

# Diseño E Implementación De Un Sistema De Apoyo Diagnóstico Para El Síndrome De Ehlers-Danlos Tipo Hiper móvil Usando Visión Artificial

*Design And Implementation Of A System Of Support Diagnostic For The Ehlers-Danlos Syndrome Hypermovil Type Using Artificial Vision*

**Jessica Andrea Moreno Rozo** <sup>1\*</sup>   
Universidad de Pamplona

**Diego Aldemar Niño Ruiz**   
Fuerza Aérea Colombiana

**MSc. Oscar Manuel Duque Suarez** <sup>\*2</sup>   
Universidad Simón Bolívar

© 2021 Universidad de Córdoba. Este es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos de la licencia Creative Commons Attribution License, que permite el uso ilimitado, distribución y reproducción en cualquier medio, siempre que el autor original y la fuente se acreditan.

---

<sup>1</sup> Universidad de Pamplona, Facultad de ingenierías y arquitectura, Programa de ingeniería mecatrónica. Km 1 Vía Bucaramanga Ciudad Universitaria, Pamplona, Norte de Santander, Colombia. E-mail: jsikita1995@hotmail.com, diegoaldemar95@gmail.com, omduque@unipamplona.edu.co.

<sup>2</sup> SENA, SENNOVA, Tecnoacademia Cúcuta, Grupo CEDRUM NDS, Cúcuta, Regional Norte de Santander, (57+7) 57 7 578 3286. E-mail: odques@sena.edu.co.

## RESUMEN

El presente proyecto consiste en el diseño e implementación de un sistema de apoyo diagnóstico para el Síndrome de Ehlers-Danlos tipo hipermóvil, para esto se llevó a cabo una recopilación teórica previa sobre las distintas manifestaciones fenotípicas presentes en este, permitiendo obtener las bases para realizar el análisis correcto del paciente, se optó por dividir el sistema en dos fases: facial y corporal haciendo uso de las redes neuronales convolucionales, para la parte facial se realizó el entrenamiento de cero, y para la parte corporal se aplicaron redes pre-entrenadas en el Framework Caffe.

Una vez realizada la toma haciendo uso de las instrucciones suministradas en la interfaz, el sistema generará un informe donde estará almacenados los resultados obtenidos por el programa y dentro de este una vista de las imágenes tomadas con el fin de complementar y facilitar el diagnóstico final que será dado por el médico encargado.

**PALABRAS CLAVE:** Visión Artificial, Ehlers-Danlos, Hiperlaxitud, Redes neuronales convolucionales, Reconocimiento de patrones, Amplitud articular.

## ABSTRACT

The present project consists in the design and implementation of a system of support diagnostic for the Ehlers-Danlos syndrome, hypermobile type using artificial vision. For this, a previous theoretical compilation was carried out on the different phenotypic manifestations present in this syndrome and allowing to obtain the bases to carry out the correct analysis of the patient, for this it was opted to divide the system into two phases: Facial and body, for its development, convolutional neural networks were used, for the facial part, zero training was performed, and for the body part, pre-trained networks were applied in the Framework Caffe.

Once taken the shoot using the instructions supplied in the interface, the system will generate a report where the results obtained by the program will be stored and within it a view of the images taken with the complementary flap to facilitate the final diagnosis what it will be given by the attending physician.

**KEYWORDS:** Artificial vision, Ehlers-Danlos, Hyperlaxity, Convolutional Neural Networks, Pattern Recognition, Articular Amplitude.

## INTRODUCTION

En este artículo se describe el diseño de un sistema de apoyo diagnóstico capaz de evaluar algunas características fenotípicas presentes en el síndrome de Ehlers-Danlos tipo hipermóvil, facilitando la evaluación física de los pacientes por el personal de salud, con el fin de mejorar los tiempos de diagnóstico del síndrome en cuestión.

Este sistema consta de dos partes, una

dedicada al análisis de las características fenotípicas faciales y otra a la evaluación de las características fenotípicas corporales, para esto fue necesario realizar tanto la selección de las características que sean posibles de detectar usando visión artificial, además del diseño de los respectivos sistemas de percepción.

Para este fin se realizó la respectiva selección de los componentes que integran cada uno de los sistemas como lo son

dispositivos de adquisición de imagen, iluminación, software y las diferentes técnicas para la evaluación de las características fenotípicas tanto faciales como corporales. Adjunto a esto se desarrollará una interfaz gráfica que permita al personal de salud la toma de las muestras de manera sencilla, además del manual de uso del sistema de apoyo diagnóstico.

## 1. CRITERIO DE BRIGHTON

El criterio de Brighton es utilizado en la actualidad como sistema de diagnóstico para el síndrome de Ehlers-Danlos, este se basa en el cumplimiento de una serie de criterios vistos, a continuación:

### 1.1. Criterio Mayor

- Puntuación de Beighton mayor de 4/9 (tanto sea en la actualidad o en el pasado.)
- Artralgias de más de tres meses de duración en cuatro o más articulaciones. (GRAHAME,2000)

### 1.2. Criterio Menor

- Puntuación de Beighton de 1, 2 o 3/9 (0, 1, 2 o 3/9, en mayores de 50 años).
- Artralgias de 1 a 3 articulaciones (durante más de 3 meses) o dolor de espalda (más de 3 meses), o espondilosis, o espondilólisis/listesis.
- Dislocación/subluxación en más de una articulación, o en una articulación en más de una ocasión.
- Tres o más lesiones en tejidos blandos (por ej. epicondilitis, tenosinovitis, o bursitis).
- Hábito Marfanoide: alto, delgado, relación envergadura/altura mayor de 1.03; relación segmento superior/inferior menor de 0.89,

Aranodactilia (signo de Steinberg/muñeca positivo).

- Piel anormal: estrías, hiperextensibilidad, piel delgada, cicatrices papiráceas.
- Signos oculares: párpados caídos o miopía o hendidura palpebral antimongólica.
- Venas varicosas o hernias o prolapso uterino o rectal. (GRAHAME, 2000)

Se diagnosticará síndrome de laxitud articular ante la presencia de 2 criterios mayores, o de 1 mayor y 2 menores o 4 criterios menores. (GRAHAME, 2000). Para el sistema de visión se estudió el proceso de percepción y captura de trabajos de Casadiego SAC, Rondón CVN en el 2020 y también los trabajos de EDL García y JLL Plata en 2017.

## 2. CARACTERISTICAS FENOTÍPICAS

Teniendo en cuenta el criterio de diagnóstico aplicado en la actualidad para este síndrome, se llevó a cabo la selección de las siguientes características fenotípicas con las cuales se diseñó el sistema de orientación diagnóstica.

### 2.1 Faciales

Para la selección de las características faciales se implementó el reconocimiento del rostro triangular, orejas prominentes, y hendidura palpebral anti mongoloide, teniendo en cuenta la información suministrada por el Dr. Jaime Bravo, especialista en la investigación de este síndrome.

### 2.2 Rostro triangular

Conocida además como cara pera, por su forma similar a la fruta, tiene los ángulos más marcados en la barbilla, con una mandíbula generalmente ancha o sobresalida, frente ancha y maxilares notables (Figura ).

*Figura 1. Rostro triangular*



Fuente: BRAVO, Jaime. RASGOS FACIE TÍPICA DE SHA FRONTAL. [En línea] [www.reumatologiadr-bravo.cl](http://www.reumatologiadr-bravo.cl), 2013. <http://www.reumatologia-dr-bravo.cl/wp-content/uploads/2013/01/rasgos-Facietipica-de-SHAFrontal.pdf>.

### 2.2.1. Oreas Atípicas

Aladas, “Dumbo”, puntiagudas, chicas, blandas, asimétricas, hélix chato, sin lóbulo, lóbulo pegado, arriñonadas, operadas).

*Figura 1 Orejas Aladas*



Fuente: BRAVO, Jaime. RASGOS FACIE TÍPICA DE SHA FRONTAL. [En línea] [www.reumatologiadr-bravo.cl](http://www.reumatologiadr-bravo.cl), 2013. <http://www.reumatologia-dr-bravo.cl/wp-content/uploads/2013/01/rasgos-Facietipica-de-SHAFrontal.pdf>.

### 2.2.2. Hendidura palpebral anti mongoloide

Se caracteriza por una orientación contraria a los ojos chinos.

*Figura 2. Ojos con inclinación anti mongoloide*



Fuente: BRAVO, Jaime. RASGOS FACIE TÍPICA DE SHA FRONTAL. [En línea] [www.reumatologiadr-bravo.cl](http://www.reumatologiadr-bravo.cl), 2013. <http://www.reumatologia-dr-bravo.cl/wp-content/uploads/2013/01/rasgos-Facietipica-de-SHAFrontal.pdf>.

## 2.3 Corporales

Para la evaluación de las características corporales se tomó en cuenta el score de Beighton debido a que este compone una característica mayor del criterio de Brighton.

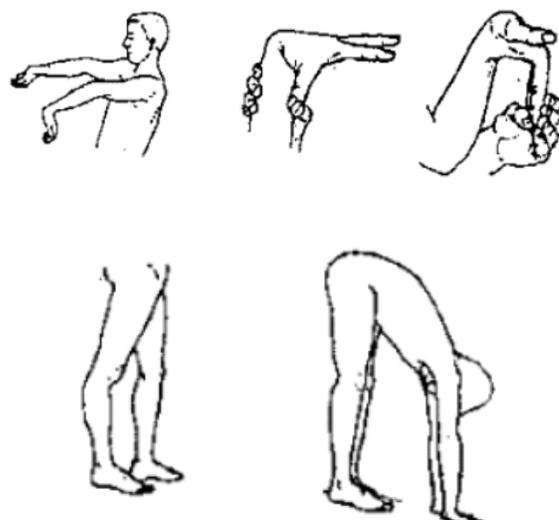
### 3.2.1 Score de Beighton

Viene dado por un puntaje que consta de 9 puntos:

1. Híper-extensión de los codos de más de  $10^\circ$ .
2. Tocar, en forma pasiva, el antebrazo con el pulgar, teniendo la muñeca en flexión.
3. Extensión del dedo meñique a más de  $90^\circ$ .
4. Híper-extensión de las rodillas de  $10^\circ$  o más.
5. Tocar el suelo con la palma de las manos al agacharse sin doblar las rodillas. (BRAVO, 2013)

En la Figura 3, se muestra gráficamente el cumplimiento del score de Beighton.

*Figura 3 Score de Beighton*



Fuente: BRAVO SILVA, J. (9 de Marzo de 2017). Criterios para el diagnóstico del Síndrome de Hiperlaxitud Articular (SHA). Obtenido de <http://www.reumatologia-drbravo.cl/crit%20y%20diag/CritDiagSHA.htm#:~:text=Score%20de%20Beighton,1>.

Teniendo establecidas las características sobre las cuales se trabajó en el siguiente apartado se mostraran los implementos utilizados para el sistema de percepción y la respectiva distribución física del sistema.

### 3. SISTEMA DE PERCEPCIÓN

#### 3.1 Elementos Seleccionados

Para el sistema de percepción se requiere analizar distintos factores o dispositivos que estos requieren, hablamos de dispositivos de adquisición de imagen como cámara o sensores, por otro lado y muy importante el sistema de iluminación donde se tiene muy en cuenta las medidas con respecto al objeto o persona.

##### 3.1.1. Dispositivo de adquisición de imagen

Se implementa una cámara de resolución full HD es decir con medidas de obtención de imagen de 1920\*1080p, de marca Logitech con referencia C290, la cual permite obtener una calibración desde código abierto pudiendo controlar la saturación, luminosidad y enfoque de la cámara.

Figura 4 Logitech C920



Fuente: LOGITECH. C920 HD PRO WEBCAM. [En línea] <https://www.logitech.com/es-mx/product/hd-pro-webcam-c920#specification-tabular>.

##### 3.1.2 Sistema de Iluminación

Es importante destacar que para un buen

funcionamiento de la cámara, esta requiere de una buena iluminación, para esto se seleccionó un sistema de iluminación LED, se hizo necesario adicionar a este un sistema de suavizado de luz, para lo cual fue necesario implementar un softbox como el que se muestra en la siguiente imagen:

Figura 5 Iluminación LED – Softbox



Fuente: MATALEC. LÁMPARA LED ALTA POTENCIA. [En línea] MATELEC. <https://www.matelec.com.ar/lamparas-led/891-lampara-led-alta-potencia-e27-220v-sica.html>.

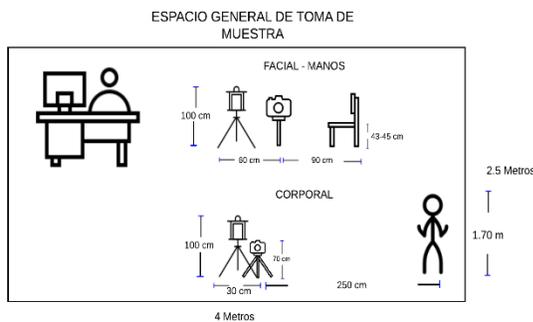
##### 3.1.3. Lenguaje de Programación

Tanto para el sistema de percepción, para el procesamiento de imágenes, y la muestra de resultados e informes finales, es necesario contar con una interfaz gráfica que sea fácil de usar por el personal médico que a simple vista sea intuitiva para el mismo. Cabe destacar que para este proyecto se pensó en economía inicialmente, se hizo énfasis en hacer crecer la comunidad para colaborar con el síndrome de Ehlers-Danlos, se optó por usar el lenguaje de programación de código abierto Python, en su versión 3,5 debido a compatibilidades con las librerías presentadas en las redes neuronales.

#### 3.2 Distribución física del sistema

En base a las dimensiones mínimas requeridas para consultorios médicos establecidos en la resolución 445 de 1996, se establece la respectiva configuración física mostrada en la siguiente imagen (Figura 6)

Figura 6 Distribución física del sistema



Fuente: Autor

Con el fin de reducir costos se recomienda reutilizar el sistema de iluminación y variar la distribución de los elementos en el espacio con el fin de disminuir el área de trabajo en el consultorio médico, con esta configuración el sistema está en capacidad de evaluar a una persona con una altura de 1.70 cms, en dado caso que se requiera aumentar la altura de este se pueden realizar pequeñas medicaciones de distancias del sistema sin afectar su funcionalidad.

#### 4. TÉCNICAS DE IDENTIFICACIÓN

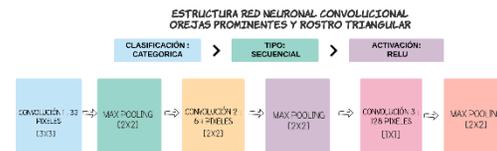
Teniendo en cuentas la característica a analizar establecidas en el apartado 3, y cada una de las fases del sistema tanto corporal como facial, a continuación se describe la técnica utilizada para la identificación de cada una de estas en el sistema de orientación diagnóstica desarrollado.

##### 4.1 Faciales

Para la identificación de las características correspondientes al rostro triangular y las orejas prominentes, se implementó un sistema de redes neuronales

convolucionales para cada una de estas, en la siguiente imagen se resumen sus características más relevantes:

Fig. 7 Red neuronal convolucional características faciales



Fuente: Autor

La identificación de la hendidura palpebral se basó en el cálculo del ángulo formado entre los extremos tanto interior como exterior de cada ojo, para esto se obtuvo las coordenadas correspondientes a estas haciendo uso de la librería DLIB, que proporciona un conjunto de 68 marcas faciales como se muestra en la figura.

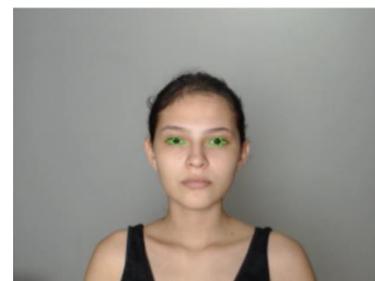
Fig. 8 Marcas Faciales DLIB



Fuente: ROSEBROCK, Adrian. FACIAL LANDMARKS WITH DLIB OPENCV AN PYTHON. [En línea] 3 de Abril de 2017. <https://www.pyimagesearch.com/2017/04/03/facial-landmarks-dlib-opencvpython/>.

Obteniendo un marcaje como el que se muestra en la Fig. 9.

Fig. 9 Marcas ojos Dlib



Fuente: Autor

## 5.2 Corporales

En vista de que el criterio de Beighton se basa en el análisis de la hiperlaxitud articular corporal, se dividió el sistema en 2 manos y cuerpo, donde en el primero se analizarán las maniobras realizadas con el meñique y el pulgar, y en la siguiente las formadas por las piernas y la maniobra manos-pies.

### 5.2.1 Corporal: Manos

Para el adecuado análisis de las manos se implementó un sistema de red neuronal pre-entrada en Caffe este es un marco de aprendizaje profundo diseñado especialmente para el análisis en visión artificial, donde se estima mediante redes neuronales artificiales la posición de cada una de las articulaciones correspondientes a las manos del paciente, como se muestra en la figura .

Figura 10. Estimador 22 puntos manos



Fuente: Autor

Una vez implementado el código el resultado de salida al analizar la posición correspondiente al apostura del pulgar.

Figura 11 Análisis hiperlaxitud pulgar



Fuente: Autor

### 5.2.2 Corporal: Cuerpo

Para la evaluación de las características

correspondientes a codos, piernas y a pose de tocar el piso con las manos se hizo necesario utilizar un estimador de posición, para esto se implementó una CNN pre-entrenada en Caffe, al igual que la utilizada para las poses correspondientes a las manos, con el fin de obtener cada una de las coordenadas correspondientes a las características utilizadas para proceder al respectivo cálculo del ángulo articular formado en cada pose, se implementó un estimador de pose de 15 puntos como el que se muestra en la Figura 12.

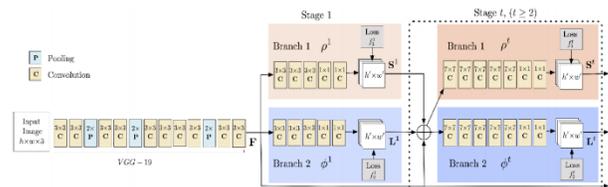
La arquitectura de la CNN utilizada puede ser consultada en la Fig 14, donde se implementa una estructura VGG-19 y se hace uso de 2 ramas que identifican por probabilidad la posición de la articulación, y también identifican la relación por probabilidad de unión de cada una de estas respectivamente.

Figura 12 Estimador de pose 15 puntos



Fuente: GUPTA, V. (29 de Mayo de 2018). Deep Learning based Human Pose Estimation using OpenCV. Obtenido de [https://www.learnopencv.com/deep-learning-based-human-pose-estimation-using-opencv-cpp-python/?fbclid=IwAR2iz8w70hJIN5ajZ2Ug\\_Nuiekd6SvvY6bb6vQBP8QdF8q7Y365DnoWAIQ](https://www.learnopencv.com/deep-learning-based-human-pose-estimation-using-opencv-cpp-python/?fbclid=IwAR2iz8w70hJIN5ajZ2Ug_Nuiekd6SvvY6bb6vQBP8QdF8q7Y365DnoWAIQ)

Figura 13 Arquitectura CNN estimador pose cuerpo

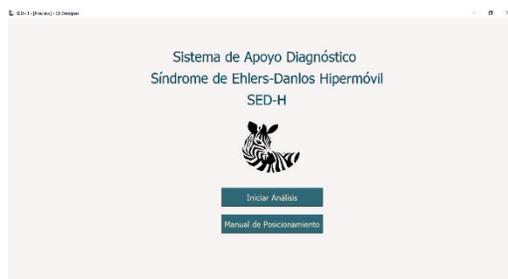


Fuente: GUPTA, V. (29 de Mayo de 2018). Deep Learning based Human Pose Estimation using OpenCV. Obtenido de [https://www.learnopencv.com/deep-learning-based-human-pose-estimation-using-opencv-cpp-python/?fbclid=IwAR2iz8w70hJIN5ajZ2Ug\\_Nuiekd6SvvY6bb6vQBP8QdF8q7Y365DnoWAIQ](https://www.learnopencv.com/deep-learning-based-human-pose-estimation-using-opencv-cpp-python/?fbclid=IwAR2iz8w70hJIN5ajZ2Ug_Nuiekd6SvvY6bb6vQBP8QdF8q7Y365DnoWAIQ)

## 5. INTERFAZ GRÁFICA

Para el acoplamiento de las características faciales y corporales mencionadas anteriormente, Apoyándonos en librerías de QT-Designer, se realizó una interfaz gráfica en la que el personal médico puede interactuar con esta de manera fácil e intuitiva. Al iniciar la interfaz esta permite seleccionar entre acceder a un manual de usuario donde se detalla el funcionamiento de cada uno de los apartados de la interfaz o iniciar con el análisis como se muestra en la Fig. 14.

**Fig. 14 Pantalla inicial interfaz gráfica**



Fuente: Autor

Seguido de la pantalla inicial se genera una pantalla con el fin de llenar los datos del paciente, seguido de la toma inicial de la imagen correspondiente al análisis facial como se muestra en la Fig. 15

**Fig. 15 Pantalla toma facial**



Fuente: Autor

Una vez realizada la toma facial sistema nos da un pre visualización de los puntos detectados en el rostro con el fin de confirmar que esta esta correcta, si esto es así al dar en el botón analizar en el apartado del lateral derecho arroja los resultados obtenidos del correspondiente análisis.

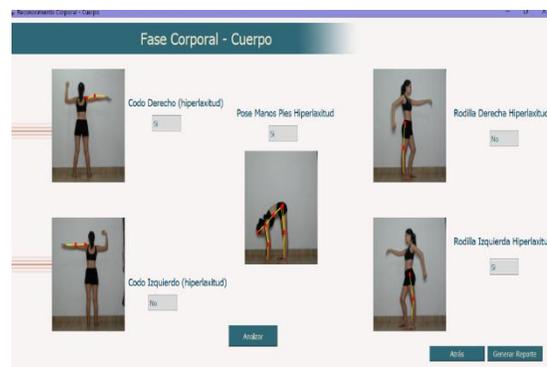
**Fig. 16 Pre visualización resultados toma facial**



Fuente: Autor

De igual manera se realiza la toma de la fase de las manos y corporal, obteniendo al final una ventada de pre visualización de resultados como se muestra en la Fig. 17.

**Fig. 17 Pre visualización resultados toma corporal**



Fuente: Autor

Una vez finalizada las tomas se tiene la opción de generar reporte como el que se muestra en las siguientes imágenes, donde quedan almacenados cada uno de los resultados y las imágenes tomadas por el sistema de apoyo diagnostico con el fin de ser analizados por el personal médico y obtener de esta manera un diagnóstico oportuno para el paciente. Este último reporte como finalidad para que el personal médico decida el diagnóstico final del paciente.

**Figura 18** Pagina 1 reporte de resultados

RESULTADOS SISTEMA DE APOYO DIAGNOSTICO SED-H  
Síndrome de Ehlers-Danlos tipo Hipertrófico

---

Datos del Paciente

---

Nombres: \_\_\_\_\_ Apellidos: \_\_\_\_\_  
 Edad: Años Género: \_\_\_\_\_ Altura: cm Peso: kg

---

FASE FACIAL

Hendidura Palpebral Antimongoloide Ojo Derecho: No Ojo Izquierdo: No  
 Rostro Triangular: No  
 Orejas Aladas (Atípicas): No



Fuente: Autor

Figura 19 Pagina 2 reporte de resultados

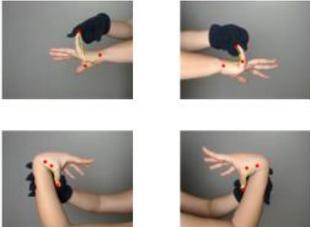
característica, y 0 que no la posee, al igual en la casilla acierto, cuando la red neuronal obtiene el mismo resultado.

En la tabla 1 se puede ver un ejemplo de la validación realizada para todas las características faciales, donde se muestra que para orejas prominentes se obtuvo un resultado de 14 aciertos en 15 pacientes esto nos da un error promedio de 6,66%, para el rostro triangular se obtuvo un error promedio de 13,3% y para hendidura palpebral anti mongoloide un error del 0%.

Tabla 1. Validación orejas prominentes

FASE CORPORAL - MANOS

Meñique Derecho: Si  
 Meñique Izquierdo: No  
 Pulgar derecho: Si  
 Pulgar izquierdo: Si



Fuente: Autor

NUMERO DE PACIENTE	GÉNERO	OREJAS PROMINENTES		ACIERTOS
		PRESENTA CARACTERISTICA	RESULTADO CNN	
1	M	1	1	1
2	F	0	0	1
3	M	1	1	1
4	M	1	1	1
5	M	1	1	1
6	M	1	1	1
7	M	1	0	0
8	M	1	1	1
9	M	0	0	1
10	M	0	0	1
11	M	0	0	1
12	M	0	0	1
13	F	0	0	1
14	F	0	0	1
15	F	0	0	1
<b>TOTAL</b>				<b>14</b>

Fuente: Autor

## 6. RESULTADOS

Para la validación del sistema de apoyo diagnóstico diseñado e implementado se realizó en dos fases, de acuerdo al tipo de técnica de reconocimiento que se aplicó en cada una de estas:

### 6.1 Fase Facial

Se procedió a realizar una tabla con el fin de almacenar los datos de los pacientes como género, y la comparación de la percepción de posesión de la característica de manera visual, y el resultado obtenido con la red neuronal convolucional, donde 1 significa que el paciente posee la

### 6.2 Fase Corporal

Para la validación correspondiente a la fase corporal se realizó la toma de múltiples ángulos de forma manual haciendo uso del goniómetro, con el fin de realizar la comparativa de esta, con el ángulo arrojado por el programa, es de recordar que el sistema está diseñado para la detección de la característica más no para la medición exacta angular, por ejemplo una rodilla es hiperlaxo cuando el sistema arroja un valor de ángulo negativo.

En la Tabla 2, se realiza la comparativa de mediciones y es calculado un valor de error para cada una de estas, con el fin de hallar un error promedio entre todas las tomas angulares.

Tabla 2. Validación corporal rodillas

MEDICIÓN ARTICULAR RODILLAS		
ÁNGULO GONIÓMETRO	ÁNGULO PROGRAMA	% Error
-10	-6.38	36.2
0	0	0
10	6.28	37.2
20	17.03	14.85
30	27.88	7.06
40	42.39	5.97
50	42.96	14.08
60	58.36	2.73
70	69.71	0.41
80	78.06	2.42
ERROR PROMEDIO		12.09%

Fuente: Autor

Obteniendo un resultado de un 12,09% de error promedio para las rodillas, un 14,42% de error promedio para la maniobra del codo y un 14,51% de error promedio para la maniobra manos al piso sin doblar la rodilla.

## 7. CONCLUSIONES

Como finalidad del proyecto se quiere llegar a mejorar el diagnóstico de este síndrome, ayudar al personal de salud que poco conoce de este, promover a más desarrolladores a la investigación de este y obtener unos mejores resultados para una mejor calidad de vida de las personas que podrían llegar a padecerlo.

Se aprecia el uso importante que aportan las redes neuronales Convolucionales en este proyecto, ya que se logran obtener muy buenos resultados y de esta manera se reducen costos en estos tipos de sistemas, ya que evitamos altos costes en distintos tipos de sensores.

Para la selección de las técnicas de reconocimiento de patrones fueron elegidas las redes neuronales convolucionales, debido a que están diseñadas especialmente para el análisis de imagen y video, sin requerir un procesamiento previo, su funcionamiento se basa en el reconocimiento de múltiples

características ya que recorre la imagen realizando comparaciones de colores, contrastes, bordes y demás haciéndolo muy útil para el reconocimiento en el sistema de apoyo diagnóstico.

## REFERENCIAS

- [1]. Acodigo. (9 de Noviembre de 2017). Face Landmarks Detector con Dlib y OpenCV. Obtenido de <http://acodigo.blogspot.com/2017/11/face-landmarks-detector-con-dlib-y.html>
- [2]. BRAVENT. (s.f.). REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES EN EL RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES. (<https://www.bravent.net>) Obtenido de <https://www.bravent.net/redes-neuronales-convolucionales-en-el-reconocimiento-de-imagenes>
- [3]. Cerón y J. Quintero. “Línea de tiempo de la evolución de los MOOC”, en Ingeniería E Innovación, vol. 6, núm. 1, pp. 40-46, 2019 [en línea]. Disponible en: <https://doi.org/10.21897/23460466.1546>
- [4]. FERNÁNDEZ SAMACÁ, L. , MESA MESA, L. A., & PÉREZ HOLGUÍN, W. J.. (2020). Investigación formativa para estudiantes de ingeniería utilizando robótica. Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada, 2(28), 30-38. <https://doi.org/10.24054/16927257.v28.n28.2016.203>
- [5]. BRAVO SILVA, J. (9 de Marzo de 2017). Criterios para el diagnóstico del Síndrome de Hiperlaxitud Articular (SHA). Obtenido de <http://www.reumatologia-dr->

- bravo.cl/crit%20y%20diag/CritDiagSHA.htm#:~:text=Score%20de%20Beighton,1.
- [6]. BRAVO, J. (2012). Criterio de Brighton para el diagnóstico del. Obtenido de <http://www.reumatologia-dr-bravo.cl/wp-content/uploads/2012/12/Criterios-de-Brighton-y-Beighton-.pdf>
- [7]. CALVO, D. (20 de Julio de 2017). Red Neuronal Convolutacional CNN. Obtenido de <http://www.diegocalvo.es/red-neuronal-convolutacional/>
- [8]. CASADIEGO SAC, RONDÓN CVN. Caracterización para la ubicación en la captura de video aplicado a técnicas de visión artificial en la detección de personas Revista Tecnologías de Avanzada - Uipamplona - Journal2020 ISSN: 1692-7257 - Vol2 – N 36 – 2020
- [9]. NIÑO RONDÓN, CV, CASTRO CASADIEGO S. A & MEDINA DELGADO, B. (2020). Caracterización para la ubicación en la captura de video aplicado a técnicas de visión artificial en la detección de personas. Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada, 2(36), 83-88. <https://doi.org/10.24054/16927257.v36.n36.2020.24>
- [10]. GARCÍA EDL, PLATA JLL. Revisión de técnicas de sistemas de visión artificial para la inspección de procesos de soldadura tipo GMAW Revista Tecnologías de Avanzada - Uipamplona - Journal 2017 ISSN: 1692-7257 - Vol 1 – N 29 - 2017.
- [11]. OSPINA TORO, D, TORO OCAMPO, EM, & GALLEGU RENDÓN, RA. (2020). Solución del MDVRP usando el algoritmo de búsqueda local iterada. Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada, 1(31), 120-127. <https://doi.org/10.24054/16927257.v31.n31.2018.139>
- [12]. GUPTA, V. (29 de Mayo de 2018). Deep Learning based Human Pose Estimation using OpenCV. Obtenido de [https://www.learnopencv.com/deep-learning-based-human-pose-estimation-using-opencv-python/?fbclid=IwAR2iz8w70hJlN5ajZ2Ug\\_Nuiekd6SvvY-6bb6vQBP8QdF8q7Y365DnoWAIQ](https://www.learnopencv.com/deep-learning-based-human-pose-estimation-using-opencv-python/?fbclid=IwAR2iz8w70hJlN5ajZ2Ug_Nuiekd6SvvY-6bb6vQBP8QdF8q7Y365DnoWAIQ).
- [13]. LAMBRAÑO GARCÍA, ED, LÁZARO PLATA, J. L., & TRIGOS QUINTERO, A. E. (2020). Revisión de técnicas de sistemas de visión artificial para la inspección de procesos de soldadura TIPO GMAW. Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada, 1(29), 47-57. <https://doi.org/10.24054/16927257.v29.n29.2017.189>
- [14]. ROSADO GÓMEZ, A. A, & VERJEL IBÁÑEZ, A. (2020). Aplicación de la minería de datos en la educación en línea. Revista colombiana de tecnologías de avanzada, 1(29), 92-98. <https://doi.org/10.24054/16927257.v29.n29.2017.194>
- [15]. PARDO, C. J. (s.f.). Deep Learning + Estimación de postura de la Mano. Obtenido de <https://carlosjuliopardoblog.wordpress.com/2019>
- [16].