



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

Valoración inicial del nivel de trastorno que se produce por hombro congelado, mediante el uso del sensor de movimiento, utilizando procesamiento de imágenes bajo software libre

Betancourt Serrano, Madely Nashely y Cadena Benavides, Pablo Andrés

Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Software

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

Dr. Marcillo Parra, Diego Miguel

29 de agosto del 2023



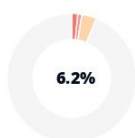
Plagiarism and AI Content Detection Report

V3.3BETANCOURT_CADENA_TESIS.docx

Scan details

Scan time: August 16th, 2023 at 18:43 UTC Total Pages: 60 Total Words: 14773

Plagiarism Detection



Types of plagiarism		Words
Identical	1.2%	176
Minor Changes	0.8%	120
Paraphrased	2.9%	433
Omitted Words	20.6%	3050

AI Content Detection



Text coverage		Words
AI text	0%	0
Human text	100%	11723

[Learn more](#)

🔍 Plagiarism Results: (32)

🌐 **Inteligencia Artificial - RoboticaXYZ** 0.9%

<https://roboticaxyz.com/inteligencia-artificial/>

...

🌐 **¿Qué es la visión artificial? | IBM** 0.9%

<https://www.ibm.com/es-es/topics/computer-vision>

...

🌐 **¿Qué es la inteligencia artificial? - Raul Luna** 0.9%

<https://www.raulluna.com/que-es-la-inteligencia-artificial-%f...>

Home About Us Testimonials Contact Us ...



Certified by
Copyleaks

About this report
help.copyleaks.com

copyleaks.com



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Software

Certificación

Certifico que el trabajo de integración curricular: **"Valoración inicial del nivel de trastorno que se produce por hombro congelado, mediante el uso del sensor de movimiento, utilizando procesamiento de imágenes bajo software libre"** fue realizado por los señores **Betancourt Serrano Madely Nashely** y **Cadena Benavides Pablo Andrés**; el mismo que cumple con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, además fue revisado y analizado en su totalidad por la herramienta de prevención y/o verificación de similitud de contenidos; razón por la cual me permito acreditar y autorizar para que se lo sustente públicamente.

Sangolquí, 23 de agosto de 2023



Dr. Marcillo Parra, Diego Miguel

C. C. 1710802925



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Software

Responsabilidad de Autoría

Nosotros, **Betancourt Serrano Madely Nashely** y **Cadena Benavides Pablo Andrés**, con cédulas de ciudadanía N° 1722927272 y 1720744943, declaramos que el contenido, ideas y criterios del trabajo de integración curricular: **Valoración inicial del nivel de trastorno que se produce por hombro congelado, mediante el uso del sensor de movimiento, utilizando procesamiento de imágenes bajo software libre** es de nuestra autoría y responsabilidad, cumpliendo con los requisitos legales, teóricos, científicos, técnicos, y metodológicos establecidos por la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, respetando los derechos intelectuales de terceros y referenciando las citas bibliográficas.

Sangolquí, 23 de agosto de 2023

.....
Betancourt Serrano Madely Nashely

C.C.: 1722927272

.....
Cadena Benavides Pablo Andrés

C.C.: 1720744943



Departamento de Ciencias de la Computación

Carrera de Software

Autorización de Publicación

Nosotros **Betancourt Serrano Madely Nashely** y **Cadena Benavides Pablo Andrés**, con cédulas de ciudadanía N° 1722927272 y 1720744943 autorizamos a la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE publicar el trabajo de integración curricular: **Valoración inicial del nivel de trastorno que se produce por hombro congelado, mediante el uso del sensor de movimiento, utilizando procesamiento de imágenes bajo software libre** en el Repositorio Institucional, cuyo contenido, ideas y criterios son de mi/nuestra responsabilidad.

Sangolquí, 23 de agosto del 2023

.....

Betancourt Serrano Madely Nashely

C.C.: 1722927272

.....

Cadena Benavides Pablo Andrés

C.C.: 1720744943

Dedicatoria

A los estudiantes, como prueba de que por más difícil que parezca y por más hondo que se sienta el pozo, todos los esfuerzos que hagamos, aunque parezcan insignificantes para los demás, significan algo para cada uno y pueden llevarnos a hacer grandes cosas.

A mi madre y sobrinas, porque cuando he sentido que no podía más, siempre llegaban a mis pensamientos a ser mi inspiración y fuerza.

Madely Nashely Betancourt Serrano

Como todos los logros en mi vida quiero dedicárselo a mi madre, familiares y amigos; por todo su apoyo. De igual manera me gustaría darle una mención especial y dedicar este trabajo a mis tíos Jhady y Juan, por acogerme en su hogar durante tanto tiempo.

Pablo Andrés Cadena Benavides

Agradecimiento

Agradezco a mi familia y amigos, por el amor y la paciencia, por las tantas alegrías y apoyo incondicional a lo largo de estos años, no lo habría logrado sin todos ustedes.

Madely Nashely Betancourt Serrano

Agradezco a mi familia por todo su apoyo, respaldo y motivación; en especial a mis padres y abuelos a quienes debo la mayor parte de mi formación. A mis amigos por su compañía y soporte a lo largo de toda la carrera; en especial a los más allegados de los que a pesar de tener más o menos contacto dependiendo de las circunstancias, siempre tuve la seguridad de que siempre puedo contar con ellos. Finalmente, a todos los maestros que me regalaron su tiempo para instruirme. No lo había logrado sin todos ustedes.

Pablo Andrés Cadena Benavides

Índice de contenido

Análisis de similitud	1
Certificación	3
Responsabilidad de autoría.....	4
Autorización de publicación.....	5
Dedicatoria.....	6
Agradecimiento.....	7
Capítulo I.....	13
Introducción.....	13
Antecedentes.....	13
Problemática.....	14
Justificación.....	15
Objetivos.....	16
Alcance.....	17
Hipótesis.....	18
Capítulo II.....	19
Antecedentes Investigativos.....	19
Marco Teórico.....	22
Red de Categorías.....	22
Variable independiente.....	22
Variable dependiente.....	31

Capítulo III.....	53
Implementación de las Aplicaciones de Pre-Diagnóstico	53
Aplicación de Análisis de Imágenes Radiológicas	53
Aplicación de Análisis Físico – Rangos de Movimiento Activo.....	56
Capítulo IV.....	64
Análisis de las Aplicaciones de Pre-Diagnóstico	64
Aplicación de Análisis de Imágenes Radiológicas	64
Aplicación de Análisis Físico – Rangos de Movimiento Activo.....	66
Conclusiones	69
Recomendaciones.....	71
Trabajos Futuros	71
Bibliografía	73

Índice de Tablas

Tabla 1. Ángulos máximos que toma en cuenta el programa	59
Tabla 2. Valores tomados por cada ángulo utilizando el software	67
Tabla 3. Error absoluto promedio.....	67
Tabla 4. Valores tomados por cada ángulo utilizando el software	68
Tabla 5. Error absoluto promedio.....	69

Índice de Figuras

Figura 1. Red de categorías definida	22
Figura 2. Anatomía del hombro.....	24
Figura 3. Músculos del hombro con su respectiva función e inervación	25
Figura 4. Representación de un perceptrón.....	33
Figura 5. Proceso de elaboración de un modelo de aprendizaje automático supervisado	35
Figura 6. Algunas de las principales funciones de activación.....	38
Figura 7. Imagen del sensor Kinect 2 para Windows.....	43
Figura 8. Modos de Visión Kinect 2	44
Figura 9. Demostración de las capacidades de Kinect 2 para Windows	47
Figura 10. Aplicación de Intel-GE Care Innovations.....	49
Figura 11. Arquitectura de la red convolucional	55
Figura 12. Muestra de funcionamiento de la aplicación	57
Figura 13. Muestra de resultados de la aplicación.....	58
Figura 14. Cálculo del ángulo de apertura del paciente (abducción y flexión)	60
Figura 15. Cálculo del ángulo de apertura del paciente (rotación interna y externa)	61
Figura 16. Arquitectura de aplicación.....	62
Figura 17. Precisión de los últimos 10 periodos de entrenamiento.....	64
Figura 18. Historial de precisión del modelo neuronal	65
Figura 19. Parámetros óptimos con los que se obtuvo mejores resultados en la CNN	65

Resumen

La capsulitis adhesiva, comúnmente conocida como hombro congelado, es una afección en la que el paciente experimenta dolor junto a una restricción en el rango de movilidad del hombro. Su diagnóstico se establece mediante análisis físicos de movilidad y análisis de imágenes médicas como: radiografías, artrogramas y ultrasonidos. Dado el creciente empleo de la inteligencia artificial en la última década, el limitado cuerpo literario acerca de la aplicación de herramientas tecnológicas en su diagnóstico y la notable problemática presente en cuanto a la tardanza y la frecuente inexactitud en la identificación de esta afección, se propone el desarrollo de dos aplicativos representados como módulos: uno que automatiza el examen físico mediante visión artificial y otro que utiliza una red neuronal para analizar imágenes médicas. Ambos módulos están diseñados con el propósito de generar resultados que permitan evaluar la probabilidad de padecer esta enfermedad y esto, a su vez, habilita al personal de salud o médico especializado formar un diagnóstico definitivo. Los módulos fueron validados mediante pruebas de funcionamiento en donde los resultados muestran que el módulo de visión artificial es capaz de evaluar los rangos de movilidad con un error absoluto promedio de 5.688° grados, mientras que la red neuronal, entrenada con un conjunto de datos de 82 imágenes, llegó a tener una precisión del 83%.

Palabras clave: Capsulitis adhesiva, hombro congelado, diagnóstico, visión artificial, red neuronal.

Abstract

Adhesive capsulitis, commonly known as frozen shoulder, is a condition in which the patient experiences pain along with a restriction in the range of motion of the shoulder. Its diagnosis is determined through physical mobility assessments and medical image analyses such as X-rays, arthrograms, and ultrasounds. Given the increasing use of artificial intelligence in the last decade, the limited amount of literature in relation to the application of technological tools in its diagnosis, and the notable issue present regarding the delay and frequent inaccuracy in the precise identification of this condition, we propose the development of two applications represented as modules: one that automates the physical examination through computer vision and another that use a neural network to analyze medical images. Both modules are designed with the purpose of generate results that allow the evaluation of the probability of having this condition, which enables, specialized healthcare personnel or medical professionals to make a definitive diagnosis. The modules were validated through performance tests, where the results show that the computer vision module is capable of assessing the range of motion with an average absolute error of 5.688 degrees, while the neural network, trained with a dataset of 82 images, achieved an accuracy of 83%.

Keywords: Adhesive capsulitis, frozen shoulder, diagnosis, computer vision, neural network.

Introducción

Antecedentes

El hombro congelado es un padecimiento que viene siendo estudiado durante las últimas décadas, catalogado como un padecimiento general regional (reacciones bursíticas), siendo un cuadro crónico del síndrome bursístico donde desde el año 2008 se indica que el término 'hombro congelado' debe dejar sitio al de capsulitis adhesiva, proceso en el que desaparece gran parte del espacio sinovial articular por adherencias de todo el sector inferior (Ramos Vértiz, 2008, págs. 774-776), este padecimiento presenta un dolor difuso, reducción funcional y afecta aproximadamente a 2% de la población (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014; Serrano, 2017, págs. 37-42).

Cada vez el avance tecnológico permite tratar de mejor manera esta enfermedad, existiendo en la actualidad aplicaciones que permiten ayudar a su diagnóstico y tratamiento, mediante la utilización de estas herramientas; como en el caso de rehabilitación usando el software Microsoft Kinect (Mangal, 2017), Mangal et-al en el que los autores proponen una rehabilitación basada en realidad virtual denominada exergames; donde los exergames son una mezcla de ejercicio y videojuego que proporciona una nueva experiencia de rehabilitación a los pacientes. De manera similar, se ha presenciado el uso del procesamiento de imágenes en el diagnóstico de enfermedades en el hombro junto a otras herramientas de software; como el aprendizaje profundo, creando un asistente de diagnóstico útil, como lo expresan (Ryosuke, 2023), los cuales desarrollaron un software basado en aprendizaje profundo que sirve como herramienta de detección de desgarros del manguito rotador basado en radiografías.

En Ecuador se ha trabajado con el uso de estas herramientas de software para diferentes áreas de la medicina y ayuda social, por ejemplo, mediante el procesamiento de imágenes se ha logrado

reconocer el cáncer de mama (Carrasco, 2017) o realizar “valoraciones del nivel de trastorno que se produce en la marcha festinante” (Moreno, 2016), mientras tanto, que con el uso de sensores se ha logrado la implementación de un dispositivo de apoyo para la movilidad de personas no videntes (Mayorga, 2016).

Bajo este contexto, se considera idóneo realizar un software de procesamiento de imágenes que sirva como herramienta de ayuda al momento de realizar un pre-diagnóstico sobre la dolencia del hombro congelado.

Problemática

La capsulitis adhesiva, comúnmente conocida como hombro congelado es una enfermedad que pertenece al grupo de enfermedades dolorosas del hombro denominadas hombro doloroso. Consiste en la pérdida de movilidad tanto pasiva como activa del hombro, especialmente de la rotación externa, donde el paciente experimenta un dolor difuso y limitación funcional (Serrano, 2017). “Su causa generalmente es idiopática, es un trastorno progresivo y, en la mayoría de los casos, autolimitante” (Dudkiewicz I, 2004). “Se presenta con mayor frecuencia entre los 40 y 70 años; es más común en mujeres y pacientes con alteraciones tiroideas o diabetes” (Serrano, 2017).

En otros estudios incluso se considera que la cifra de personas que la padecen llega a ser del 5% de la población en general (Serrano, 2017). Llegando a ser una enfermedad molesta para los pacientes debido al fuerte dolor que estos pueden llegar a experimentar, especialmente en las etapas avanzadas de la enfermedad, así como dolores nocturnos; sin mencionar que su diagnóstico suele retrasarse debido a que suele ser una enfermedad idiopática (Dudkiewicz I, 2004; Ramos Vértiz, 2008), lo que dificulta su diagnóstico con controles de rutina, llegándose a diagnosticar en etapas donde el paciente ya experimenta molestias; esto se da a pesar de que existen buenas prácticas y recomendaciones como por ejemplo en el caso de pacientes con inmovilización del brazo (brazo enyesado debido a fracturas o

luxaciones), donde es más probable que el paciente pueda llegar a experimentar este padecimiento (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014).

El diagnóstico principal de esta enfermedad se realiza mediante el procesamiento de imágenes y el análisis de rangos de movimiento. Es por esto que en la Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE Extensión Matriz se procederá a realizar un software de prediagnóstico que ayude a reducir los tiempos de diagnóstico y sirva de pilar para la evolución y difusión del uso de software dentro del área médica, especialmente en aplicaciones para afecciones dentro del grupo de hombro doloroso.

El hombro congelado presenta la característica de que en su análisis es común la utilización de imágenes para la confirmación del diagnóstico, estas imágenes son: rayos x, imágenes de resonancia magnética (MIR) y ultrasonidos (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014). Por ello se propone adicionalmente la realización de una CNN (convolutional neural network) que ayude en la predicción de este padecimiento analizando rayos x, MIR y artrogramas.

Justificación

El uso de la tecnología en los diversos aspectos de la vida cotidiana del ser humano no ha significado más que un continuo avance y desarrollo. La medicina moderna se basa en herramientas tecnológicas para desarrollar métodos más confiables y seguros de diagnóstico de enfermedades, utilizando estas mismas herramientas, es posible pasar del diagnóstico al tratamiento, ayudando de esta manera a que los pacientes no desarrollen enfermedades o a la disminución de impacto o afectación de estas (Cruz, Aguja, & Marquéz, 2020, págs. 1-4).

El uso de la inteligencia artificial en la medicina proporciona varios beneficios, como la predicción de mortalidad intrahospitalaria, diagnóstico de enfermedades, inasistencia de pacientes, nuevas modalidades en el análisis de imágenes médicas, entre otras (Aracena, Villena, & Dunstan, 2022, págs. 568-575). Por otra parte, el uso de sensores como herramienta fiable para realizar mediciones de los ángulos de articulación del hombro, se presumía inconclusa, sin embargo, gracias al estudio realizado

por (Bin, y otros, 2022), donde usaron el sensor Microsoft Kinect para medir los seis movimientos básicos del hombro, se ha podido clarificar su eficiencia, ya que sus resultados fueron satisfactorios y su uso fue declarado como aceptable.

Estudios recientes han demostrado la importancia de la lectura de imágenes médicas ya que proveen indicadores fiables para el diagnóstico de hombro congelado, por ejemplo, mediante resonancias magnéticas se observa principalmente el engrosamiento y acortamiento del ligamento coracohumeral y el engrosamiento de la cápsula articular del manguito rotador, siendo la primera, una de las manifestaciones más características del hombro congelado (Li, y otros, 2011, págs. 1-4). Otra característica relevante para su diagnóstico es la limitación de movimiento que presenta el hombro, entre estas, limitaciones en la rotación externa e interna las cuales están asociadas con el grosor del ligamento coracohumeral, debido al ligamento coracohumeral engrosado las probabilidades de padecer hombro congelado aumentan 5,6 veces (Lee, Park, & Song, 2012, pág. 179).

Se recomienda que el uso de estas tecnologías en el área de salud, se utilicen, ya que actúan en directo beneficio a la salud de la población e indirectamente en el desarrollo del país (Basáez & Mora, 2022, págs. 556-561).

Objetivos

Objetivo General

Valoración inicial del nivel de trastorno producido por hombro congelado, mediante el uso de recursos tecnológicos como sensores de movimiento para el análisis de imágenes en tiempo real y el procesamiento de radiografías y artrogramas utilizando técnicas de aprendizaje automático y validación de la confiabilidad de los resultados obtenidos.

Objetivos Específicos

- I. Analizar la literatura actual de las soluciones tecnológicas que se están aplicando para ayudar con el diagnóstico, tratamiento y rehabilitación de este padecimiento utilizando el procesamiento de imágenes.
- II. Diseñar y desarrollar una aplicación prototipo que realice prediagnóstico médico complementario para la valoración inicial de trastorno producido por el padecimiento del hombro congelado utilizando el análisis de imágenes en tiempo real y técnicas de aprendizaje automático para el procesamiento de imágenes.
- III. Analizar los resultados del desempeño del software mediante la evaluación de exactitud y confiabilidad en los resultados, para determinar si un software con este enfoque y recursos informáticos es útil para que los profesionales médicos puedan formar un diagnóstico significativo, además de optimizar el tiempo de atención al paciente.

Alcance

Se plantea la realización de un software de prediagnóstico médico, que sea de utilidad para reducir el tiempo de diagnóstico del médico, calculando los ángulos de movilidad activa que se describen en el marco teórico.

El software consta de dos funciones principales, representadas en dos módulos que se espera sirvan de acompañamiento para un software de orden superior de diagnóstico médico, además de como herramienta para mejorar el tiempo de atención al usuario mejorando así la calidad de atención; estos módulos corresponden a: un módulo de medición de la movilidad del hombro del usuario interesado, y un módulo correspondiente a una CNN que le permite al usuario cargar su radiografía o artrograma con el fin de que la CNN calcule una predicción de la probabilidad de que el usuario presente hombro congelado.

En este estudio no se considera el tratamiento de los datos ni siquiera internamente ya que el sistema se concibe como un módulo a un software de orden superior que sirva para el diagnóstico de un catálogo superior de enfermedades del hombro doloroso; por ello no se consideran políticas de protección de datos del usuario ni las leyes relacionadas a las mismas, dejando esto en manos del software de orden superior que disponga de los módulos desarrollados en este trabajo.

Hipótesis

Un software de prediagnóstico médico de una enfermedad concreta (en este caso el hombro congelado) puede medir los rangos de movimiento activo de las seis locomociones principales del hombro, ahorrándole este trabajo al médico, además de predecir con precisión aceptable (mayor al 50% de precisión) si un artrograma o radiografía presenta características para considerar que se encuentra frente a un caso de hombro congelado

Antecedentes Investigativos

La aceptación del uso de nuevas tecnologías en el área de la salud siempre se ha visto obstruida por el sentimiento de escepticismo, se han necesitado explicaciones científicas exhaustivas para eliminar los paradigmas arraigados a las costumbres, tanto que en pleno siglo XXI sigue siendo un desafío entender y adaptar nuevas tecnologías médicas que estén al servicio de la humanidad (Basáez & Mora, 2022, pág. 557).

El aumento del uso de la inteligencia artificial en el área médica ha sido notable en los últimos años, en el 2016, la mayor parte de inversiones en investigación fueron destinadas a la IA (Inteligencia Artificial) en el área de salud. Las aplicaciones de IA en esta área son varias: Desarrollo de medicina, diagnóstico de enfermedades, análisis de planes médicos, monitoreo de salud, tratamiento quirúrgico, gestión de datos médicos, tratamiento personalizado, entre otros. El campo de la radiología se ha mostrado más abierto y receptivo al uso de nuevas tecnologías (Amisha, Paras, Monika, & Vyas, 2019, pág. 2328). Las aplicaciones de IA en la radiología se emplean principalmente en el análisis de imágenes radiológicas para la evaluación de riesgos, detección, diagnóstico, pronóstico y respuesta terapéutica, con el objetivo principal de mejorar la eficacia y eficiencia en la atención médica (Giger, 2018, pág. 512), se reporta que un radiólogo promedio debe interpretar aproximadamente una imagen cada cuatro segundos en una jornada laboral de 8 horas para que pueda cubrir la demanda diaria, por lo que, debido a las condiciones limitadas y la toma de decisiones mediante el uso de la percepción, los errores son inevitables, la implementación de componentes de IA en el flujo de diagnóstico aumentaría la eficacia y reduciría los errores ya que proporciona a los profesionales de la salud imágenes pre evaluadas con características identificadas (Hosny, Parmar, Quackenbush, Schwartz, & Aerts, 2018, pág. 501).

A pesar de que se ha encontrado evidencia científica donde se avala que en imágenes médicas como artografías y resonancias magnéticas, se puede observar ciertas características como el engrosamiento y acortamiento del ligamento coracohumeral y de la cápsula articular del manguito rotador, además del engrosamiento capilar del receso axilar y la obliteración de la grasa subcoracoidea, características que se pueden usar para el diagnóstico de hombro congelado (Lee, Park, & Song, 2012; Li, y otros, 2011, págs. 1-5), no se han encontrado trabajos que hagan uso del procesamiento de imágenes mediante inteligencia artificial para el pre-diagnóstico de hombro congelado.

Mediante el uso de visión artificial y dispositivos electrónicos se ha logrado construir softwares de diagnóstico, control y rehabilitación médica. Para ayudar con la patología de hombro congelado, se han identificado principalmente dos tipos de enfoques: Medición del rango de movimiento y rehabilitación. Tomar las medidas del rango de movimiento en los pacientes que padecen hombro congelado es esencial para el diagnóstico y evaluación de este (Abd Elrazik, Battecha, Battaesha, Sami, & Abd Elrahim, 2021), además, los pacientes que padecen de hombro congelado necesitan de rehabilitación para romper las adherencias en la cápsula articular (Ongvisatepaiboon, Chan, & Vajirasak, 2015).

De la forma más básica en la que un software puede realizar una medición de ángulos es mediante una imagen, se propone el uso de Kinovea, un software libre usado para el análisis, comparación y evaluación de movimiento en deportes y entrenamiento, en este estudio se analizaron tres movimientos principales del hombro: Flexión, abducción y rotación externa. Se toma una fotografía del paciente realizando los movimientos anteriormente mencionados, al subir la imagen al software se puede determinar las zonas limitantes para la medición y automáticamente se medirá el ángulo de movimiento (Abd Elrazik, Battecha, Battaesha, Sami, & Abd Elrahim, 2021). Un enfoque que ha tenido más impacto son las mediciones en tiempo real, en un estudio propuesto por (Park, y otros, 2022), donde usa AIRDS (Sensor de reconocimiento de imágenes basado en inteligencia artificial) que mediante

algoritmos de redes neuronales convolucionales proporcionan en tiempo real mediciones del rango de movilidad, AIRDS puede ser utilizado con una cámara, una cámara integrada en ordenadores o teléfonos inteligentes.

Se puede emplear sensores integrados en teléfonos inteligentes para la medición de rango de movimiento, (Ongvisatepaiboon, Chan, & Vajirasak, 2015), propone un sistema de tele-rehabilitación que permite a los pacientes realizar ejercicios en la comodidad de su hogar mediante una aplicación móvil, mientras tanto, el médico puede gestionar y personalizar los ejercicios para cada paciente mediante una interfaz web. Para lograr medir el rango de movimiento de cada paciente, se hace uso de los sensores integrados en los teléfonos inteligentes, los cuales normalmente son: acelerómetro, giroscopio y sensor de campo magnético, no todos los teléfonos inteligentes cuentan con todos estos sensores, por lo que el presente trabajo utiliza aprendizaje automático basado en regresión lineal múltiple para obtener el ángulo de balanceo utilizando los datos obtenidos del sensor acelerómetro, el cual presenta resultados bastante aceptables, por lo que teléfonos de menor categoría también podrían hacer uso de la aplicación.

De igual forma, se puede emplear sensores independientes como se muestra en el estudio de (Mangal, 2017), el cual presenta dos aplicaciones: una que mide los rangos de movimiento dados por un programa desarrollado con Kinect Software Development Kit 2.0 y comparados contra los resultados obtenidos de mediciones manuales usando un goniómetro donde los resultados presentan una media de desviación estándar de apenas 1.96 grados; la segunda aplicación complementa a la primera y permite realizar una rehabilitación mediante el uso de realidad virtual y videojuegos, mezcla que los autores denominan exargemes. Otro ejemplo se detalla en el estudio presentado por (Ajčević, y otros, 2020), en la cual se hace uso de sensores inalámbricos que permiten determinar los rangos de movimiento del hombro mediante una calibración inicial (calculada con el paciente en posición erguida, codo flexionado a 90 grados) y el uso del protocolo ISEO, protocolo usado en la medición del sistema

escapulohumeral (SHR, del inglés “Scapulohumeral Rhythm”) y que se basa en un sistema de medición inercial y magnética (IMMS, Xsens Technologies, NL).

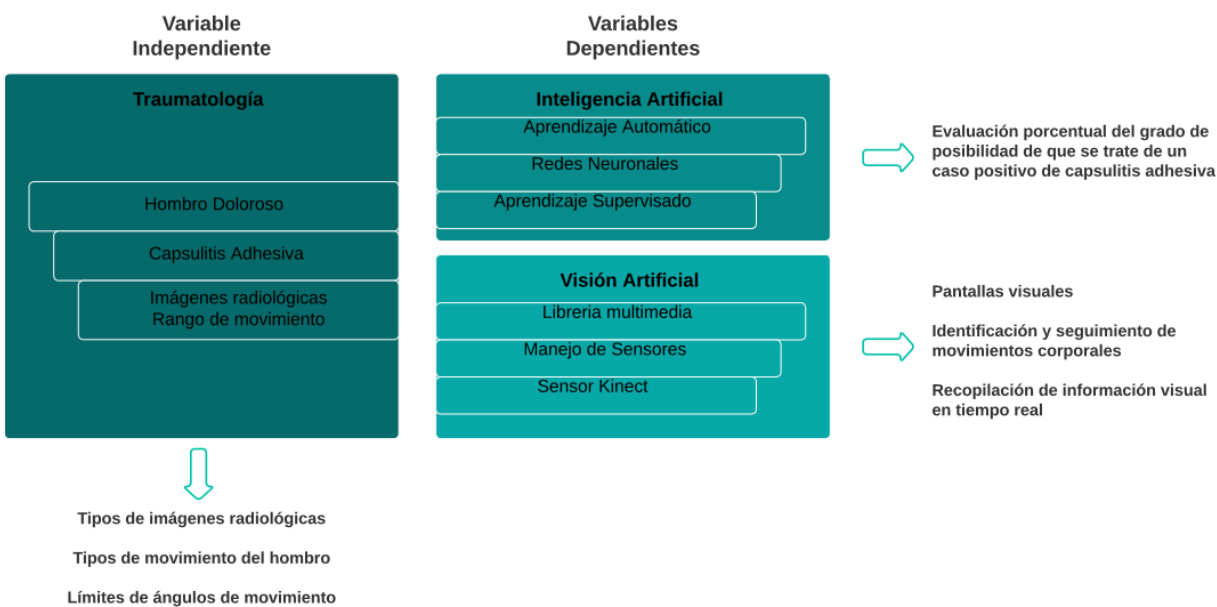
Marco Teórico.

Red de Categorías

Mediante la figura 1 se muestra la red de categorías definida, la cual se usa para sustentar la estructuración del marco teórico e intervienen en la explicación del caso de estudio.

Figura 1.

Red de categorías definida



Variable independiente.

Traumatología

Formalmente se define como la suma de conocimientos relativos a los traumatismos y a sus efectos, abarcando desde las lesiones que los agentes externos pueden causar sobre el esqueleto y sus

estructuras afines hasta todo tipo de traumatismos viscerales y sistemas orgánicos (Sociedad Española de Cirugía Ortopédica, 2010). En términos menos formales podemos decir que la traumatología es una especialidad médica que se centra en el estudio, diagnóstico, tratamiento y rehabilitación de las lesiones traumáticas del sistema musculoesquelético. Esta disciplina abarca una amplia gama de lesiones, como fracturas óseas, dislocaciones articulares, lesiones de tejidos blandos, traumatismos de la columna vertebral y lesiones deportivas.

La traumatología tiene por ende como objetivo principal aliviar el dolor, restaurar la función y promover la recuperación integral de los pacientes afectados por lesiones traumáticas. Para alcanzar este fin se emplean una combinación de métodos tanto quirúrgicos como no quirúrgicos avanzados para tratar las lesiones, adaptando su enfoque a las necesidades individuales de cada paciente.

Anatomía

A pesar de que la presente tesis no entra en el campo de la medicina (razón por la cual no se abordan múltiples aspectos de la enfermedad como por ejemplo la fisiopatología), conviene revisar de manera general la anatomía relacionada al área de este padecimiento, debido a que resulta necesaria para su entendimiento.

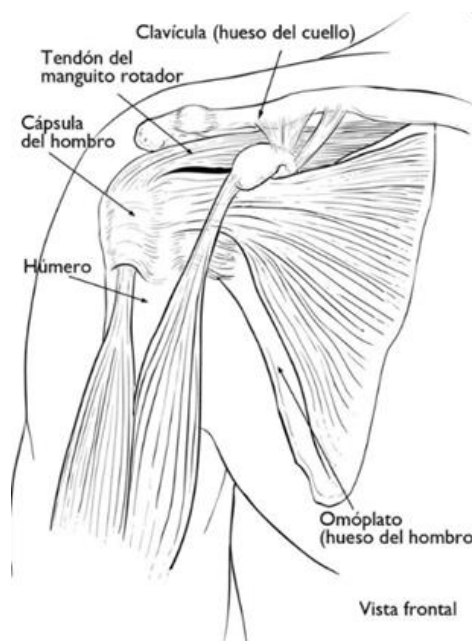
Según (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014), “el hombro es una articulación esférica, formada por tres huesos”:

- Húmero: Hueso de la parte superior del brazo.
- Escápula: También llamado omóplato, es el hueso del hombro.
- Clavícula: Hueso plano alargado ubicado entre el cuello y el hombro.

La cabeza del húmero calza en una cavidad plana de la escápula (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014). Además, existe un tejido conjuntivo fuerte que rodea la articulación, llamado cápsula, donde existe líquido sinovial para facilitar el movimiento del hombro (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014), todo esto se puede evidenciar en la figura 2.

Figura 2.

Anatomía del hombro



Nota: Reproducido y modificado por OrthoInfo de The Body Almanac. (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014)

Una vez entendidas las partes del hombro, conviene a su vez analizar los nombres de los diversos movimientos que esta articulación nos permite realizar, ya que serán los movimientos analizados para determinar el pre-diagnóstico. Un breve resumen de estos movimientos se detalla en la figura 3.

Figura 3.

Músculos del hombro con su respectiva función e inervación

Movimiento	Músculo	Inervación
Flexión	Deltoides (anterior) Coracobraquial	Axilar (C5) Musculocutáneo (C5-6)
Extensión	Dorsal ancho Redondo mayor Deltoides (posterior)	Toracodorsal (C6-8) Subescapular (C5-6) Axilar (C5)
Rotación interna	Subescapular Pectoral mayor Dorsal ancho Redondo mayor	Subescapular (C5-6) Torácicos anterior (C5-T1) Toracodorsal (C6-8) Subescapular (C5-6)
Rotación externa	Redondo menor Infraespinoso	Axilar (C5) Supraescapular (C5-6)
Abducción	Deltoides (30 - 90°) Supraespinoso (0 - 30°)	Axilar (C5-6) Supraescapular (C5-6)
Aducción	Pectoral mayor Dorsal ancho Redondo mayor	Torácicos anterior (C5-T1) Toracodorsal (C6-8) Subescapular (C5-6)

Nota: Imagen recuperada de Ortopedia y Traumatología Básica (2014).

Términos clave

Tratamiento incruento: Tratamiento que se practica sin derramamiento de sangre, es una clase de tratamiento que se aplica a ciertos métodos o prácticas terapéuticas (Clínica Universidad de Navarra, 2023).

Enfermedad idiopática: “Se dice de cualquier proceso o síndrome con varias causas posibles conocidas, pero que, en el caso concreto que se estudia, se desconoce la causa específica, porque no se

puede demostrar ninguna de las posibles causas” (Clínica Universidad de Navarra, 2023). Es por eso que en el caso de una enfermedad idiopática el diagnóstico se realiza por exclusión (Clínica Universidad de Navarra, 2023) .

Posición antálgica: Posición que adopta un enfermo con el fin de evitar el dolor (Clínica Universidad de Navarra, 2023).

Hombro doloroso.

El nombre de cuadro o síndrome de hombro doloroso, también llamada patología del hombro, es un término para describir un conjunto de síntomas que implican dolor en la región del hombro (Orrego, 2014). Esta afección es común y puede ser causada por diversas razones, incluyendo lesiones, enfermedades degenerativas, trastornos inflamatorios o problemas estructurales en las articulaciones y tejidos del hombro; causas que podemos dividirlos en: “Traumáticas, sobre uso, infecciosas y degenerativas, siendo esta última una de las más frecuentes” (Orrego, 2014) .

El síndrome del hombro doloroso abarca un gran número de patologías que se caracterizan por la presencia de dolor en el hombro, que puede ser constante o intermitente, y puede empeorar con ciertos movimientos o actividades, estas patologías pueden ser leves, pero resultan molestas y de larga duración (Holgado, 2022). Además del dolor, los pacientes pueden experimentar limitación en el rango de movimiento, debilidad muscular, sensación de rigidez o bloqueo en el hombro, y dificultad para realizar actividades cotidianas que implican movimientos del brazo. Dentro de las causas del cuadro de hombro doloroso se incluyen el hombro congelado, entre otras como la tendinitis del manguito de los rotadores, la bursitis subacromial, la artrosis glenohumeral, entre otras condiciones y lesiones que también pueden contribuir al dolor en el hombro.

Capsulitis adhesiva.

Un software de prediagnóstico médico de una enfermedad concreta (en este caso el hombro congelado) puede medir los rangos de movimiento activo de las seis locomociones principales del hombro, ahorrándole este trabajo al médico, además de predecir con precisión aceptable (mayor

Descripción formal

También denominado hombro congelado, es un trastorno inflamatorio de la cápsula del hombro, donde esta cápsula se espesa y endurece, desarrollando bandas rígidas de tejido denominadas adherencias (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014);_este padecimiento produce dolor, contracción y rigidez del hombro (White, 2017), esto suele conducir a que el paciente presente una reducción de la movilidad del hombro tanto activa como pasiva adoptando una posición antálgica de aducción y rotación interna, a lo Napoleón (Ramos Vértiz, 2008), siendo en la práctica un padecimiento que le conlleva al paciente un dolor de carácter difuso molesto debido a la limitación funcional que produce además de que el dolor puede llegar a aumentar en la noche (Ramos Vértiz, 2008; Holgado, 2022). Existen factores que pueden afectar directamente a la probabilidad de presentar este padecimiento, entre los más destacados tenemos:

- “Se presenta con mayor frecuencia entre los 40 y 70 años” (Serrano, 2017).
- “Es más común en mujeres y pacientes con alteraciones tiroideas o diabetes” (Serrano, 2017).
- Puede existir un episodio traumático identificable, donde el hombro se presenta después de una lesión considerable (White, 2017) o luego de concluida la rehabilitación por enyesamiento.
- Los trastornos predisponentes so, diabetes mellitus, hipercolesterolemia y enfermedad de Dupuytren (White, 2017)
- Existe menor presencia de líquido sinovial en la articulación (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014).

- Suele afectar el brazo no dominante (Orrego, 2014).

A pesar de la existencia de estos factores que predisponen a padecer esta enfermedad, su causa generalmente es idiopática, es un trastorno progresivo y, en la mayoría de los casos, autolimitante (Dudkiewicz I, 2004).

Por otro lado, esta es una enfermedad cíclica que generalmente se cura con tratamiento incruento en un periodo entre los 6 meses a los 3 años (Serrano, 2017; Ramos Vértiz, 2008), sin embargo, existen casos donde se tiene que recurrir a operación como medida de tratamiento, todo dependiendo de la interpretación patogénica que el especialista considere. Algunos especialistas consideran que la evolución cíclica ocurre únicamente en el 33 por ciento de los casos, por lo que acorde a esto o a la evolución del paciente aconsejan operar (Ramos Vértiz, 2008), los métodos de operación, así como los escenarios es algo que no entra en el alcance de la presente tesis, más aún conviene el tener presente que las molestias o causas de este padecimiento llegan a ser tratadas quirúrgicamente.

Fases

Como se mencionó este padecimiento se caracteriza por la incapacidad de mover el hombro, a pesar de esto, la reducción del rango de movimiento y el dolor varía dependiendo de la fase en la que se encuentre el paciente. Existen 3 fases en este padecimiento, estas son:

Fase de congelación: Con una duración de 3 meses (White, 2017) aunque puede variar desde las 6 semanas a los 9 meses (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014). En esta etapa el dolor va en aumento, a menudo empeorando en las noches, mientras que conjuntamente la movilidad de movimiento es cada vez más limitada (White, 2017; American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014).

Fase congelada: Con una duración de 6 meses (White, 2017) aunque puede variar desde los 4 a los 6 meses (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014). En esta etapa el dolor disminuye, aunque la movilidad permanece limitada, lo que dificulta las actividades cotidianas (White, 2017; American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014).

Fase de descongelación: Con una duración de 12 meses (White, 2017) aunque puede variar desde los 6 meses a los 2 años (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014). En esta etapa el dolor mejora aún más y se recupera la movilidad y fuerza de forma gradual (White, 2017; American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014).

Diagnóstico

Para su diagnóstico generalmente se hace uso de exámenes tanto de motricidad física, así como de análisis de imágenes médicas, tales como radiografías, resonancias magnéticas, ultrasonidos, artrogramas.

En el examen físico se analiza el movimiento activo y pasivo del paciente, el movimiento activo es el rango de movimiento que el paciente logra alcanzar por sí solo, mientras que el pasivo es el rango de movimiento que el paciente logra alcanzar con la ayuda del examinador; siguiendo las recomendaciones de (Serrano, 2017; Dudkiewicz I, 2004) consideramos que nos encontramos ante un posible caso de hombro congelado cuando la limitación de la abducción y flexión combinadas ($< 135^\circ$), y la limitación de la abducción aislada ($< 45^\circ$) o pérdida del 50% de la rotación externa (Serrano, 2017), además de la presencia de dolor. Además, el prototipo desarrollado detalla un reporte donde se describe el máximo ángulo alcanzado en cada uno de los movimientos del hombro para su posterior análisis por parte del especialista competente, recordando que el prediagnóstico del software de ninguna manera reemplaza el juicio de un profesional de la salud.

Con relación al examen de imágenes médicas consideramos las radiografías, así como los artrogramas las imágenes de entrenamiento y prueba para la creación de la CNN, por lo que detallamos a continuación una descripción de las mismas, así como de las MRI ya que su descripción es necesaria para comprender lo que es un artrograma. Sin embargo, conviene tener presente que entre los exámenes solicitados por los especialistas encontramos (American Academy of Orthopaedic Surgeons, 2014):

- Radiografías.
- Imagenología de resonancia magnética (MRI).
- Ultrasonido.

Radiografías

“La radiografía convencional generalmente es la primera prueba realizada y en ocasiones es suficiente para el diagnóstico” (Ramón Botella, 2009), se realiza como serie para traumatismos del hombro, descartando lesiones óseas (White, 2017); generalmente la radiografía es un examen inicial ya que no suelen existir indicadores directos que apuntan a un caso de hombro congelado, sin embargo, aportan información para descartar otros padecimientos, lo que a su vez aporta al diagnóstico de la capsulitis adhesiva al ser una enfermedad idiopática.

MRI

De las siglas en inglés ‘Magnetic Resonance Image’, las MRI “son una técnica de obtención de imágenes médicas que utilizan un campo magnético y ondas de radio generadas por computadora para crear imágenes detalladas de los órganos y de los tejidos del cuerpo” (Fundación Mayo para la Educación y la Investigación Médicas, 2023), de mucha utilidad para valorar las enfermedades del hombro, ya que permite una “valoración óptima de todas las estructuras anatómicas: cavidad glenoidea,

cabeza humeral, cartílago, acromion, músculos, tendones, labrum y ligamentos glenohumerales en múltiples planos” (Ramón Botella, 2009).

Artrograma

La artrografía es un tipo de imagen médica utilizada en la evaluación y diagnóstico de problemas en las articulaciones, por lo que suelen ser muy usadas en el caso del diagnóstico del hombro congelado (elConsentimiento.es, s.f.) . Es en esencia un MRI a una articulación en la que se usa contraste, “puede ser indirecta, en la que el material de contraste se inyecta dentro del torrente sanguíneo, o directa, en la que el material de contraste se inyecta dentro de la articulación” (Radiological Society of North America, Inc. (RSNA), 2023); “es muy eficaz para detectar enfermedades en los ligamentos, tendones y cartílago” (Radiological Society of North America, Inc. (RSNA), 2023).

Variable dependiente.

Inteligencia Artificial

Con inteligencia artificial (IA) podemos referirnos a la capacidad de las máquinas y los sistemas informáticos para hacer actividades que normalmente requieren inteligencia humana (Rouhiainen, 2018). La IA abarca una amplia gama de enfoques, técnicas y tecnologías que permiten a las máquinas procesar información, aprender de ella, tomar decisiones y resolver problemas de manera autónoma.

En general, la inteligencia artificial se basa en el procesamiento y análisis de grandes cantidades de datos utilizando algoritmos y modelos matemáticos. Estos algoritmos son los que permiten a las máquinas reconocer patrones, identificar tendencias, realizar clasificaciones, entre otras cosas.

Existen diferentes enfoques y técnicas dentro de la inteligencia artificial, como el aprendizaje automático (machine learning), el procesamiento del lenguaje natural (NLP), la visión por computadora, la planificación y la toma de decisiones, entre otros (Boskis, 2023).

Aprendizaje automático

El aprendizaje automático es un campo amplio que abarca diversas técnicas y algoritmos para extraer patrones y conocimientos de los datos, hoy se conocen diversas mecánicas como las máquinas de vectores de soporte (SVM), los árboles de decisión, máquinas de aprendizaje extremo (Extreme Learning Machines, ELM), algoritmos de clustering, entre otros, una de estas mecánicas son las redes neuronales, así como las redes neuronales convolucionales, las cuales podemos definir como una clase específica de red neuronal (Expósito, 2012). En la siguiente sección, se da una breve introducción a las redes neuronales convolucionales debido a que es el algoritmo planteado en la solución planteada en este artículo, no sin antes tratar el tema de las redes neuronales, a razón de que se requiere conocimiento de las mismas para entender las redes convolucionales.

Se puede dividir a las IA de aprendizaje automático en dos grandes categorías, en base al tipo de aprendizaje que realizan, estas son: Aprendizaje Supervisado y Aprendizaje No Supervisado. Los algoritmos supervisados también conocidos como predictivos; predicen un valor desconocido en base a otros conocidos, lo que quiere decir que tenemos que clasificar cada dato adecuadamente de manera previa, esta es una de sus grandes limitaciones; mientras que los algoritmos no supervisados o descriptivos se encargan de descubrir patrones y asociaciones en los datos sin la necesidad de una clasificación previa (Herrero, 12).

Redes neuronales

Una red neuronal es un enfoque del aprendizaje automático que usa métodos inspirados en los modelos biológicos del comportamiento de una red neuronal, haciendo uso de modelos matemáticos que hacen posible la clasificación en base a patrones con gran asertividad (Márquez Olivera, 2012).

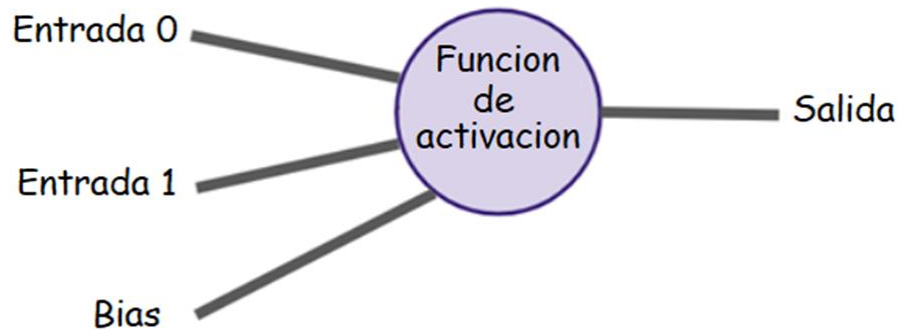
Las redes neuronales hacen uso de perceptrones, imitando las neuronas humanas; una red neuronal cuenta con capas conformadas por perceptrones que se conectan a los perceptrones de la siguiente capa, cada perceptrón de la primera capa estará conectado a cada perceptrón de la segunda capa y así sucesivamente, donde las entradas de la primera capa serán los datos proporcionados (mapa RGB en caso de imágenes), mismos que se ponderarán hasta hallar los valores que minimicen el error mediante las funciones de costo, y devolverá una salida a través de una función de activación que servirá de entrada para la siguiente capa (se explican las funciones de costo y activación en la sección de aprendizaje supervisado en 'algoritmos'). Si una red neuronal cuenta con tres o más capas podemos hablar de aprendizaje profundo (Deep learning) (Portilla, 2021).

Perceptrón.

El perceptrón como se mencionó imita la funcionalidad de una neurona, de ahí su similitud como se puede ver en la figura 4, donde las dendritas de la neurona vienen a ser las entradas en el caso del perceptrón, que son los valores de las características. Estos valores se multiplican por ponderaciones y se tratan mediante funciones de activación que nos darán una salida, generalmente para evitar que la salida sea cero en caso de que las entradas lo sean se puede añadir un valor adicional, denominado bias.

Figura 4.

Representación de un perceptrón



Redes neuronales convolucionales

Siguiendo el principio de las redes neuronales de imitar una red de neuronas humanas, una red convolucional trata de imitar la manera que tenemos de procesar imágenes. Sabemos por los estudios de Hubel y Wiesel acerca de la estructura de la corteza visual en los mamíferos (estudio en el que ganaron el premio nobel en 1981) que las neuronas de la corteza visual tenían un pequeño campo receptivo local, esta idea se aplicó en una red neuronal artificial implementada por (LeCun, 1998), esta red pasó a llamarse CNN.

En una red convolucional los perceptrones de cada capa únicamente están conectados con un pequeño número de perceptrones de la capa siguiente, especialmente adecuado para problemas en los que la información espacialmente correlacionada es crucial (Portilla, 2021; Expósito, 2012) como en el caso de las imágenes.

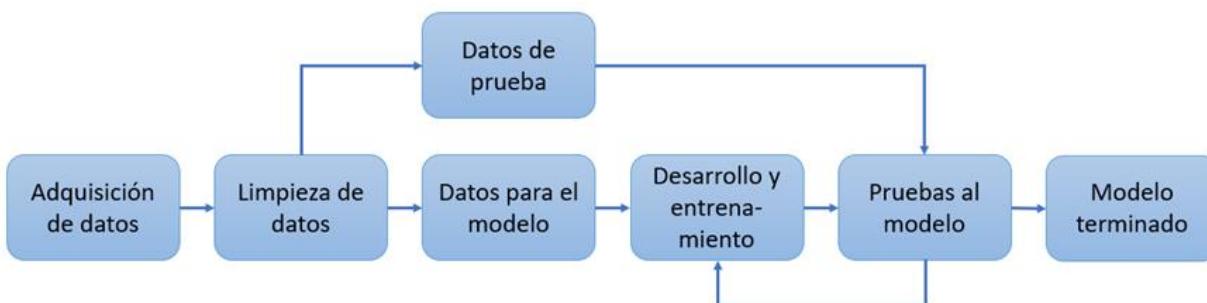
Aprendizaje supervisado

Como se mencionó, en el aprendizaje automático se predice un valor desconocido en base a otros conocidos, por lo que el algoritmo se entrena usando ejemplos 'etiquetados', una etiqueta es un valor que define a qué categoría pertenece un elemento dado, por ejemplo supóngase que estamos trabajando con un grupo de imágenes de perros y gatos, entonces se tendrá un arreglo de números de

igual tamaño que el arreglo de imágenes donde se usarán números como etiquetas, como el 0 para perros y el 1 para gatos.

Figura 5.

Proceso de elaboración de un modelo de aprendizaje automático supervisado



En la figura 5 describimos el proceso para la elaboración de un algoritmo de aprendizaje supervisado. En la descripción detallada de cada paso tenemos:

Adquisición de datos: Consiste en la obtención de las entradas para nuestro algoritmo, pueden ser imágenes, series de datos, histogramas, entre otros.

Limpieza de datos: En el paso previo la información que obtuvimos no necesariamente es uniforme y por ende tratable por nuestro algoritmo. En este paso se trata de darle uniformidad a nuestros datos, eliminando duplicados, verificando que los datos estén en el mismo formato, categorizando los datos en caso de ser necesario (verificando que cada entrada tenga su etiqueta); es decir, dejando nuestros datos listos para ser tratados por el algoritmo.

Separación de los datos en datos de prueba y datos para el modelo: Es necesario comprobar la calidad de nuestro modelo, este proceso se realiza mediante las métricas de rendimiento (Portilla, 2021) (se tratarán las métricas de rendimiento más adelante). Por ello, se divide el total de nuestros datos en

una parte para la construcción y entrenamiento del modelo, y en otra parte en datos de prueba con los cuales evaluaremos el rendimiento de nuestro modelo y se usará para corregirlo y mejorarlo en caso de requerirse.

Desarrollo y entrenamiento: Una vez que tenemos los datos con los que construiremos el modelo, se construye el modelo seleccionando el número de capas de aprendizaje que tendrá, las funciones de activación y las métricas a las que esperamos llegar. Posteriormente se entrena el modelo (el aprendizaje en sí) únicamente con los datos de entrenamiento.

Pruebas al modelo: Para evaluar el rendimiento del modelo, lo probamos con los datos de prueba que el modelo no conoce; y, en caso de ser necesario se reconstruye y se vuelve a entrenar el modelo en base al rendimiento de este que se mide con las métricas de rendimiento (Portilla, 2021).

Modelo terminado: Una vez que estamos satisfechos con el rendimiento del modelo se lo puede guardar para su uso.

Algoritmos

Métricas de rendimiento

También llamadas métricas de clasificación, son métricas que nos ayudan a evaluar aspectos clave de nuestro modelo, y se le deberá dar prioridad a una u otra dependiendo del contexto en que se desarrolle el modelo, estas métricas son (Portilla, 2021):

Exactitud (Accuracy): La precisión en problemas de clasificación es el número de predicciones correctas realizadas dividido por el número total de predicciones. Es una buena elección de métrica cuando las clases son balanceadas, es decir que se tiene una cantidad similar de datos de cada categoría; en caso contrario, conviene darle mayor prioridad al recall o a la precisión.

Recall: Es la habilidad de un modelo de reconocer todos los casos relevantes dentro de un conjunto de datos (Data, S. B., 2019). Se calcula como el número de verdaderos positivos dividido por el número de verdaderos positivos más el número de falsos negativos (MQL5 Community, 2023) . Como se puede deducir, en este caso se obtiene un mayor puntaje con la reducción de falsos negativos (casos positivos), por lo que se obtienen modelos que identifican de mejor manera los casos positivos. A esta métrica también se le denomina TPR (True Positive Rate), y en el caso contrario en el que se quiera darle prioridad a la probabilidad de una falsa alarma se puede considerar el FPR (False Positive Rate).

Precisión (Precision): Capacidad de un modelo de clasificación para identificar sólo los puntos de datos relevantes (Data, S. B., 2019). Se calcula como el número de verdaderos positivos dividido por el número de verdaderos positivos más el número de falsos positivos (IBM Corporation, s.f.). Esta métrica que tan exacto es nuestro modelo en relación a los casos que dice ser son positivos.

Puntaje F1: Como se puede deducir del análisis del recall y de la precisión, mientras que el recall expresa la capacidad de encontrar todos los casos relevantes en un conjunto de datos, la precisión expresa la proporción de puntos de datos que nuestro modelo dice que eran relevantes, por lo que existe una compensación entre los dos (Portilla, 2021). Para solucionar esta compensación existe la métrica F1, la cual es la media armónica de la precisión y el recuerdo teniendo en cuenta ambas métricas, se calcula como:

$$F1 = 2 \frac{\textit{presicion} * \textit{recall}}{\textit{presicion} + \textit{recall}}$$

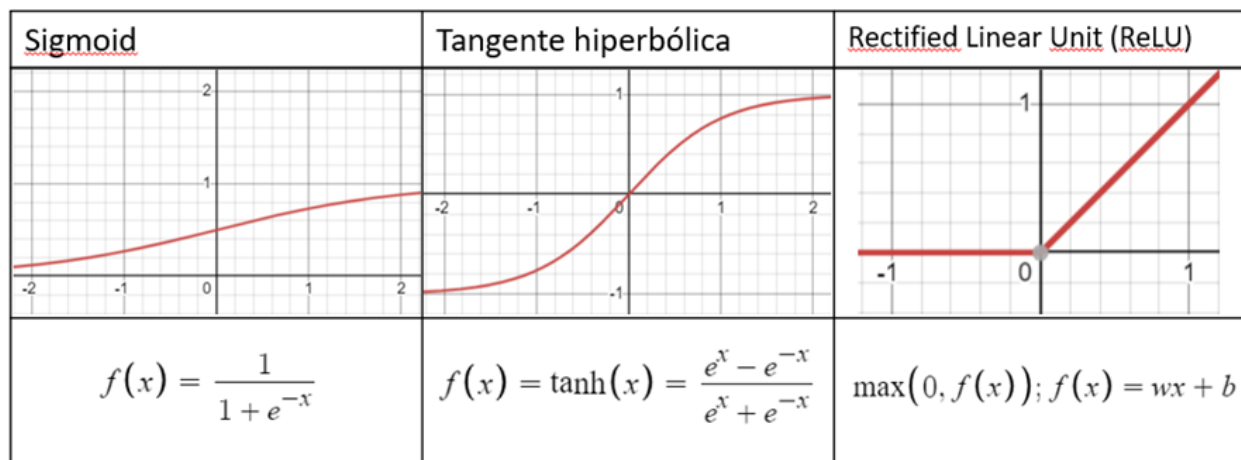
La media armónica a diferencia de un simple promedio castiga de mayor manera los valores extremos, por lo que si la precisión y el recall son demasiado dispares se obtendrá un puntaje F1 bajo, promoviendo así un adecuado balance entre precisión y recall.

Funciones de activación

En nuestra red neuronal se hace uso de funciones de activación para cada capa, por lo que conviene analizar las principales funciones de activación, entre las cuales tenemos (Portilla, 2021) las que se detallan en la figura _.

Figura 6.

Algunas de las principales funciones de activación



Como se puede apreciar en la figura 6 las funciones son dinámicas permitiendo que pequeños cambios sean reflejados en el resultado, a diferencia del uso de funciones discretas. Cambiar la función de activación utilizada puede ser beneficioso dependiendo de la tarea, usualmente las funciones de activación de la tangente hiperbólica y relu son las que tienen el mejor rendimiento (Portilla, 2021).

Funciones de costo

Las funciones de costo son una manera para medir qué tan lejos está el resultado obtenido por una neurona del resultado correcto. Una vez calculado el costo de la función podremos usar el descenso de gradiente y la retropropagación para corregir nuestro modelo, lo que se puede denominar como

aprender, ya que “el aprendizaje involucra un ajuste de los pesos comparando la salida deseada con la respuesta de la red de manera que el error” (el costo) sea mínimo (Salas, 2004).

Analizaremos dos funciones de costo, estas son:

Costo cuadrático: Donde los errores grandes son más prominentes debido a la exponenciación, aunque como contra este cálculo puede ralentizar nuestra velocidad de aprendizaje. Su función es:

$$C = \frac{\sum(y - a)^2}{n}$$

Donde:

C representa el costo

y representa el valor verdadero de cada neurona

a representa la predicción de cada neurona

n representa el total de neuronas

Entropía cruzada: Esta función nos permite tener un aprendizaje más rápido, solventando la ralentización que se da en el caso del costo cuadrático, aquí, entre mayor sea la diferencia, mayor será la velocidad en que la neurona pueda aprender. Su fórmula es:

$$C = \left(\frac{-1}{n}\right) \sum (y * \ln(a) + (1 - y) * \ln(1 - a))$$

Descenso de gradiente y retro propagación.

Como se mencionó, una vez encontrado el costo podemos usarlo para perfeccionar nuestra neurona, para ello usamos el descenso de gradiente, este es un algoritmo de optimización para encontrar el mínimo de una función. Usando este algoritmo se encuentran los valores de ponderación óptimos para minimizar el costo; este proceso se distribuye a cada neurona calculando el valor de error que aporta cada neurona mediante la retro propagación.

Visión Artificial

La visión artificial es una disciplina que ya tiene más de 60 años de existencia; en la década de 1960 la Inteligencia Artificial surgió como campo académico de estudio; al mismo tiempo se inició con los estudios relacionados a la Visión Artificial como una aplicación de esta. En 1974 se desarrolló la tecnología de reconocimiento óptico de caracteres, también conocida como OCR; esta tecnología permitía reconocer el texto impreso en cualquier tipo de fuente (Schantz, 1982).

Desde inicios de este milenio, los avances en el campo de la visión artificial han ido en aumento gracias a las nuevas capacidades de procesamiento y el desarrollo de disciplinas propias de la inteligencia artificial como el aprendizaje profundo (parte del aprendizaje automático conocido como “Machine Learning”) y las redes neuronales convulsionadas (Demush, 2019). Ahora es muy común encontrar aplicaciones que reconocen objetos en tiempo real con niveles mínimos de error (Demush, 2019).

De acuerdo con el sitio de IBM, se define a la Visión Artificial como: “Un campo de la inteligencia artificial (IA) que permite a los ordenadores y sistemas extraer información significativa a partir de imágenes digitales, videos y otras entradas visuales, y tomar medidas o realizar recomendaciones en función de esa información” (IBM, 2021). “La visión artificial entrena a las máquinas para realizar las funciones de distinguir los objetos, a qué distancia están, si se están moviendo y si hay algo mal en una

imagen, pero tiene que hacerlo en mucho menos tiempo con cámaras, datos y algoritmos en lugar de retinas, nervios ópticos y una corteza visual" (IBM, 2021).

Con la aplicación del aprendizaje profundo se utilizan modelos algorítmicos que permiten a un ordenador enseñarse a sí mismo el contexto de los datos visuales. Para esto se introducen bastantes datos a través del modelo, de esta forma el ordenador "mirará" de acuerdo con los datos suministrados y aprenderá a diferenciar una imagen de otra. Estos algoritmos permiten que la máquina aprenda por sí misma, en lugar de que alguien la programe (IBM, 2021).

Las Redes Neuronales Convulsionadas permiten a un modelo de aprendizaje profundo el "mirar" desglosando las imágenes en píxeles a los que se asignan etiquetas. Las etiquetas son utilizadas para realizar convoluciones (operación matemática sobre dos funciones para generar una tercera función) y realizar predicciones sobre lo que se está "viendo" (IBM, 2021).

Sensor Kinect para Windows

Kinect para Windows; es un dispositivo que evolucionó del control de juegos Kinect para Xbox 360 inicialmente creado por Alex Kipman y desarrollado por Microsoft; este dispositivo fue liberado a finales del 2011. Además del dispositivo compatible para computadores personales; Microsoft liberó un conjunto de librerías y controladores (SDK) que permiten interactuar con el sensor y desarrollar múltiples aplicaciones que pueden abarcar todos los ramos de la industria desde el entretenimiento hasta la salud (Eisler, It's Official: Kinect for Windows is Coming Soon., 2011).

El complemento Kinect parte de los periféricos opcionales de la consola Xbox 360, fue uno de los que más llamó la atención; ya que permitía que un jugador controle el juego mediante el movimiento o gestos de su cabeza, pies y manos (López, 2021). Para su publicidad se invirtió más de 500 millones de dólares contratando entrevistas en los programas más famosos a nivel estadounidense como el Show de Oprah Winfrey, The Ellen Show de Ellen DeGeneres o el Late Night de Jimmy Fallon y obviamente fue parte de los anuncios del evento Super Tazón del 2011 (López, 2021).

La primera versión del dispositivo consistía en una barra de 23 centímetros de largo, contaba con un sensor de profundidad, cámara y micrófono que se conectaba mediante un puerto USB a la consola de juegos. El dispositivo podía capturar el movimiento de todo un cuerpo en tres dimensiones utilizando luz infrarroja y combinado con un sensor monocromático (López, 2021).

Entre las capacidades iniciales del SDK liberado se incluyeron las siguientes funcionalidades: rápido seguimiento del esqueleto, mejor tasa de precisión relacionada al seguimiento esquelético y al reconocimiento de articulaciones, así como funcionalidades de apagado y encendido sin perder trabajo o productividad (Eisler, It's Official: Kinect for Windows is Coming Soon., 2011).

El dispositivo se volvió tan popular que en el año 2012 ganó el premio de "Innovación del Año" en el evento "Seattle 2.0 Startup Awards" de GeekWire; otorgado por los votos de muchas empresas de innovación que basaron su portafolio de productos justamente en el sensor Kinect para Windows (Eisler, Kinect for Windows Wins Innovation of the Year, 2012).

"Kinect para Windows es una tecnología de primer nivel que permite a los usuarios interactuar con los sistemas sin tocar una interfaz de usuario" (Kinect for Windows team, 2012). "Las interacciones entre humanos son fluidas y multimodales. Con Kinect para Windows, vemos interacciones entre humanos y computadoras que se acercan más a reflejar la forma en que los humanos interactúan naturalmente: comunicación sin esfuerzo, transparente y contextual entre los usuarios y la tecnología, mediante el uso de la voz y gestos, se han vuelto posibles" (Kinect for Windows team, 2012).

Kinect 2 para Windows

En el verano del 2014, Microsoft liberó la nueva versión del sensor Kinect para Windows; esta nueva versión renovó completamente el "hardware" del sensor; el nuevo dispositivo fue muy parecido al dispositivo creado para la consola "Xbox One" (Kinect for Windows Team., 2014). La nueva característica fue el soporte de conectividad con dispositivos USB 3.0; la fuente de alimentación incorporó un adaptador para soportar tensiones de entre 100 y 240 voltios, haciéndolo compatible en todo el planeta (Kinect for Windows Team., 2014). La figura 7 muestra el sensor Kinect 2 para Windows.

Figura 7.

Imagen del sensor Kinect 2 para Windows



Nota: Recuperado de Windows team (Kinect for Windows Team., 2014).

El sensor Kinect 2 además de su cambio de estilo viene con muchas mejoras con respecto a su predecesor. Tiene un campo de visión más grande, más píxeles totales y una resolución más alta que le permite rastrear la muñeca de un niño a más de 3 metros (Wilhelm, 2013).

La gran diferencia del nuevo Kinect está en la cámara principal. La versión 2 del dispositivo de captura de movimientos incorpora una cámara “time-of-flight (TOF)” de alta resolución (soporta hasta 220,000 píxeles) que permite capturar más detalles con mayor precisión. El nuevo modo de profundidad proporcionado por esta cámara TOF permite reproducir una escena con tres veces más fidelidad que la primera versión del dispositivo Kinect (Wilhelm, 2013).

“También contiene una serie de nuevos modos de visión que el usuario final no verá, pero que son útiles para los desarrolladores que desean realizar un seguimiento del cuerpo humano con mayor precisión y con menos interferencias. Incluyen un modo de profundidad, una vista infrarroja y nuevas herramientas de modelado corporal para rastrear el uso de los músculos y la orientación de las partes del cuerpo” (Wilhelm, 2013). La figura 8 muestra los diferentes modos de visión que soporta Kinect 2.

Figura 8.

Modos de Visión Kinect 2



Nota: Recuperado del trabajo de Whilhem “*How Microsoft Built The Cameras In The Upcoming Kinect*”

(Wilhelm, 2013).

La primera versión del dispositivo Kinect permitía detectar un objeto pequeño de hasta 7.5 centímetros; mientras que la versión 2 del dispositivo al tener un campo de visión del 60% más grande puede identificar objetos pequeños desde los 2.5 centímetros; permitiendo además la identificación de 6 personas diferentes en comparación de las 2 personas que permitía el primer dispositivo (Wilhelm, 2013).

El sensor Kinect 2 rastrea más articulaciones, con una mayor precisión anatómica, que el sensor original. Se incluyeron además muchas mejoras en el seguimiento del movimiento de las manos y la postura de señales con los dedos además de las posturas mano abierta y mano cerrada, lo que significa que se dispone de más opciones para desarrollar interesantes interacciones profundas; todo esto gracias a las nuevas capacidades del sensor y del kit de desarrollo SDK 2.0 (The Kinect for Windows Team, 2015).

Esta nueva versión de Kinect 2 ayuda a mejorar varios escenarios diferentes. La mejor precisión anatómica es particularmente útil en aplicaciones de salud y rehabilitación, así como también permite controlar avatares virtuales con mayor precisión; la mejora en la capacidad de rastrear los movimientos de hasta seis personas hace que el dispositivo sea una excelente opción en escenarios como salas de exposiciones o aplicaciones en la oficina (The Kinect for Windows Team, 2015).

La tecnología que ofrece Kinect 2 y su costo bajo en relación con otros dispositivos que son utilizados por científicos; hizo que el dispositivo deje el nicho de las consolas de videojuegos donde cada vez su participación fue disminuyendo para convertirse en un dispositivo ideal para experimentadores, científicos, innovadores y artistas (López, 2021)

Uso de Kinect en la medicina

De acuerdo con los centros para el Control y la Prevención de Enfermedades de EE. UU. se estima que cada año, uno de cada 3 adultos mayores de 65 años sufre un derrame cerebral y los resultados de esto pueden ser devastadores cuando involucran caídas que provocan huesos rotos, discapacidades permanentes y complicaciones que pueden conducir a la muerte. Las caídas son la principal causa de lesiones fatales y no fatales entre los adultos mayores, con estudios que documentan que del 20 al 30 por ciento de los ancianos que se caen sufren lesiones de moderadas a graves (The Kinect for Windows Team, 2014).

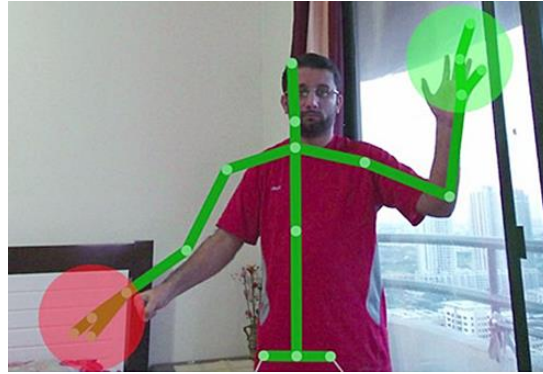
Muchos millones de pacientes alrededor del mundo poseen problemas de discapacidad provocada por un accidente cerebrovascular, lesión cerebral, esclerosis múltiple, parálisis cerebral o alguna otra afección neurológica. La fisioterapia es el tratamiento médico aceptado para ayudar a mejorar la calidad de vida de estos pacientes; sin embargo, estos tratamientos profesionales son costosos y los seguros médicos ofrecen cobertura limitada a tiempos específicos, lo que muchas veces hace que el tratamiento no surta los resultados esperados; eso sin contar los costos indirectos asociados como la movilización de los pacientes a los centros especializados (The Kinect for Windows Team, 2015). En el año 2014, se calculó que el tratamiento de pacientes ancianos que han sufrido caídas cuesta alrededor de \$30 mil millones anuales en los Estados Unidos (The Kinect for Windows Team, 2014).

El uso de Kinect para Windows en programas relacionados con la medicina, se remonta a mediados del 2012; la empresa Jintronix con sede en Seattle; empezó a desarrollar rutinas de rehabilitación para pacientes que presentaban problemas de movimiento en ciertas partes del cuerpo (Microsoft News Center LATAM, 2014). La tecnología desarrollada por Jintronix permitió no solo el obtener información de las rutinas de rehabilitación de cada paciente, retroalimentarlos de una forma amigable, sin la necesidad de acudir a consulta o salir de su casa; sino que también permitió el procesamiento de esta información para asegurar el cumplimiento de las rutinas de acuerdo con las indicaciones de los médicos; lo que permitía agilizar trámites relacionados al cubrimiento de las pólizas de seguro (Microsoft News Center LATAM, 2014).

“La cámara de Kinect para Windows puede monitorear 20 puntos en el cuerpo, sin necesidad de que el paciente use sensores físicos, lo cual le permite a Jintronix, rastrear la posición del paciente en un espacio tridimensional de 30 cuadros por segundo. Detrás de las escenas, Jintronix usa los datos capturados por el sensor para darle seguimiento a métricas como las de velocidad y fluidez en el movimiento de los pacientes. También almacena los patrones de compensación de los pacientes, por ejemplo, mover el torso hacia el frente para alcanzar un objeto, en lugar de extender el brazo para agarrarlo, como normalmente se haría” (Microsoft News Center LATAM, 2014); en la figura 9 se puede observar un ejemplo de cómo Kinect captura el movimiento de una persona.

Figura 9.

Demostración de las capacidades de Kinect 2 para Windows



Nota: En la imagen se puede ver a Zubair Ahmed demostrando las capacidades de Kinect 2 para Windows (Kinect for Windows Team., 2014).

En el año 2015, la Universidad Estatal de Ohio desarrolló un juego terapéutico llamado “Recovery Rapids” el cual se basa en la terapia de movimiento inducido por restricción (terapia CI); este método tradicional de terapia ha demostrado producir mejoras en los pacientes que lo seguían a cabalidad; esta terapia desalienta el uso del brazo no afectado y se enfoca en el uso intensivo del debilitado (The Kinect for Windows Team, 2015).

La universidad desarrolló un juego en el que el paciente simula ser un navegador de kayak en la pantalla; y utilizando su brazo y mano afectadas debe cumplir con diferentes tareas como guiar el kayak, esquivar obstáculos y sacar botellas del agua; el sensor recibe los movimientos del paciente procesándolos y generando retroalimentación en tiempo real. Este juego no requiere de otros controles, por lo que es ideal incluso para personas que no tienen experiencia en videojuegos. Además, la rehabilitación intensiva se puede personalizar de acuerdo con las necesidades y limitaciones de cada paciente centrándose en movimientos específicos y aumentando la dificultad de acuerdo con el progreso (The Kinect for Windows Team, 2015).

Un paciente, sobreviviente de un accidente cerebrovascular, dijo esto de Recovery Rapids: “Tiene el potencial de desarrollar la automotivación y la autodeterminación mejor que cualquier terapeuta o entrenador. El sistema de juego Recovery Rapids permite a los participantes seguir su propio progreso mientras compiten contra ellos mismos. Pueden ajustar el juego para hacerlo aún más desafiante a medida que alcanzan nuevas mesetas en su recuperación” (The Kinect for Windows Team, 2015).

Intel-GE Care Innovations es una empresa fundada en 2011, que busca transformar la forma en que se brinda la atención al conectar a los pacientes en sus hogares con los equipos de atención médica, esto permite a los pacientes vivir de forma independiente siempre que sea posible. Al aumentar las fortalezas tecnológicas de sus empresas matrices con un profundo conocimiento del sistema de atención médica, Intel-GE Care Innovations recopila, agrega y analiza datos para brindar información que conecta a proveedores, pagadores, cuidadores y consumidores, y lleva la atención continua al hogar del paciente (The Kinect for Windows Team, 2014). La figura 10, muestra un ejemplo de una de las aplicaciones producidas por la empresa Intel-GE Care Innovations.

Figura 10.

Aplicación de Intel-GE Care Innovations



Nota: Aplicación de Intel-GE Care Innovations, tomada del trabajo (The Kinect for Windows Team, 2014),

Los directivos de esta empresa han expresado lo siguiente relacionado con los servicios que brindan: “Motivamos a los pacientes a seguir adelante con su fisioterapia, haciendo que las actividades sean interactivas y atractivas” (The Kinect for Windows Team, 2014); muchos de los profesionales de la empresa pasaron del mundo de los videojuegos a la fisioterapia teniendo como objetivo: “conseguir las personas se levanten y se muevan haciendo que los ejercicios de rehabilitación, a menudo onerosos, sean interactivos y entretenidos” (The Kinect for Windows Team, 2014).

Kinect para Windows SDK 2.0

Para poder utilizar el sensor Kinect 2 es necesario que los desarrolladores instalen el SDK 2.0 provisto por Microsoft; el SDK proporciona las herramientas y las APIs, nativas y administradas, necesarias para desarrollar aplicaciones habilitadas para Kinect para Microsoft Windows; entre las principales funcionalidades que se dispone con el SDK 2.0 para Kinect se encuentran las siguientes (Microsoft Learn, 2014; Herrera):

- Posibilidad de usar el sensor Kinect de Xbox One
- Campo de visión horizontal y vertical más amplio para profundidad y color
- Completa gestión del Color en alta definición
- Iluminación Infrarroja Independiente (30 fps)
- Fidelidad de profundidad (3x)
- Gestión mejorada del micrófono
- Control del esqueleto con 25 puntos para un total de seis personas (cada persona tiene 25 articulaciones esqueléticas)

- Seguimiento del pulgar, seguimiento del final de la mano, gestos con las manos abiertas y cerradas
- Alcance mejorado de funcionamiento de alta calidad (0,5 metros cerca, 4,5 metros lejos)
- Soporte para que múltiples aplicaciones pueden utilizar el sensor de forma simultánea

El SDK incluye lo siguiente (Microsoft Learn, 2014):

- Controladores y documentación técnica.
- API de referencia y documentación para la programación con código administrado y no administrado. Las API ofrecen múltiples flujos de medios con una latencia de software mínima en varias variables de video, CPU y dispositivo.
- Ejemplos de buenas prácticas para usar el sensor Kinect.
- Código de ejemplo útil para muchas y diferentes tareas.

Al ser el dispositivo Kinect y el SDK para Kinect productos de Microsoft; los desarrolladores disponen de acceso completo y gratuito al sitio Microsoft Learn en el cual se puede encontrar mucha y variada documentación con ejemplos prácticos que incluyen código fuente.

PyKinect2

La librería PyKinect2 es una evolución de la librería PyKynect que originalmente fue parte del proyecto Code Plex. Esta librería está completamente implementada en el lenguaje de programación Python; sin embargo, es necesario que primero se instale el SDK 2.0 ya que la librería utiliza las funciones que el SDK expone para interactuar con el sensor Kinect 2 (Melnikow, 2015).

La versión 2 de la librería no tiene un acceso completo a todas las funcionalidades del SDK 2 de Microsoft; sin embargo, se la puede utilizar para gestionar color, profundidad, cuerpo y cuadros del movimiento del cuerpo; como un ejemplo del uso de la librería se presenta el juego PyKinectBodyGame; el acceso a esta librería es libre para los desarrolladores, la misma se encuentra disponible en el portal GitHub (Melnikow, 2015).

Implementación de las Aplicaciones de Pre-Diagnóstico

Aplicación de Análisis de Imágenes Radiológicas

Se diseñó una aplicación que analiza dos tipos de imágenes médicas catalogadas como imprescindibles en el diagnóstico de la enfermedad conocida como hombro congelado, estos dos tipos de imágenes son: radiografías y artrogramas. Se ha analizado la razón de uso de estas imágenes en específico, según la literatura, lo que estas dos modalidades de imágenes médicas presentan y proporcionan justifica su elección para el uso exclusivo para el entrenamiento de red neuronal, por lo que no se realizarán reiteraciones innecesarias y se pasará a mencionar las ideas y consideraciones que se tuvieron en cuenta para el desarrollo del aplicativo de la red neuronal convolucional.

El aplicativo de manera general es una CNN que busca complementar el diagnóstico dado por el módulo diagnóstico físico. Considerando que la precisión es un factor importante para la red neuronal se buscó tener igual cantidad de casos positivos como de negativos; es decir, igual cantidad de imágenes de pacientes confirmados con hombro congelado, cómo de pacientes en los que se descarta la enfermedad de hombro congelado ya sea que se trata de un hombro sano o que es diagnosticado con otro tipo de enfermedad. El entrenamiento incluyendo casos con otros padecimientos se realiza a fin de evitar que el modelo confunda otras enfermedades con el trastorno de hombro congelado.

Descripción de la Aplicación

La CNN está compuesta de 3 capas de convulsión cada una con su respectivo submuestreo, el submuestreo es necesario ya que la escala y el tamaño del dataset con el que se trabaja lo exigen.

Para la creación de la aplicación se hace uso de lenguaje de programación Python mismo que cuenta con la librería Keras (Portilla J., 2021), la cual automatiza el proceso de lectura de datos, la creación de las capas de convulsión y las de submuestreo. Vale la pena resaltar que la salida final resulta de una función de activación relu, evitando el uso de una clasificación con el conocido etiquetado de clasificación “One hot encoding” (lo que añade complejidad innecesaria al modelo), ya que al ser una red neuronal de clasificación binaria, es decir que únicamente determina sí es probable o no la existencia del padecimiento médico, se nos permite el uso de la activación relu a manera de clasificador.

Entrenamientos del Modelo Neuronal

Para el entrenamiento del modelo se reunió un total de 80 imágenes, mezcladas entre artrogramas y radiografías; de ellas la mitad son casos positivos para el padecimiento, mientras que la otra mitad no presentan el padecimiento o presentan otra clase de enfermedad. Se buscó repartir las imágenes de manera equitativa entre casos positivos y negativos por la facilidad que éste brinda para evaluar la precisión, ya que, al ser un software de diagnóstico médico de una enfermedad idiopática, la precisión es el criterio principal con el que se entrena la red.

El modelo fue entrenado separando los datos en 80% para entrenamiento y el 20% restante para pruebas. Para la lectura de datos se hace uso de la función “ImageDataGenerator” que nos brinda la librería `keras.preprocessing.image`. Esta es la función que nos permite generar imágenes randómicas como se explicó en la arquitectura (sección 3.1.3), con los siguientes parámetros:

- El rango de rotación es de 10 grados, lo que significa que se rotará la imagen en sentido horario o antihorario 10 grados simulando las pequeñas variaciones en posición que puede tener el paciente.

- Invertir la imagen de manera horizontal, simulando que un hombro derecho es un nombre izquierdo y viceversa.
- Cortando hasta un máximo de 10% de la imagen, lo que simula un pequeño desplazamiento en la imagen y ayuda a la red a no fijarse en los bordes como características para determinar el padecimiento.

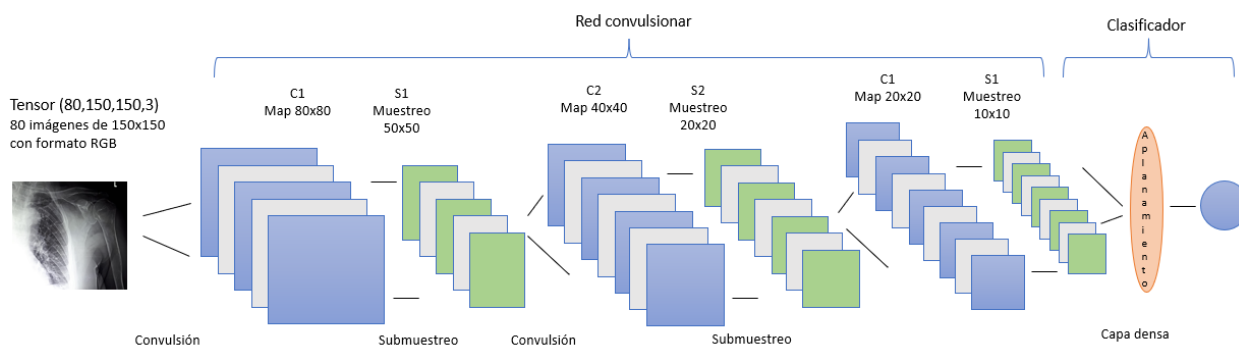
Alcance Funcional

Arquitectura

Si analizamos la arquitectura de manera detallada, definimos como punto de entrada un arreglo de imágenes, mismas que se representan como una matriz, cada imagen con tres canales de colores, correspondientes al formato RGB; esto se puede ver como un arreglo de matrices, lo que definimos como tensor. Con esta primera entrada se aplica 3 capas de convulsión, cada una seguida de una capa de submuestreo por las razones explicadas anteriormente; finalmente se aplica una capa de aplanado para poder pasarla a una capa de activación sigmoid qué será el clasificador final como se muestra en la figura 11.

Figura 11.

Arquitectura de la red convolucional



Un par de datos importantes a mencionar es que se usa la función dropout, misma que sirve para desconectar ciertas neuronas durante el entrenamiento a fin de evitar el sobre entrenamiento de la red; de la misma manera a fin de mejorar la calidad de la red y agrandar el conjunto de imágenes de entrenamiento se hace uso de un generador de imágenes dónde se genera varias imágenes de manera aleatoria a partir de una original, variando diversos parámetros de la original como: rotando la imagen original, invirtiéndola en el sentido horizontal (ya que en el vertical no tiene sentido que se presente una radiografía de tal manera), desplazándose ligeramente.

Condiciones y Restricciones de la Implementación

En cuanto a condiciones, para la implementación e uso no se requiere de grandes características en relación a hardware ya que el producto final del cual hace uso el usuario es un módulo cargado con una red neuronal ya entrenada (recordando que el proceso que requiere mayor poder computacional es el entrenamiento), por lo que el módulo resultante es fácil de implementar en un sistema de orden superior que es como se plantea la aplicación: un módulo a ser integrado en un sistema de diagnóstico que abarque una mayor cantidad de enfermedades.

En cuanto a restricciones, cómo se mencionó el modelo únicamente trabaja con radiografías y artrogramas, por lo que se debe verificar que la imagen ingresada corresponde a una de estas dos categorías. Otro detalle a considerar es que internamente el programa trabaja con imágenes en formato de colores RGB, por lo que, si la imagen está haciendo uso de otro formato de colores como HSV, RGBA, u otro; es necesario que primero se realice la conversión de formato. Finalmente, y aunque se vaya a analizar la precisión del modelo en la sección cuatro, cabe la pena resaltar que la precisión del modelo no es del 100% por lo que siempre para un diagnóstico se restringe la confirmación del médico.

Aplicación de Análisis Físico – Rangos de Movimiento Activo

Se desarrolló una aplicación que analiza los rangos de movimiento que presenta el hombro de una persona (Aducción, Abducción, Flexión, Extensión, Rotación Interna y Rotación Externa), mediante procesamiento de imágenes en tiempo real y gracias al uso de un sensor de movimiento se puede calcular el ángulo en el rango de movimiento mientras la persona presunta a tener esta dolencia se encuentra moviendo su extremidad superior. De acuerdo con la literatura médica revisada; se conoce que algo que influye en el diagnóstico del hombro congelado es el grado de rotación del hombro de los pacientes, por lo que se considera como un criterio fundamental en el diagnóstico de hombro congelado.

Descripción de la Aplicación

La aplicación emplea el sensor de movimiento Kinect para adquirir una imagen. En tiempo real, permite la visualización de una persona, superponiendo representaciones gráficas de sus extremidades (Figura 12). Estas representaciones gráficas están sincronizadas con los movimientos de la persona, lo que crea una representación visual en tiempo real de las extremidades de la persona en movimiento y permite a la aplicación seguir los movimientos de forma precisa, la pantalla mostrará el tiempo en segundos y los nombres de los rangos de movimiento, adaptados según los intervalos temporales definidos. Estos datos se actualizarán conforme avance el tiempo, permitiendo al paciente llevar a cabo los movimientos requeridos y así evaluar con precisión los ángulos de movimiento. Por ejemplo, si el intervalo de tiempo es de 10 segundos, la aplicación mostrará el tiempo en segundos y el nombre del rango de movimiento en cada intervalo de 10 segundos, esto se realizará para todos los rangos de movimiento.

Figura 12.

Muestra de funcionamiento de la aplicación



Mientras se ejecutan los movimientos se realizan los cálculos necesarios para determinar los ángulos correspondientes a los rangos de movimiento, y con el propósito de enriquecer el análisis llevado a cabo por el profesional de la salud, se muestran los resultados en pantalla (Figura 13) y se genera un documento de texto, el cual detalla el ángulo máximo registrado para cada rango de movimiento de cada extremidad junto a su error absoluto. Es relevante destacar que los valores de los ángulos máximos usuales dependiendo del rango de movimiento, considerados para un individuo en óptimas condiciones de salud y utilizados en esta aplicación, están detallados en la Tabla 1. Este documento es valioso para el personal de salud ya que permite confirmar un diagnóstico y puede ser útil para realizar un seguimiento de la evolución del paciente.

Figura 13.

Muestra de resultados de la aplicación

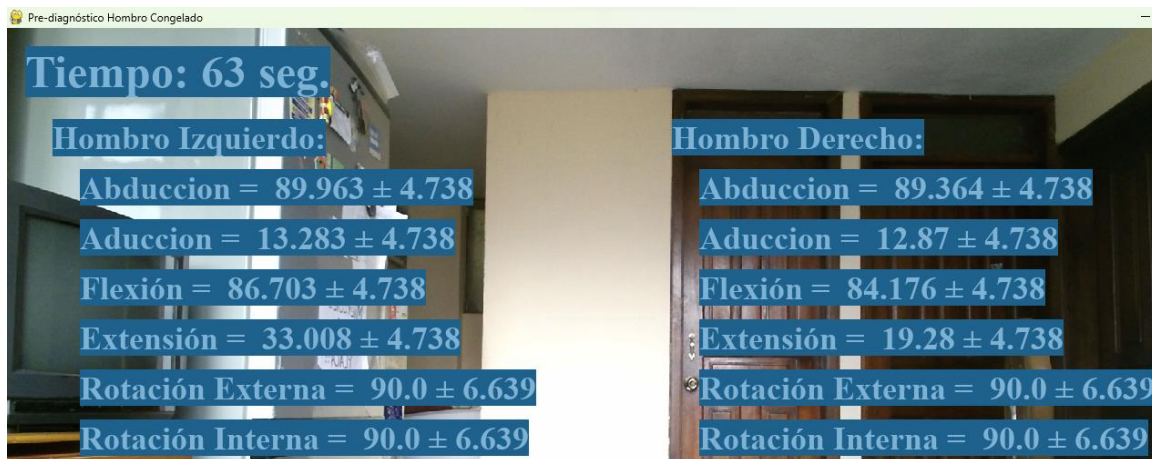


Tabla 1.

Ángulos máximos que toma en cuenta el programa.

RANGOS DE MOVIMIENTO	ÁNGULO MÁXIMO (GRADOS)
Aducción	0°
Abducción	90°
Flexión	90°
Extensión	60°
Rotación Externa	90°
Rotación Interna	90°

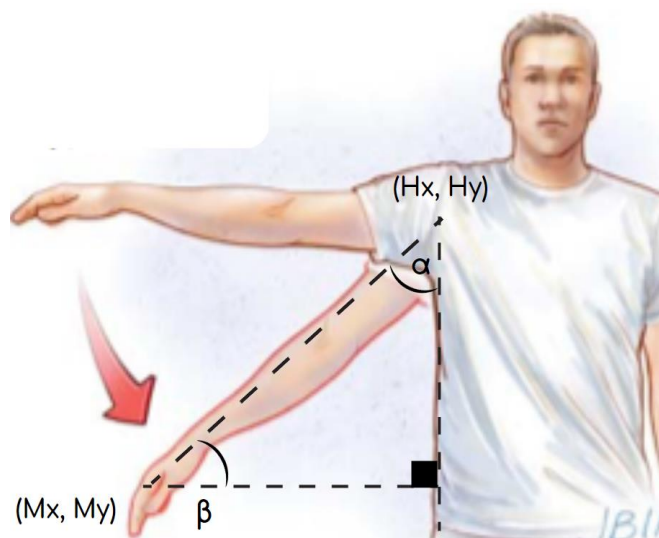
Cálculo de ángulos

Para calcular el ángulo máximo en cada intervalo de movimiento, se aplica una división de los 6 tipos de movimientos en dos categorías. El primer grupo incluye Aducción, Abducción, Flexión y Extensión; mientras que el segundo abarca Rotación Interna y Rotación Externa. Esta segmentación se basa en la naturaleza trigonométrica del cálculo del ángulo, que difiere entre estos grupos.

En la figura 13 y 14, se representan respectivamente el razonamiento geométrico empleado en el cálculo de ángulos para cada categoría, además se detalla las fórmulas utilizadas. Mediante la aplicación de la ley de los senos y al poder calcular la distancia entre dos puntos, es viable determinar un ángulo interno.

Figura 14.

Cálculo del ángulo de apertura del paciente perteneciente a la primera categoría.



Nota: Imagen tomada de (The Skeptics Guide to EM, 2014) editada.

$$\overline{HM} = \text{Brazo} = d$$

$$j = H_y - M_y$$

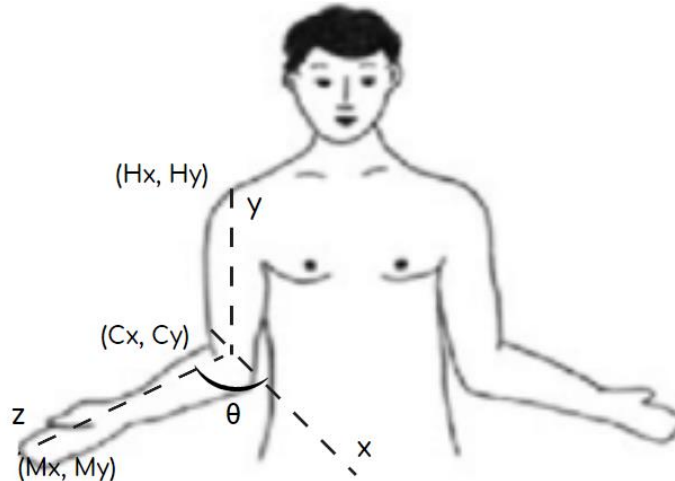
$$\frac{d}{\text{Sen}(90)} = \frac{j}{\text{Sen}(\beta)}$$

$$\beta = \arcsen\left(\frac{j}{d}\right)$$

$$\alpha = 90 - \beta$$

Figura 15.

Cálculo del ángulo de apertura del paciente perteneciente a la segunda categoría.



Nota: Imagen tomada de (Almoallim, s.f.) editada.

$$\overline{CH} = d$$

$$\frac{d}{\text{Sen}(90)} = \frac{H_x}{\text{Sen}(\theta)}$$

$$\theta = \text{arcsen}\left(\frac{H_x}{d}\right)$$

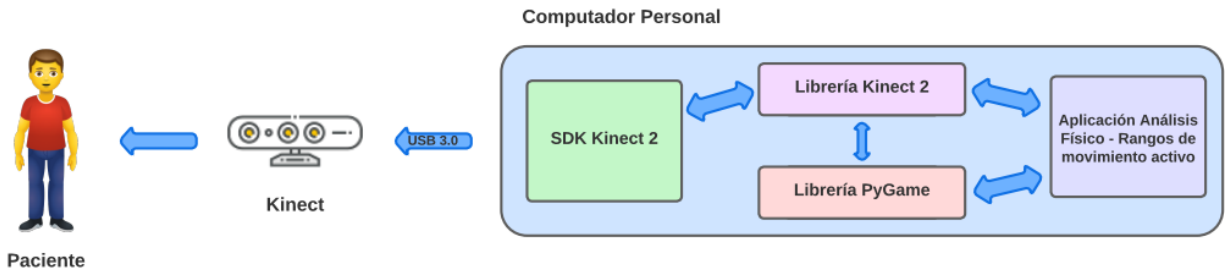
Alcance Funcional

Arquitectura

La aplicación sigue un modelo arquitectónico clásico de una aplicación de escritorio con un periférico; sin incluir conectividad a un servidor y/o la nube.

A continuación, en la figura 16 se muestra la arquitectura de la aplicación en la cual se puede diferenciar claramente los componentes de software y hardware que intervienen en su funcionamiento.

Figura 16.

Arquitectura de aplicación

La aplicación consiste en dos componentes principales:

1. Adquisición de datos con Kinect

- Utiliza el SDK de Kinect para Windows para conectarse al sensor Kinect y obtener flujos de datos de video y skeleton (esqueleto).
- Procesa los datos del esqueleto para hacer seguimiento de las articulaciones del hombro del usuario en tiempo real.
- Almacena los datos de posición 3D de los hombros en variables locales.

2. Interfaz y visualización con Pygame

- Inicializa una ventana y bucle de eventos usando Pygame.
- En cada iteración del bucle:
 - Mientras se reconoce un cuerpo, se dibujan sus extremidades superiores.
 - Usa los datos actuales de posición del hombro y realiza los cálculos de ángulo correspondiente.
 - Usa Pygame para renderizar texto con información de tipo de movimiento y tiempo.
- Maneja eventos del usuario como pulsaciones de mouse para control de la aplicación.
- Guarda los datos procesados localmente en un archivo de texto.

Condiciones y Restricciones de la Implementación

El desarrollo de la aplicación ha considerado específicamente el uso del sensor Kinect; la aplicación no considera el posible uso de otros sensores de movimiento.

Para desarrollar la aplicación se ha utilizado el SDK 2 de Kinect, la librería PyKinect y el lenguaje de programación Python. Los ángulos de referencia para cada tipo de movimiento se han establecido siguiendo las pautas de la documentación médica. Es fundamental señalar que estos ángulos están predefinidos y no pueden ser alterados, ya que, debido a la condición médica, permanecen constantes y no varían con el tiempo.

Utilizando el sensor de movimiento, se ha llevado a cabo un cálculo inicial para determinar un margen de error. Este cálculo se fundamenta en tres medidas fijas para la primera clasificación de movimientos (Brazo a cero grados, cuarenta y cinco grados y noventa grados) y dos medidas fijas para la segunda (Brazo a cero grados y Brazo a noventa grados), además se fundamenta en el tipo de cálculo que se debió realizar para obtener el ángulo de los movimientos en específico, el software no contempla la medición de ángulos para otros tipos de movimientos.

Para mejorar la precisión del funcionamiento del software, se recomienda usarlo con un fondo plano y preferiblemente de color blanco, el paciente no debe llevar ropa holgada o ancha en la parte superior y el sensor debe estar colocado a la altura necesaria para que se puedan observar las puntas de sus manos cuando estas se encuentren en descanso, no debe existir objetos que obstruyan el movimiento libre del paciente.

Análisis de las Aplicaciones de Pre-Diagnóstico

Aplicación de Análisis de Imágenes Radiológicas

Análisis de la red convulsionar

Para contar con un total de 82 imágenes, repartidas equitativamente entre casos positivos y negativos, el desempeño de la red neuronal tiene un rendimiento tope de desempeño del 93.55%, teniendo una media de 88.23% considerando los últimos 10 periodos de entrenamiento que se muestran en la figura 17 a continuación.

Figura 17.

Precisión de los últimos 10 periodos de entrenamiento

```

Epoch 90/100
4/4 [=====] - 1s 356ms/step - loss: 0.3401 - accuracy: 0.8226
Epoch 91/100
4/4 [=====] - 2s 427ms/step - loss: 0.3359 - accuracy: 0.8387
Epoch 92/100
4/4 [=====] - 2s 350ms/step - loss: 0.3371 - accuracy: 0.8871
Epoch 93/100
4/4 [=====] - 2s 381ms/step - loss: 0.2777 - accuracy: 0.8871
Epoch 94/100
4/4 [=====] - 2s 373ms/step - loss: 0.4009 - accuracy: 0.8387
Epoch 95/100
4/4 [=====] - 2s 385ms/step - loss: 0.2145 - accuracy: 0.9355
Epoch 96/100
4/4 [=====] - 2s 393ms/step - loss: 0.2747 - accuracy: 0.8871
Epoch 97/100
4/4 [=====] - 2s 336ms/step - loss: 0.2194 - accuracy: 0.9032
Epoch 98/100
4/4 [=====] - 2s 324ms/step - loss: 0.3189 - accuracy: 0.8548
Epoch 99/100
4/4 [=====] - 2s 411ms/step - loss: 0.2242 - accuracy: 0.9355
Epoch 100/100
4/4 [=====] - 2s 307ms/step - loss: 0.2784 - accuracy: 0.8548

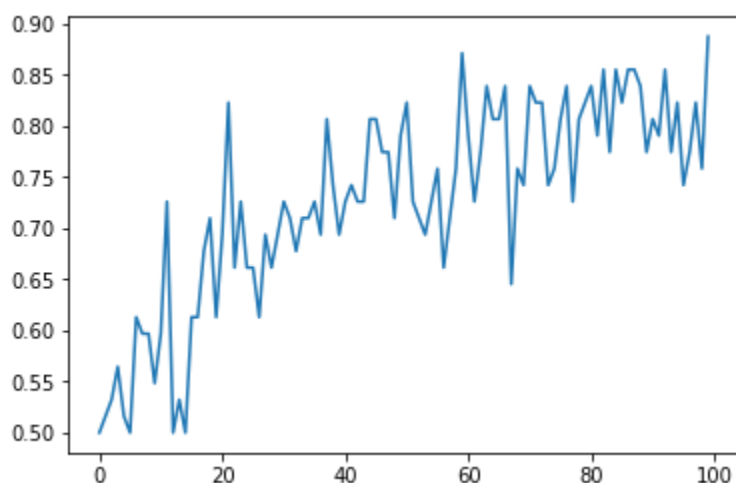
```

Los resultados completos de la historia de los 100 periodos de entrenamiento se pueden ver en la figura 18, donde se puede apreciar que el modelo sufre notorias descensos y subidas propio de una

red neuronal convolucional con un dropout del 50%, pero que también reflejan la generación automática de imágenes variando un dataset que no llega a resultar demasiado extenso, pero que sin embargo ya nos permite visualizar un rendimiento superior al 80% que afirma las hipótesis esperadas.

Figura 18.

Historial de precisión del modelo neuronal (eje y: precisión; eje x: periodos)



Los parámetros finales con los que se obtuvo un mayor rendimiento por parte del modelo son los descritos en la figura 19, donde con el uso de estos parámetros se observó que a partir del periodo 80 al 100 no se tiene una mejora muy pronunciada, indicando que se está alcanzando el límite hábil de periodos para que la red no se sobreentrene. De igual manera se observa que la data de validación presenta una retroalimentación positiva cuando los pasos de validación son iguales o mayores que tres, por lo que para asegurarnos de la validación se trabaja haciendo uso conjunto del generador de imágenes randómicas (tomando únicamente los datos separados para pruebas) con un paso de validación de cinco.

Figura 19.

Parámetros óptimos con los que se obtuvo mejores resultados en la CNN

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 148, 148, 32)	896
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 72, 72, 64)	18496
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 64)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 34, 34, 64)	36928
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 18496)	0
dense (Dense)	(None, 128)	2367616
activation (Activation)	(None, 128)	0
...		
Total params: 2,424,065		
Trainable params: 2,424,065		
Non-trainable params: 0		

Aplicación de Análisis Físico – Rangos de Movimiento Activo

Análisis de exactitud de medida de ángulos

Como se mencionó anteriormente, el cálculo de ángulos depende de la naturaleza trigonométrica del tipo de movimiento, en consecuencia, se van a realizar dos conjuntos distintos de mediciones con el fin de derivar dos fuentes de error, esto para mejorar la exactitud del margen de error y de esa forma proporcionar una respuesta más exacta.

Para el primer grupo de movimientos (Aducción, Abducción, Flexión y Extensión), mediante los movimientos de Abducción y Aducción, se han tomado 10 datos en total para los ángulos de 90°, 45° y 0° grados respectivamente (Tabla 2). La elección de estos valores se basa en que dos de ellos representan los valores máximo y mínimo que el software considera, mientras que el tercero constituye un valor intermedio.

Tabla 2.

Valores tomados por cada ángulo utilizando el software.

ÁNGULO DE 90°	ÁNGULO DE 45°	ÁNGULO DE 0°
89.18592455336811	37.0824600438974	8.43791734135483
88.18394408250043	46.63479657773615	7.555119146471286
88.6961661977426	46.77905489364281	7.96054318538074
89.38417132640505	49.80394089360418	7.182253045696977
89.05302284127517	45.99249200963371	7.954120856598915
89.14707573690849	47.1440483414281	7.350851660528927
85.54433355625775	47.46881887541504	9.684680744055592
85.7608292986235	46.973282775504344	10.540059965960344
88.35451851509774	47.02424537180129	9.880328983344375
87.87414520197488	42.934325887039456	10.197625981395463

A continuación, en la Tabla 3. se muestra el promedio del error absoluto por cada ángulo.

Tabla 3.

Error absoluto promedio.

ÁNGULO DE 90°	ÁNGULO DE 45°	ÁNGULO DE 0°
EA ≈ 1.906°	EA ≈ 2.742°	EA ≈ 8.566°

Al realizar el promedio de estos errores absolutos obtenemos un EA ≈ 4.738°, el cual debe tomarse en cuenta por el profesional de salud cuando se analiza los resultados de los valores de este primer grupo de movimientos.

Para el segundo grupo de movimientos (Rotación Interna y Rotación Externa), mediante los movimientos de Rotación externa, se han tomado 10 datos en total para los ángulos de 90° y 0° grados respectivamente (Tabla 4). La elección de estos valores se basa en que dos de ellos representan los valores máximo y medio que el software considera.

Tabla 4.

Valores tomados por cada ángulo utilizando el software

ÁNGULO DE 90°	ÁNGULO DE 0°
84.65566493666682	14.62724041722008
90.0	16.306001740926675
90.0	12.367385278264956
90.0	13.216102270590135
90.0	14.933016576377577
90.0	8.489121886575175
90.0	8.542855635116524
90.0	11.222622643623174
90.0	13.192595216469426

90.0	12.555132637861405
-------------	--------------------

A continuación, en la Tabla 5. se muestra el promedio del error absoluto por cada ángulo.

Tabla 5.

Error absoluto promedio

ÁNGULO DE 90°	ÁNGULO DE 0°
EA \approx 0.594°	EA \approx 12.685°

Al realizar el promedio de estos errores absolutos obtenemos un EA \approx 6.639°, el cual debe tomarse en cuenta por el profesional de salud cuando se analice los resultados de los valores de este segundo grupo de movimientos.

Conclusiones

El desarrollo de un software de prediagnóstico para la detección de hombro congelado supone un avance significativo en la integración de tecnologías en el campo de la medicina, además de significar un avance en la sociedad y visto de manera global ayuda al desarrollo de los países en los cuales sea implementado. El papel de la inteligencia artificial representada por sus diferentes ramas como las redes neuronales convolucionales y la visión artificial, permiten presentar una solución ante la existencia de problemas como el retraso en su diagnóstico.

A través de la revisión de la literatura, el desarrollo de marco teórico e implementación, se ha podido evidenciar que estas técnicas pueden ser puestas en práctica en varios ámbitos de la medicina, sin embargo, debido a la imperante necesidad de resultados exactos por la intrínseca importancia que

representan los mismos en el área médica, es necesario desarrollar sistemas sumamente precisos. En el caso de las redes neuronales convolucionales, se requiere una amplia y depurada base de datos de imágenes médicas para lograr un entrenamiento óptimo. Por otro lado, para potenciar el reconocimiento de imágenes en la visión artificial, es esencial disponer de un entorno físico idóneo: amplio, libre de interferencias para los sensores y con una iluminación adecuada.

Los resultados obtenidos en las pruebas de las aplicaciones propuestas en este trabajo han confirmado la hipótesis planteada. Al desarrollar una aplicación para medir el ángulo de movimiento activo en las seis principales locomociones del hombro, se logró alcanzar una precisión aceptable, con un error absoluto de $\pm 4.738^\circ$ para movimientos como la Aducción, Abducción, Flexión y Extensión, y de $\pm 6.639^\circ$ para los movimientos de Rotación Interna y Rotación Externa. Por otro lado, mediante la segunda aplicación se logró una precisión superior al 80%, identificando características relevantes en radiografías o artrogramas para determinar casos de hombro congelado.

El uso combinado de la aplicación para la medición del ángulo en los movimientos activos del paciente, sumado al análisis obtenido en la red neuronal convolucional nos da una alta probabilidad compuesta de que el resultado sea correcto; aun así, se debe considerar que incluso tomando la posibilidad compuesta la precisión de acierto no es del 100%. Por lo tanto, es fundamental reconocer que estos módulos funcionan como herramientas de prediagnóstico y, para obtener un diagnóstico completo y confiable, se debe complementar con la evaluación de un médico especializado en la materia.

En última instancia, destacar que la implementación de este software contribuye a la eficiencia en el proceso de diagnóstico. Al servir como un complemento, brinda a los profesionales de la salud una visión más completa de la situación del paciente y enriquece la formulación de decisiones clínicas. La medición automatizada de los rangos de movimiento activo ahorra tiempo al médico, lo que puede

llevar a un diagnóstico más rápido y a la implementación temprana de tratamientos adecuados.

Además, la precisión en la predicción de casos mediante radiografías y artogramas puede ayudar a evitar diagnósticos erróneos y ofrecer una atención más efectiva.

Recomendaciones

Para lograr una definición precisa de una solución continua o alternativa a la presentada en este trabajo, se recomienda emprender un estudio exhaustivo del estado del arte. Dado que el uso de redes neuronales convolucionales y visión artificial expande considerablemente el campo de investigación, restringir la búsqueda con estos términos juntos podría limitar el conocimiento que se puede obtener. En cambio, al abordar estos temas de forma individual, se obtendrá una perspectiva más completa sobre cómo la convergencia de estas dos áreas puede ser aprovechada de manera más efectiva en relación a este tema.

Con respecto a la implementación de la aplicación de análisis imágenes radiológicas se recomienda enriquecer la base de datos de imágenes. De esta manera, se podrá entrenar la red neuronal convolucional de manera más efectiva, lo que resultará en un aumento en la precisión de los resultados. Por otra parte, para la aplicación de rangos de movimiento activo, se sugiere parametrizar el programa para que permita la selección específica de la extremidad a ser evaluada, así como la asignación de un tiempo adecuado a cada movimiento. Esto permitirá una adaptación más ajustada a las necesidades de cada paciente. Además, es importante explorar métodos más precisos para calcular los ángulos en los movimientos de rotación interna y externa.

Trabajos Futuros

Los dos módulos propuestos no requieren de mayor almacenamiento ni de excesivo poder computacional, por lo que resultan viables para ser implementados en un sistema de orden superior de diagnóstico médico. Con ello se propone como un posible trabajo futuro para el caso de personas que

dispongan de dicho software que se añadan estos dos módulos como un complemento que potencie la gama de enfermedades y herramientas para su diagnóstico.

Complementando el punto previo, se puede considerar como trabajo futuro la implementación de los módulos como apis rest, para facilitar el consumo de los mismos por programas de terceros o propios; claro que para esto se debe de disponer de un servidor en el cual publicar estas apis y que pueda ser mantenido a posteriori.

Bibliografía

- MQL5 Community. (14 de Junio de 2023). *Redes neurais em IA e deep learning*. Obtenido de MQL5 Community: <https://www.mql5.com/es/forum/445108/page73>
- Abd Elrazik, R. K., Battecha, K. H., Battaesha, H. H., Sami, S. M., & Abd Elrahim, R. M. (Enero de 2021). VALIDATION OF A SOFTWARE ANALYSIS IN MEASURING SHOULDER'S RANGE OF MOTION INHEMIPLEGIC PATIENTS WITH ADHESIVE CAPSULITIS. *International Journal of Recent Advances in Multidisciplinary Research*, 8(1), 6538-6542.
- Ajčević, M., Deodato, M., Murena, L., Miladinović, A., Mezzarobba, S., & Accardo, A. (1 de Junio de 2020). Assessment of mobility deficit and treatment efficacy in adhesive capsulitis by measurement of kinematic parameters using IMU sensors.
- Almoallim, H. (s.f.). *Fig. 2.16 Range of motion testing for shoulder joint*. Obtenido de ResearchGate: https://www.researchgate.net/figure/Range-of-motion-testing-for-shoulder-joint_fig6_348256306
- American Academy of Orthopaedic Surgeons. (2014). *Hombro congelado (Frozen Shoulder)*. Obtenido de OrthoInfo: <https://orthoinfo.aaos.org/es/diseases--conditions/hombro-congelado-frozen-shoulder/>
- Amisha, Paras, M., Monika, P., & Vyas, R. K. (1 de Enero de 2019). Overview of artificial intelligence in medicine. *Journal of family medicine and primary care*, 8(7), 2328-2331.
- Aracena, C., Villena, F., & Dunstan, J. (2022). Aplicaciones de aprendizaje automático en salud. (F. Arias, Ed.) *Revista Médica Clínica Las Condes*, 33(6), 568-575.
- Basáez, E., & Mora, J. (2022). Salud e inteligencia artificial: ¿cómo hemos evolucionado? *Revista Médica Clínica Las Condes*, 33(6), 556-561.

- Bin, C., Wenli, W., Guojiong, H., Rongzhou, Z., Xiaoyun, S., Hongping, Z., & Wenxin, N. (2022). Concurrent validity of a markerless motion capture system for the assessment of shoulder functional movement. *Medicine in Novel Technology and Devices*.
- Boskis, M. (16 de Mayo de 2023). *Cómo la inteligencia artificial está mejorando la salud de las personas en los últimos años*. Obtenido de Boskis Grupo Cardiológico: <https://boskis.com/blog/como-la-inteligencia-artificial-esta-mejorando-la-salud-de-las-personas-en-los-ultimos-anos/>
- Carrasco, C. (2017). Reconocimiento de cáncer de mama utilizando técnicas de procesamiento digital de imágenes mamográficas y aprendizaje de máquina. (*Título de Pregrado*). Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Sangolqui. Obtenido de <https://repositorio.espe.edu.ec/handle/21000/13120>
- Clínica Universidad de Navarra. (2023). *Diccionario médico*. Obtenido de Incruento: <https://www.cun.es/diccionario-medico/terminos/incruento>
- Clínica Universidad de Navarra. (2023). *Diccionario médico*. Obtenido de Idiopático: <https://www.cun.es/diccionario-medico/terminos/idiopatico>
- Cruz, E., Aguja, F., & Marquéz, L. (2020). Las TIC en el sector salud, machine learning para el diagnóstico y prevención de enfermedades. *Quántica Ciencia con impacto social*, 1(2), 1-32.
- Data, S. B. (26 de 12 de 2019). *Clasificación multiclase con aprendizaje automático* . Obtenido de sitiobigdata.com: <https://sitiobigdata.com/2019/12/24/clasificacion-multiclase-con-aprendizaje-automatico/#>
- Demush, R. (26 de Febrero de 2019). *A Brief History of Computer Vision (and Convolutional Neural Networks)*. Obtenido de Hackernoon: <https://hackernoon.com/a-brief-history-of-computer-vision-and-convolutional-neural-networks-8fe8aacc79f3>

Dudkiewicz I, O. A. (2004). Idiopathic adhesive capsulitis: long-term results of conservative treatment. *Isr Med Assoc J*.

Eisler, C. (11 de Marzo de 2011). *It's Official: Kinect for Windows is Coming Soon*. Obtenido de Microsoft: <https://learn.microsoft.com/en-us/archive/blogs/kinectforwindows/its-official-kinect-for-windows-is-coming-soon>

Eisler, C. (5 de Agosto de 2012). *Kinect for Windows Wins Innovation of the Year*. Obtenido de Microsoft: <https://learn.microsoft.com/en-us/archive/blogs/kinectforwindows/kinect-for-windows-wins-innovation-of-the-year>

elConsentimiento.es. (s.f.). *El consentimiento informado*. Obtenido de El consentimiento informado: <https://www.elconsentimiento.ec/especialidades/consentimiento/287/RESONANCIA%20MAGN%C3%89TICA-ARTROGRAF%C3%8DA>

Expósito, J. (2012). A probabilistic deep learning model to distinguish cusps and cores in dwarf galaxies. *The Astrophysical Journal*.

Fundación Mayo para la Educación y la Investigación Médicas . (2023). *Resonancia magnética*. Obtenido de Mayo Clinic: <https://www.mayoclinic.org/es/tests-procedures/mri/about/pac-20384768>

Giger, M. L. (1 de Marzo de 2018). Machine Learning in Medical Imaging. *Journal of The American College of Radiology*, 15(3), 512-520.

Herrera, L. F. (s.f.). EDUMOV: Videojuego Educativo para Niños con Autismo. (*Maestro en Software y Tecnologías de Información*). Instituto Tecnológico y de Estudios Superiores de Monterrey, Monterrey. Obtenido de https://repositorio.tec.mx/bitstream/handle/11285/629700/Proyecto_MST_LuisFabianMolarHerrera.pdf?sequence=3

Herrero, J. &. (12). Técnicas de análisis de datos. Aplicaciones Prácticas utilizando Microsoft Excel y WEKA. *Universidad Carlos III*.

Holgado, M. (2022). *Manual básico de urgencias en traumatología*. Elsevier Health Sciences.

Hombro congelado (Frozen Shoulder) - OrthoInfo - AAOS. (2014). Obtenido de OrthoInfo:

<https://orthoinfo.aaos.org/es/diseases--conditions/hombro-congelado-frozen-shoulder/>

Hosny, A., Parmar, C., Quackenbush, J., Schwartz, L., & Aerts, H. (17 de Mayo de 2018). Artificial intelligence in radiology. *Nature Reviews Cancer*, 18(8), 500-510. Obtenido de

<https://doi.org/10.1038/s41568-018-0016-5>

IBM. (2021). *¿Qué es la visión artificial?* Obtenido de IBM: [https://www.ibm.com/es-](https://www.ibm.com/es-es/topics/computer-vision)

[es/topics/computer-vision](https://www.ibm.com/es-es/topics/computer-vision)

IBM Corporation. (s.f.). *Área bajo PR en métricas de calidad de Watson OpenScale*. Obtenido de IBM

Cloud PAK for Data as a service:

<https://dataplatform.cloud.ibm.com/docs/content/wsj/model/wos-quality-area-under-pr.html?locale=es&context=cpdaas>

Kinect for Windows team. (31 de Octubre de 2012). *The Past, Present, and Future of Multimodal Input*

Featured at Seattle Interactive Conference 2012. Obtenido de Microsoft:

<https://learn.microsoft.com/en-us/archive/blogs/kinectforwindows/the-past-present-and-future-of-multimodal-input-featured-at-seattle-interactive-conference-2012>

Kinect for Windows Team. (27 de Marzo de 2014). *Revealing Kinect for Windows v2 hardware*. Obtenido

de Microsoft: <https://learn.microsoft.com/en-us/archive/blogs/kinectforwindows/revealing-kinect-for-windows-v2-hardware>

- Kinect for Windows Team. (26 de Febrero de 2014). *Exploring v2 body imaging capabilities*. Obtenido de Microsoft: <https://learn.microsoft.com/en-us/archive/blogs/kinectforwindows/exploring-v2-body-imaging-capabilities>
- LeCun, Y. B. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE*, (págs. 2278-2324).
- Lee, S. Y., Park, J., & Song, S. W. (1 de Enero de 2012). Correlation of MR arthrographic findings and range of shoulder motions in patients with frozen shoulder. *American Journal of Roentgenology*, 198(1), 173-179. Obtenido de <https://doi.org/10.2214/ajr.10.6173>
- Li, J. Q., Tang, K. I., Wang, J., Li, Q. Y., Xu, H. t., Yang, H. f., . . . Zhang, S. x. (7 de Diciembre de 2011). MRI findings for frozen shoulder evaluation: Is the thickness of the coracohumeral ligament a valuable diagnostic tool? *PLOS ONE*, 6(12), 1-5. Obtenido de <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0028704>
- López, J. M. (9 de November de 2021). *Microsoft Kinect, la revolución de los videojuegos que nunca fue*. Obtenido de Hipertextual: <https://hipertextual.com/2021/11/microsoft-kinect-historia>
- Mangal, N. K. (2017). Frozen Shoulder Rehabilitation using Microsoft Kinect. *IEEE International Conference on Innovations in Green Energy and Healthcare Technologies*. doi:10.1109/igeht.2017.8094043
- Márquez Olivera, M. V. (2012). Reconocimiento de expresiones faciales empleando memorias asociativas Alfa-Beta. (*Maestría en Ciencias de la Computación*). Instituto Politécnico Nacional.
- Mayorga, A. &. (2016). Diseño e implementación de un dispositivo de apoyo para la movilidad de personas no videntes usando el sensor de movimiento Asus Xtion Pro Live y tecnología

- Beaglebone Black bajo software libre. (*Titulación de pregrado*). Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Sangolqui. Obtenido de <http://repositorio.espe.edu.ec/handle/21000/11974>
- Melnikow, P. (26 de Enero de 2015). *Kinect · GitHub*. Obtenido de GitHub: <https://github.com/Kinect>
- Microsoft Learn. (21 de Octubre de 2014). *Kinect for Windows SDK*. Obtenido de Microsoft: [https://learn.microsoft.com/es-es/previous-versions/windows/kinect/dn799271\(v=ieb.10\)](https://learn.microsoft.com/es-es/previous-versions/windows/kinect/dn799271(v=ieb.10))
- Microsoft News Center LATAM. (22 de January de 2014). *Jintronix hace que la rehabilitación sea más cómoda, divertida y accesible con Kinect para Windows - News Center Latinoamérica*. Obtenido de Microsoft News: <https://news.microsoft.com/es-xl/jintronix-hace-que-la-rehabilitacion-sea-mas-comoda-divertida-y-accesible-con-kinect-para-windows/>
- Moreno, M. (2016). Valoración del nivel de trastorno que se produce en la marcha festinante mediante el uso de información visual, utilizando procesamiento de imágenes. (*Titulación de pregrado*). Universidad de las Fuerzas Armadas ESPE, Sanlgolqui. Obtenido de <http://repositorio.espe.edu.ec/handle/21000/12022>
- Ongvisatepaiboon, C. K., Chan, J. H., & Vajirasak, V. (1 de Diciembre de 2015). Smartphone-based tele-rehabilitation system for frozen shoulder using a machine learning approach.
- Orrego, M. &. (2014). *Ortopedia y traumatología básica*. Chile: Universidad de los Andes. Obtenido de <https://www.uandes.cl/wp-content/uploads/2020/03/Ortopedia-y-Traumatologia-Basica.pdf>
- Park, C., An, Y., Yoon, H., Park, I., Kim, D., Kim, C., & Cha, Y. (25 de Febrero de 2022). Comparative accuracy of a shoulder range motion measurement sensor and Vicon 3D motion capture for shoulder abduction in frozen shoulder. *Technology and Health Care*, 30, 251-257.
- Portilla, J. (2021). Python for Computer Vision with OpenCV and Deep Learning. (*Curso en línea*). Udemy.

- Radiological Society of North America, Inc. (RSNA). (2023). *Artrografía directa*. Obtenido de RadiologyInfo.org Para pacientes: <https://www.radiologyinfo.org/es/info/arthrog>
- Ramón Botella, E. H. (2009). Estudio por imagen del hombro doloroso. *Reumatología Clínica*, 5(3), 133-139. doi:doi:10.1016/j.reuma.2008.02.002
- Ramos Vértiz, J. R. (2008). *Traumatología y ortopedia*.
- Rouhiainen, L. (2018). *Inteligencia artificial*. (A. Editorial, Ed.) Madrid.
- Ryosuke, I. D. (2023). Deep learning-based screening tool for rotator cuff tears on shoulder radiography. *Journal of Orthopaedic Science*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jos.2023.05.004>
- Salas, R. (2004). *Redes neuronales artificiales*. Universidad de Valparaíso.
- Schantz, H. (1982). *The history of OCR, optical character recognition*. Recognition Technologies Users Association.
- Serrano, A. M. (2017). Capsulitis adhesiva. *Anales médicos*, 62(1), 37-43. Obtenido de <https://www.medigraphic.com/pdfs/abc/bc-2017/bc171h.pdf>
- Sociedad Española de Cirugía Ortopédica. (2010). *Manual de traumatología y ortopedia* (Vol. 2). Editorial Médica Panamericana SA.
- The Kinect for Windows Team. (4 de Diciembre de 2014). *Intel-GE Care Innovations uses Kinect solution to help elderly patients*. Obtenido de Microsoft: <https://learn.microsoft.com/en-us/archive/blogs/kinectforwindows/intel-ge-care-innovations-uses-kinect-solution-to-help-elderly-patients>

The Kinect for Windows Team. (11 de Febrero de 2015). *Kinect powers cost-effective stroke therapy.*

Obtenido de Microsoft: <https://learn.microsoft.com/en-us/archive/blogs/kinectforwindows/kinect-powers-cost-effective-stroke-therapy>

The Kinect for Windows Team. (27 de Febrero de 2015). *No bones about it: Kinect for Windows v2*

skeletal tracking vastly better. Obtenido de Microsoft: <https://learn.microsoft.com/en-us/archive/blogs/kinectforwindows/no-bones-about-it-kinect-for-windows-v2-skeletal-tracking-vastly-better>

The Skeptics Guide to EM. (11 de May de 2014). *SGEM#74: Broken Arms (Diagnosing Rotator Cuff*

Disease). Obtenido de The Skeptics Guide to Emergency Medicine:
<https://thesgem.com/2014/05/sgem74-broken-arms-diagnosing-rotator-cuff-disease/>

White, T. O. (2017). *McRae. Traumatología. Tratamiento de las fracturas en urgencias.* Elsevier Health Sciences.

Wilhelm, A. (2 de Octubre de 2013). *How Microsoft Built The Cameras In The Upcoming Kinect.* Obtenido

de TechCrunch: <https://techcrunch.com/2013/10/02/how-microsoft-built-the-cameras-in-the-upcoming-kinect/?guccounter=1>

Wilson, J. D.-P. (2017). Can shoulder range of movement be measured accurately using the Microsoft Kinect sensor plus Medical Interactive Recovery Assistant (MIRA) software? *Journal of shoulder and elbow surgery.*

Apéndices