %
8	Extensión de pierna	7°	7°	100 %
9	Extensión de pierna	4°	4.5°	99.5 %
10	Extensión de pierna	3°	8°	95 %

Se obtuvieron diferentes ángulos para el movimiento de extensión de la pierna en posición vertical sobre el plano sagital debido a la variabilidad de la fisionomía y goniometría de cada usuario.

De la tabla anterior se pudo obtener los máximos y mínimos de los porcentajes de acierto, los mismos que se emplearán para el cálculo de la media.

Mediante la Ecuación 12 se calculó la media para el acierto de predicción del ángulo articular de la extremidad inferior para el movimiento de extensión y se obtuvo un valor de 98 %.

En la Tabla 22 se observa los valores máximo, mínimo y medio del porcentaje de acierto de la red neuronal para el movimiento de extensión para la extremidad inferior.

**Tabla 22.** Valores máximos, mínimos y media de medición del ángulo articular del movimiento de extensión de la pierna.

% Acierto de ángulo articular para el movimiento de extensión de la extremidad inferior.		
Valor máximo	Valor mínimo	Valor medio
100 %	95 %	98 %

En la Tabla 23 se puede observar las pruebas realizadas a 10 usuarios por medio del sistema y el goniómetro manual para la medición del ángulo articular de la extremidad inferior para el movimiento de flexión sobre el plano sagital.

**Tabla 23.** Medición del ángulo articular del movimiento de flexión de pierna.

Usuario	Movimiento	Ángulo ( $\emptyset$ ) goniómetro	Ángulo ( $\emptyset$ ) sistema	% Acierto de ángulo articular
1	Flexión de pierna	121°	119°	98 %
2	Flexión de pierna	117.5°	115 °	97.5 %
3	Flexión de pierna	121°	121°	100 %
4	Flexión de pierna	115°	115°	100 %
5	Flexión de pierna	118.5°	117.5°	98.5 %
6	Flexión de pierna	100°	105°	95 %
7	Flexión de pierna	98°	103°	95%
8	Flexión de pierna	95°	95°	100 %
9	Flexión de pierna	120°	124°	96 %
10	Flexión de pierna	119°	119.5°	99.5 %

Se obtuvieron diferentes ángulos para el movimiento de flexión de la pierna sobre el plano sagital debido a la variabilidad de la fisionomía y goniometría de cada usuario.

De la tabla anterior se pudo obtener los máximos y mínimos de los porcentajes de acierto, los mismos que se emplearán para el cálculo de la media.

Mediante la Ecuación 12 se calculó la media para el acierto de predicción del ángulo articular de la extremidad inferior para el movimiento de flexión y se obtuvo un valor de 98 %.

En la Tabla 24 se observa los valores máximo, mínimo y medio de porcentaje de acierto de la red neuronal para el movimiento de flexión para la extremidad superior.

**Tabla 24.** Valores máximos, mínimos y media de medición del ángulo articular del movimiento de flexión de la pierna.

% Acierto de ángulo articular para el movimiento de flexión de la extremidad inferior.		
Valor máximo	Valor mínimo	Valor medio
100 %	95 %	98 %

## **4. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES**

## CONCLUSIONES

- Se desarrolló un sistema de estimación de la posición de la extremidad superior e inferior por medio de una red neuronal convolucional profunda mediante aprendizaje supervisado con 16 capas ocultas convolucionales para la creación de mapas de características de la imagen de entrada y 3 capas completamente conectadas para la predicción de los mapas de confianza y los campos vectoriales de afinidad entre los puntos articulares.
- Una vez analizada la matriz de confusión de la red neuronal CaffeNet presenta un porcentaje medio de acierto de los 10 participantes del experimento de 91.56 % para el movimiento de extensión del brazo, 92.78 % para el movimiento de flexión del brazo, 90.40 % para el movimiento de extensión de la pierna y 90.88 % para el movimiento de flexión de la pierna.
- Se diseñó una interfaz gráfica de usuario desarrollada bajo lenguaje Python para la obtención de datos informativos y captura de imagen de la extremidad superior e inferior de cada usuario.
- Se estimó la posición de la extremidad superior e inferior a través de visión por computadora dentro del rango visual de la cámara con una distancia máxima de 2 m desde la base de la cámara colocada dentro de la estructura movable hasta el usuario.
- Se implementó una estructura metálica de acero inoxidable con disposición vertical movable y regulable hasta 2 m de altura para la adquisición de imágenes a través de la cámara colocada dentro de una base movable.
- Se realizó una comparación entre el sistema de medición de ángulos articulares por medio de visión por computadora y el goniómetro manual para el movimiento de flexión y extensión de extremidad superior e inferior, determinando que no supera los 5° de error el sistema en comparación con la medición manual a través del goniómetro.
- Se alcanzó el diseño de un sistema de estimación de la posición de la extremidad superior e inferior mediante redes neuronales profundas y visión por computadora, utilizando el modelo en V para el diseño de los componentes.



## RECOMENDACIONES

- Se recomienda automatizar la estructura móvil con el fin de tener un posicionamiento automático de la cámara para la adquisición imágenes de la extremidad superior e inferior.
- Se recomienda validar el sistema utilizando un sensor muscular con una tarjeta de adquisición de datos.

## BIBLIOGRAFÍA

- AAOS. (2019). *American Academy of Orthopaedic Surgeons*. Recuperado el 4 de Junio de 2020, de <https://www.aaos.org/>
- Albir, G. (2019). *Anatomía y Musculación sin Aparatos* (Primera ed.). España: PAIDOTRIBO.
- AO. (2019). *Swiss Association for the Study of Osteosynthesis*. Recuperado el 7 de Junio de 2020, de AO Foundation: <https://www.aofoundation.org/>
- Aragón, R. (7 de Junio de 2019). Músculos de la pierna. *eSALUD*.
- Beer, F., & Johnston, R. (2017). *Mecánica vectorial para ingenieros : estática* (Onceava ed.). México, D.F: McGraw-Hill.
- Beer, F., Johnston, R., Mazurek, D., & Chigo, e. (2017). *Mecánica vectorial para ingenieros : estática* (Onceava ed.). México, D.F: McGraw-Hill.
- Belmonte, A. (2019). Músculos del brazo: anatomía, nombres y fotos.
- Clarkson, M., & Whipple, M. (5 de Diciembre de 2018). Variation in the representation of human anatomy within digital resources: Implications for data integration. *Association American Medical*, 10-15.
- Dantone, M., Gall, J., Leistner, C., & Gool, L. (2014). Body Parts Dependent Joint Regressors for Human Pose Estimation in Still Images. *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, 2-8.
- Dufour, M., & Pilu, M. (2019). *Biomecánica funcional. Miembros, cabeza, tronco*. (Segunda ed.). Madrid, España: ELSEVIER.
- Falco, C. (Junio de 2017). Computer Vision, Image Analysis,. *Arful Media*, XIV, 1-2.
- García, J. (2018). *MÓDULO DE BASES ANATÓMICAS Y FISIOLÓGICAS DEL DEPORTE*.
- García, J. (2019). *ANATOMÍA.MÓDULO DE BASES ANATÓMICA Y FISIOLÓGICAS DEL DEPORTE*. Madrid: iskar.
- Genius. (15 de Julio de 2017). *FaceCam 320X*. (K. S. CORP., Editor) Recuperado el 16 de Mayo de 2020, de Manualzz: <https://manualzz.com/doc/2820773/genius-facecam-320>
- González Muñoz, A. (Febrero de 2018). Aplicaciones de técnicas de inteligencia artificial basadas en aprendizaje profundo(deep learning) al análisis y

mejora de la eficiencia de procesos industriales. (U. d. Oviedo, Ed.)  
*Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica, de Computadores y Sistemas.*

- González, R., & Woods, R. (2015). *Digital Image Processing* (Vol. III). Estados Unidos: Pearson Education.
- Hidalgo, G. (Abril de 2019). OpenPose: Whole-Body Pose Estimation. 10-15.
- Hui Chen, H., & Jium Ding, J. (2012). IMAGE RETRIEVAL BASED ON CLASSIFIED VECTOR QUANTIZATION. *IEEE International Conference on Image Processing.*
- Kim, T. S., & Reiter, A. (2017). Interpretable 3D Human Action Analysis with Temporal Convolutional Networks. *IEEE*, 1-8.
- Kurt, A., Morton, D., & Foreman, B. (2019). *GROSS ANATOMY* (Segunda ed.). Salt Lake, Estados Unidos: SMARTBOOK.
- Liu, J., & Shunsule, Y. G. (2016). Joint Customer Pose and Orientation Estimation using Deep Neural Network from Surveillance Camera. *IEEE International Symposium on Multimedia.*
- Liu, Y., Xu, Y., & Li, S. b. (2018). 2-D Human Pose Estimation from Images based on Deep Learnig. *Advanced Information management, Communicates, Electronic and Automation Control Conference(IMEC 2018).*
- Lopez Briega, R. E. (13 de Junio de 2017). Introducción al Deep Learning. *IAAR Capacitación.*
- Martínez, F., Gómez, F., & Romero, E. (2015). Análisis de vídeo para estimación del movimiento humano:Una revisión. *Revista MED.*
- Maureira , H. A. (Agosto de 2017). Síntesis de los principales elementos del Modelo Función – Disfunción del Movimiento Humano. (D. d.-U. Maule, Ed.) *Revista de Estudios en Movimiento, IV(1).*
- Ministerio de Salud Pública. (2018). Gestión de mantenimiento de Equipos Médicos. (D. N. Normatización., Ed.) *Manual.*
- Moreno, F., & Ramírez, S. (2017). Algoritmos de Visión por Computador para un SBC. *Lecturas en Ciencias de la Computación.*
- Niu, J., Hong, J., Qin, X., Hong, J., & Wang, W. (2016). Establishment of Dynamic Model of Human Knee Joint in Sagittal Plane. *International Symposium on Computational Intelligence and Design*, 126-130.

- Norkin, C., & White, J. (2017). En Goniometría. Evaluación de la movilidad articular. *FISIOTERAPIA*, 229-232.
- Oleari, C. (2018). *ANATOMÍA FUNCIONAL Y BIOMECÁNICA* (Vol. I). Buenos Aires, Argentina: Universidad de Buenos Aires.
- Pajares, G., & De la Escalera, A. (2016). *Conceptos y Métodos en VISIÓN POR COMPUTADOR*. España: Grupo de Visión del Comité Español de Automática.
- Pinheiro, P., Collobert, R., & Dollár, P. (2017). Learning to Segment Object Candidates. *IEEE*, 1-9.
- Quiao, S., Wang, Y., & Li, J. (2017). Real-Time Human Gesture Grading Based on OpenPose. *International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics*, 1-7.
- Ramos, E., Domínguez, C., & Sequeira, B. (2016). Principios biomecánicos para la osteosíntesis, re-evolución. *Asociación Suiza Médica*, 51-55.
- Rodríguez Plaza, O. (Febrero de 2016). LOCALIZACIÓN Y MAPEO VIUAL MONOCULAR PARA ROBOT MÓVIL TERRESTRE APLICADO A LA INSPECCIÓN ULTRASÓNICA AERONÁUTICA. *Escuela Técnica Superior de Ingenieros Industriales*.
- Rodríguez, A. (2018). Desarrollo de una aplicación de reconocimiento en imágenes utilizando Deep Learning con OpenCV. *Escuela Superior de Ingeniería Informática*, 10-15.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (Octubre de 2017). (University of OXFORD) Recuperado el 10 de Junio de 2020, de Information Engineering: <http://www.robots.ox.ac.uk/>

**ANEXOS**

**ANEXO 1.**  
**Planos de la estructura**

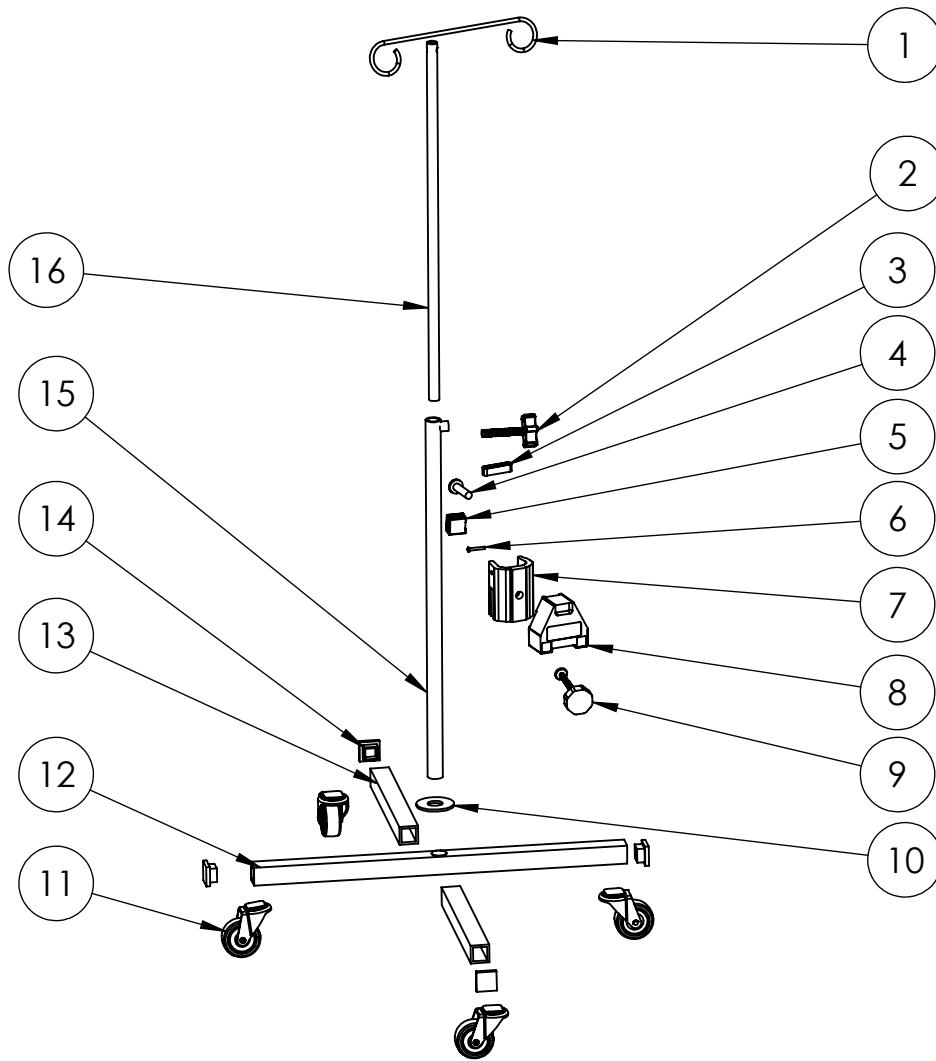
A

B

C

D

E



Nº Pieza	DENOMINACIÓN	MATERIAL	Cant.
1	Gancho de movilización	Acero inoxidable	1
2	Seguro roscable para detención de la extensión	PP Copolymer	1
3	Nivel de burbuja horizontal	Plástico	1
4	Tornillo de acople	SAE 1010	1
5	Base para cable de cámara	PP Copolymer	1
6	Tornillo de sujeción	SAE 1010	1
7	Acople para tubo	PP Copolymer	1
8	Soporte de cámara	Aluminio	1
9	Seguro roscable para detención del soporte	PP Copolymer	1
10	Rodela de acople	Acero inoxidable	1
11	Rueda giratoria	Nylon	4
12	Base	Acero inoxidable	1
13	Acople para base	Acero inoxidable	2
14	Protección para base de estructura	PVC	4
15	Poste telescópico	Acero inoxidable	1
16	Extensión telescópica ajustable	Acero inoxidable	1

TOLERANCIA:

± 0.1

PESO [Kg]:

85

MATERIAL:

	Fecha	Nombre
Dibujado	4/19/2020	Alexander Guerrero
Revisado		
Aprobado		

# Vista explosionada

ESCALA:

1:10

FIRMA / EMPRESA:



DIBUJO Nº:

HOJA:

A4

Edición	Modificación	Fecha	Nombre

1

2

3

4

A

44.96

39.20

23.79

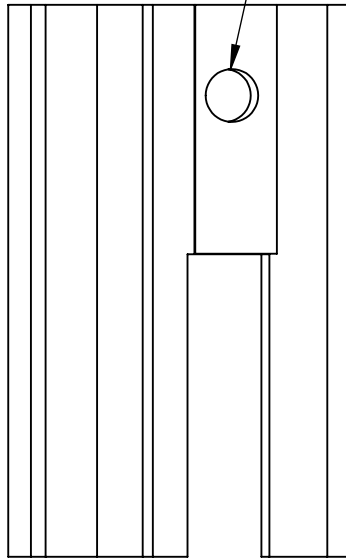
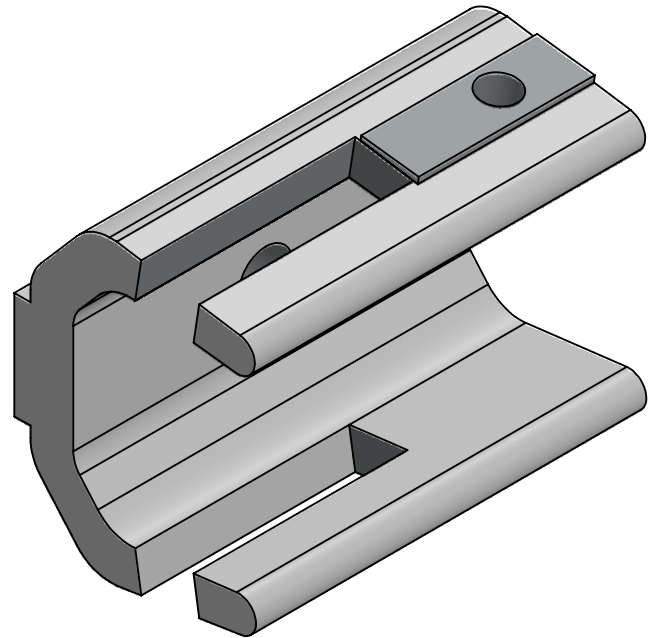
R3.50

B

C

D

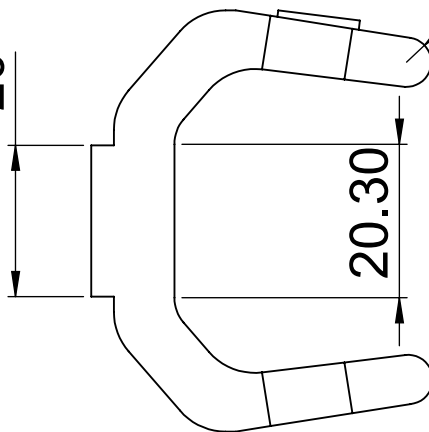
E



20

R3.27

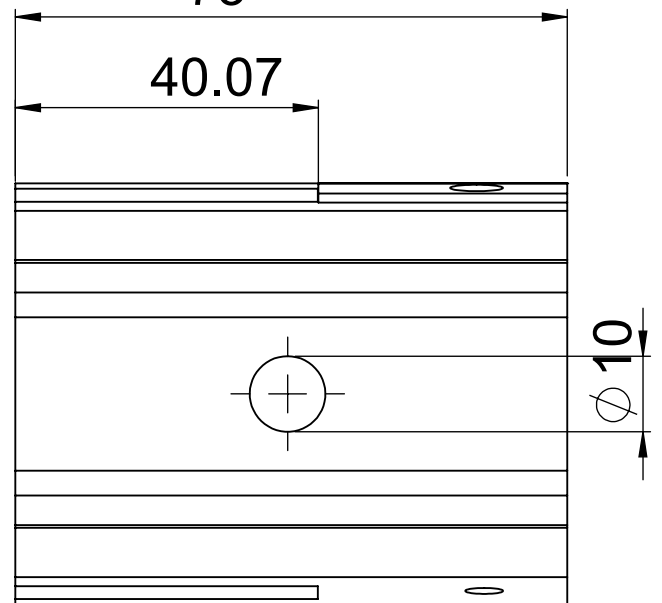
20.30



73

40.07

10



TOLERANCIA:

PESO [Kg]:

MATERIAL:

 $\pm 0.1$ 

0.35

**PP Copolymer**

Fecha

Nombre

Dibujado

4/19/2020

Alexander Guerrero

Revisado

Aprobado

**Acople para tubo**

ESCALA:

1:1

FIRMA / EMPRESA:

DIBUJO N°:

HOJA:

A4

Edición Modificación Fecha Nombre





1

2

3

4

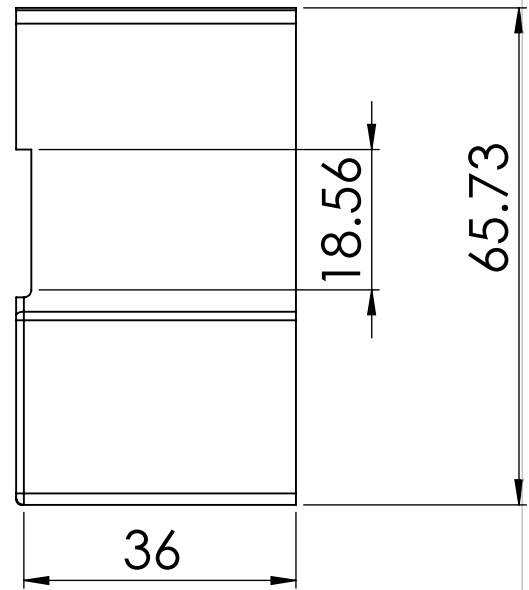
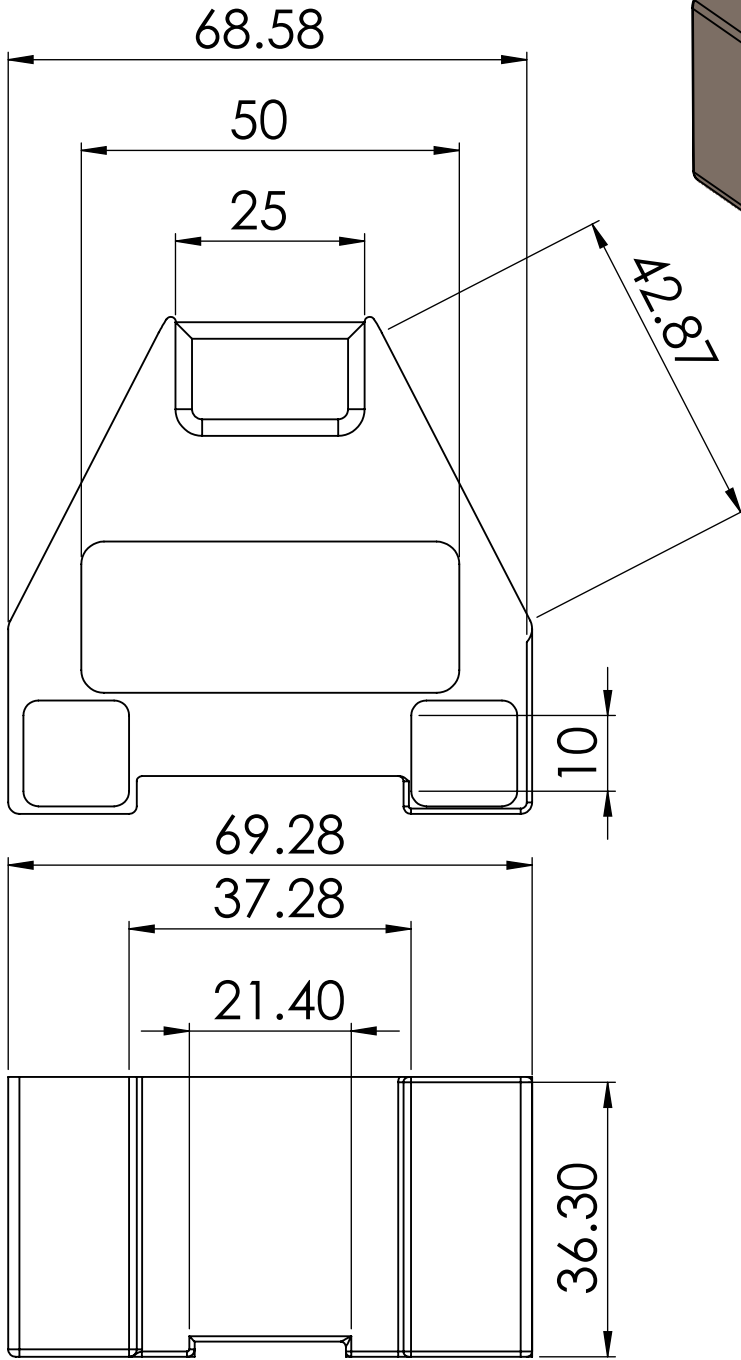
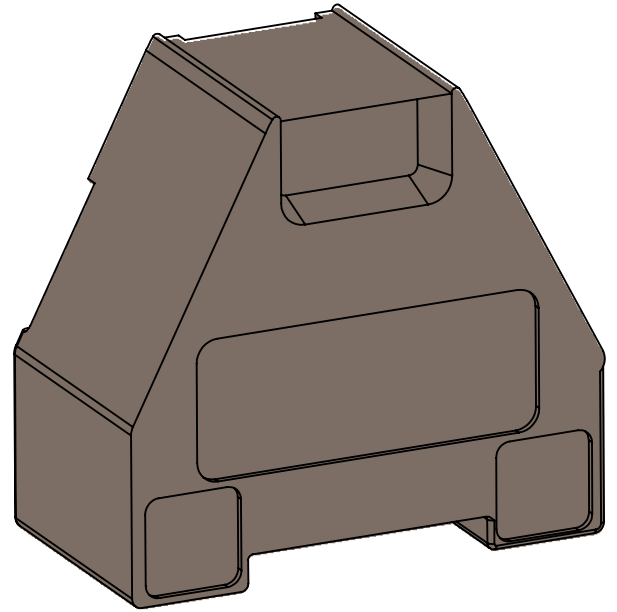
A

B

C

D

E



TOLERANCIA:	PESO [Kg]:
± 0.1	0.8

MATERIAL: **Aluminio**

	Fecha	Nombre
Dibujado	4/19/2020	Alexander Guerrero
Revisado		
Aprobado		

**Soporte de cámara**

ESCALA: 1.1

FIRMA / EMPRESA:



DIBUJO Nº:

HOJA: **A4**

Edición	Modificación	Fecha	Nombre
---------	--------------	-------	--------