

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE BUCARAMANGA
FACULTAD DE INGENIERÍA
INGENIERÍA MECATRÓNICA

PRACTICA ACADÉMICA EN GRUPO BERNIER SAS

Diego Fernando Valle Ortiz
U00097269



Enero de 2020

FIRMA AVAL DEL DIRECTOR

Ph. D. Antonio Faustino Muños Moner
Director de Práctica Académica – Ingeniería Mecatrónica - UNA

CONTENIDO

Contenido	2
Firma aval del director.....	2
Introducción	5
Objetivo.....	6
Metodología	6
Marco Conceptual.....	9
Desarrollo De Actividades.....	14
Estado del arte	14
Selección de marco de trabajo	15
Selección del modelo	16
Parámetros definidos	17
Resultados	22
Conclusiones	31
Recomendaciones	32
Anexos.....	33
Bibliografía.....	36

TABLA DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1 Movimiento del swing en 7 pasos. (Young Jin Kim, 2017).....	10
Ilustración 2 Descripción de las articulaciones localizadas por la técnica. (TensorFlow, 2018).....	12
Ilustración 3 Proceso del algoritmo estimación de pose. (TensorFlow, 2018)	13
Ilustración 4 Descripción de la arquitectura de MobileNet. (Andre G. Howard, 2017)	14
Ilustración 5 Mejora de MobileNet versión 2 con respecto a la versión 1. (Google AI, 2018)	17
Ilustración 6 Resultado del algoritmo detectando la silueta del jugador en la posición inicial.....	18
Ilustración 7 Resultado del algoritmo realizando el análisis del Swing.....	18
Ilustración 8 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa back swing.....	19
Ilustración 9 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa top swing	19
Ilustración 10 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa down swing....	20
Ilustración 11 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa impact swing.	21
Ilustración 12 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa follow through.	21
Ilustración 13 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa finish swing	22
Ilustración 14 Comportamiento del ángulo que forma el peroné derecho	24
Ilustración 15 Comportamiento del ángulo que forma el fémur derecho	25
Ilustración 16 Comportamiento del ángulo que forma el torso en el costado derecho	25
Ilustración 17 Comportamiento del ángulo que forma el cuello.....	26
Ilustración 18 Comportamiento del ángulo que forma el torso en el costado izquierdo	26
Ilustración 19 Comportamiento del ángulo que forma el fémur izquierdo.....	27
Ilustración 20 Comportamiento del ángulo que forma el peroné izquierdo.....	27
Ilustración 21 Comportamiento del ángulo que forma el antebrazo derecho	28
Ilustración 22 Comportamiento del ángulo que forma el brazo derecho	28
Ilustración 23 Comportamiento del ángulo que forman los hombros.	29
Ilustración 24 Comportamiento del ángulo que forma el brazo izquierdo.....	29
Ilustración 25 Comportamiento del ángulo que forma el antebrazo izquierdo.....	30
Ilustración 26 Comportamiento del ángulo que forman los dos antebrazos.	30
Ilustración 27 Seguimiento de articulaciones en la primera parte del swing	33
Ilustración 28 Seguimiento de articulaciones en la segunda parte del swing.....	34
Ilustración 29 Seguimiento de articulaciones en la primera parte del swing	34
Ilustración 30 Seguimiento de articulaciones en la segunda parte del swing.....	35

INTRODUCCIÓN

Grupo Bernier nace como empresa el 2015 con el objetivo de dar apoyo en retos en el área de la tecnología de las pequeñas y medianas industrias. Mediante desarrollo de software e innovación la empresa busca generar todo tipo de análisis rápidos con datos del cliente con el fin de cubrir las necesidades de organización de cualquier empresa. Grupo Bernier ha perfeccionado una metodología de trabajo, creando una disciplina en la empresa en donde los clientes encuentran además de un producto tecnológico un soporte para rediseñar y madurar los procesos, establecer estrategias organizacionales y a hacer rentable los procesos de calidad.

La empresa permite realizar las practicas a distancia y coordinadas mediante reuniones virtuales semanales de avances. Está dirigida bajo el marco de trabajo denominado SCRUM que tiene como foco entregar valor al cliente, está basado en aspectos como la flexibilidad en la adopción de cambios y nuevos requerimientos durante el proyecto.

OBJETIVO

- Desarrollar un algoritmo de visión computacional para el análisis de movimientos en el swing del golf.

METODOLOGÍA

El reconocimiento de acciones es un problema complejo, debido a los numerosos factores implicado: desde la gran diversidad existentes entre personas tanto en su apariencia como en el estilo de ejecución de la acción, como puede afectar también el escenario en donde se lleva a cabo la ejecución del movimiento, además de factores externos como sombras, cambios de iluminación u oclusiones e incluyendo otras circunstancias, como el ángulo de vista y la distancia del sujeto respecto a la cámara.

Teniendo en cuenta lo anterior, se realizó la siguiente metodología para abordar el proyecto.

Identificación del problema

En el golf se trabaja constantemente en tener un alto grado de rotación, aumentar su fuerza, control en hombros, zona dorsal, brazos y espalda baja. Son varias zonas para analizar y expertos en el área pueden darte una retro alimentación después de varios swings realizados debido a los múltiples puntos clave para tener en cuenta.

Este proyecto, motivado por el incremento exponencial de los dispositivos para captar y almacenar información multimedia busca dar un apoyo analizando en video el swing de cualquier persona, con el objetivo de poder descifrar mejor un golpe mediocre, cuáles son los puntos para fortalecer y como puede compararse con el de un profesional.

Investigar el estado del arte

La búsqueda en la literatura se realizó en los siguientes temas:

- Reconocimiento de acciones humanas en múltiples contextos.
- Métodos espacio temporales para el análisis de movimiento.
- Reconocimiento y detección de patrones de movimiento en video.
- Estimación de poses humana con algoritmos complejos basados en aprendizaje profundo.

Conceptualizar estado del arte

De acuerdo con la investigación realizada previamente, se abstraieron las técnicas más populares tales como:

- Abstracción del fondo y seguimiento de objetos en movimiento mediante la resta de fotogramas consecutivos.
- Flujo óptico denso.
- La historia del movimiento en una imagen.
- Extractores de patrones y características.
- Redes neuronales convolucionales para la detección de siluetas humanas.

Estas técnicas fueron evaluadas experimentalmente antes de seleccionar la más apropiada.

Selección del entorno de desarrollo

Una vez seleccionadas las técnicas a implementar para dar solución al problema, se busca la selección del entorno más apropiado para facilitar el trabajo del desarrollo de software. Se tuvo en cuenta parámetros como:

- Código abierto
- Librerías y marcos de trabajo de apoyo en el área de visión artificial.
- Interpretación sencilla, documentación suficiente que garantizara una curva de aprendizaje rápida.

Se tuvieron en cuenta los siguientes lenguajes de programación:

- C++
- Python
- C#

Desarrollo del software de análisis del swing del golf

Para el desarrollar el software se tuvo en consideración los siguientes parámetros:

- La técnica debe tener un equilibrio entre coste computacional y un análisis adecuado del swing.
- En el video solo debe aparecer únicamente la persona que realiza el swing.
- La cámara deber estar ubicada frontalmente al golfista, a una distancia en la que observe el cuerpo completo de la persona que ejecuta el swing.
- El análisis debe ser dividido en dos partes, la primera que comprende las etapas de “*adress*”, “*back swing*” y “*top swing*”, la segunda parte comprendida por las etapas “*down swing*”, “*impact*” y “*follow through*”.
- El algoritmo solo empieza a realizar el análisis cuando el jugador inicia el movimiento.
- El análisis debe finalizar 6 fotogramas después una vez se golpeó la bola.

Resultados

- El software debe proporcionar la información suficiente para realizar un análisis detallado del movimiento mediante tablas y gráficas, que permitan comprar entre varios estilos de swing.
- El software debe ser escalable.

MARCO CONCEPTUAL

Para el desarrollo de software se contó con el apoyo de Mauricio Lozano, un experto en el área que cuenta con una academia de golf y proporcionó las explicaciones necesarias para comprender mejor la naturaleza del movimiento, además proporcionó videos que fueron útiles para testear el algoritmo. También se requirió conocimiento en las siguientes, técnicas, plataformas de desarrollo.

1. Python:

Es un lenguaje de programación interpretado, dinámico, multiplataforma y multiparadigma, ya que soporta orientación de objetos, programación imperativa y además viene con una gran colección de módulos estándar que se pueden utilizar como base de los programas.

2. Swing Golf:

Para abordar la problemática se contó en el equipo con Mauricio Lozano, un experto en el área, que además cuenta con una academia de golf y fue de gran ayuda proporcionando videos realizando el movimiento completo del swing con diferentes palos de golf, además colaboró en la concepción de los conceptos y análisis del swing para determinar un buen o mal movimiento. Para comprender completamente el swing es necesario entender su movimiento por pasos, como se muestra en la siguiente figura.

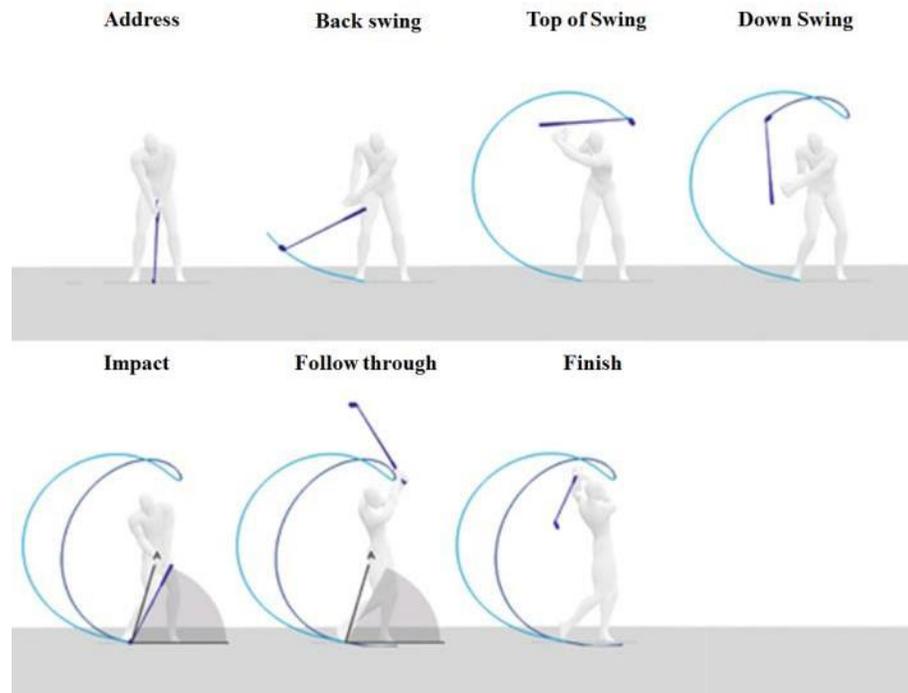


Ilustración 1 Movimiento del swing en 7 pasos. (Young Jin Kim, 2017)

El movimiento se descompone en 7 pasos del cuerpo, el golfista primero coloca el palo frente a la pelota en el sentido que desea darle dirección, luego inicia un movimiento de balanceo en donde se involucran las muñecas, los brazos y hombros hacia arriba con un ángulo de giro, girando también las caderas al rededor del eje del cuerpo hasta llegar a la parte superior con el ángulo de rotación máximo, posteriormente se sueltan los hombros, los brazos y las muñecas y se balancea el paso hacia abajo hasta impactar la pelota, por último el cuerpo continua el movimiento proporcionado por la inercia desacelerando el movimiento hasta darle finalidad.

3. Open-cv:

Es una librería de visión computacional y máquinas de aprendizaje que cuenta con una comunidad de más de 47000 personas y más de 7 millones de descargas, contiene una licencia BSD, lo que permite utilizar, modificar

el código. Es una librería muy usada a nivel comercial en empresas como Google, Yahoo, Microsoft, Intel, IBM, entre otras. ([OpenCV , 2020](#))

4. Tensorflow:

Es un marco de trabajo de código libre dedicado al aprendizaje automático y aprendizaje profundo, cuenta con una gran comunidad al igual que open-cv, así como un ecosistema de múltiples herramientas, librerías que permite impulsar el estado del arte y desplegar diferentes aplicaciones tecnológicas. ([TensorFlow, 2020](#))

5. Aprendizaje profundo:

El aprendizaje profundo permite modelos computacionales que se componen de múltiples capas de procesamiento para aprender representaciones de datos con múltiples niveles de abstracción. Estos métodos tienen mejoras dramáticas en el estado del arte del reconocimiento del habla, reconocimiento de objetos por visión, detección de objetos y muchos otros dominios tales como descubrimiento de drogas y genómica. El aprendizaje profundo tiene la capacidad de descubrir estructuras complejas en grandes conjuntos de datos usando algoritmos de 'propagación hacia atrás' de esa forma es capaz de entender cómo se debe cambiar los parámetros internos de que se utilizan para calcular la salida capa por capa a partir de la representación de la capa anterior. Adicionalmente las redes convolucionales profundas han producido avances en el procesamiento de imágenes, video, habla y audio. (Yann LeCun, 2015)

6. Estimación de pose:

La mejora continua en las redes convolucionales profundas ha permitido que estas arquitecturas evolucionen de realizar tareas clásicas en el área de la visión computacional como la detección y clasificación de objetos a técnicas que permitan detectar figuras humanas. Se basa en una localización 2D de

las articulaciones de la persona en una imagen determinada, es decir coordenadas 'y' y 'x' para que localizan las rodillas, codos, muñecas, etc. En la siguiente imagen se observa cada punto localizado en detalle.

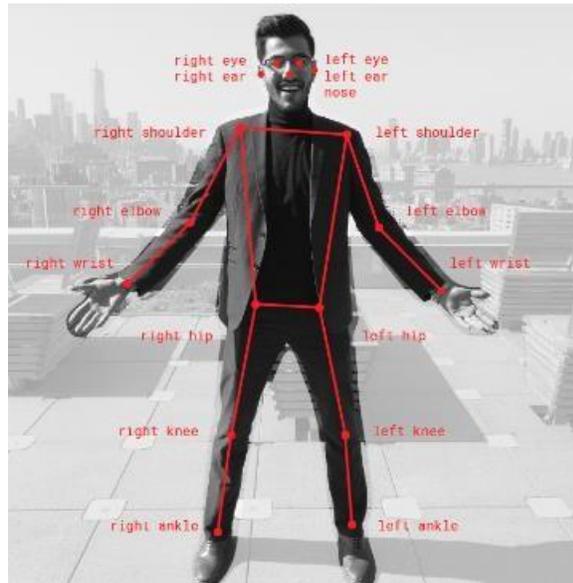


Ilustración 2 Descripción de las articulaciones localizadas por la técnica. (TensorFlow, 2018)

A groso modo el algoritmo realiza la detección en dos fases:

1. Le ingresa una imagen RGB a la red neuronal convolucional
2. El algoritmo decodifica la imagen arrojando los puntos clave de la posición, en donde los puntos clave corresponden a las articulaciones principales del cuerpo humano.

En la siguiente imagen describe visualmente el proceso a un alto nivel que realiza el algoritmo.

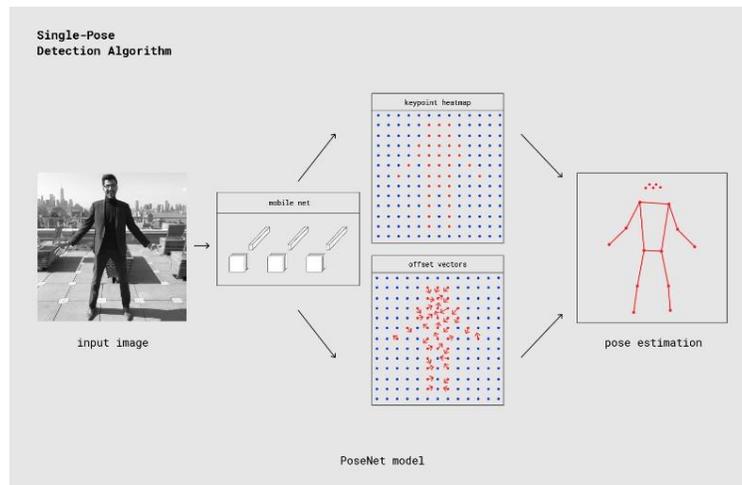


Ilustración 3 Proceso del algoritmo estimación de pose. (TensorFlow, 2018)

7. MobileNet.

MobileNet es un modelo pensado para ser eficiente computacionalmente y se escogió en el desarrollo de este proyecto porque está pensado para escalarse en aplicaciones móviles. Esta arquitectura es de una familia de redes clasificadores de imágenes diseñados para con el fin de hacerlos eficientes en dispositivos móviles, esta red neuronal convolucional es basada en arquitectura simplificada que utiliza convoluciones separables en profundidad para construir un peso ligero profundo.

La velocidad de MobilNet está en que utiliza 3×3 convoluciones separables en profundidad que utiliza entre 8 y 9 veces menos cómputo que las convoluciones estándar con solo una pequeña reducción en la precisión.

De forma sencilla podemos describir a Mobilenet como una red de 28 capas, todas las capas son seguidas por batchnorm y una función de activación Relu a excepción de la capa final que cuenta con una capa Softmax que le permite realizar la clasificación. En la siguiente figura se observa de forma resumida la arquitectura de Mobilenet.

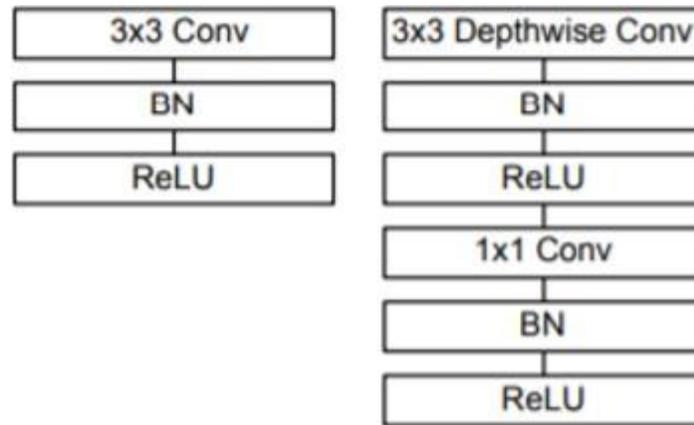


Ilustración 4 Descripción de la arquitectura de MobileNet. (Andre G. Howard, 2017)

En la parte izquierda tenemos: Capa convolucional estándar con Batchnorm y ReLU. En la parte derecha tenemos: convoluciones separables en profundidad y capas seguidas de Batchnorm y ReLU.

DESARROLLO DE ACTIVIDADES

Se planteó el proyecto con el fin de dar apoyo en perfeccionar el swing a las personas que practican Golf. Se planteó el diseño de un modelo que pueda reconocer entre un buen o un mal swing a partir del comportamiento de sus articulaciones. En el desarrollo del proyecto se decidió trabajar con Python, bajo OpenCV y TensorFlow como marcos de trabajo, con el fin de agilizar el desarrollo del software gracias a los apoyos documentales y funcionalidades de este entorno en el área de visión computacional.

Estado del arte

Método espaciotemporal para el reconocimiento de acciones humanas en el espacio canónico:

En este trabajo se entrena un algoritmo mediante aprendizaje supervisado y con una secuencia de video que proporciona acciones diferentes y diferentes actores en

la imagen. Optan por plantillas MVFI como descriptor de características mapeando diferentes puntos en el auto espacio, luego realizan una proyección con PCA y LDA (Transformación canónica) para finalmente clasificar las acciones con máquinas de soporte vectorial. Clasifican acciones como andar y hacer marcha (Gómez Conde, 2011).

Reconocimiento de acciones humanas en caminos vehiculares de zonas urbanas: En este trabajo se analizan escenarios dinámicos para cámaras y objetos, la técnica pretende analizar la mayor cantidad de información en un menor tiempo transcurrido. Maneja los siguientes pasos detección de la silueta humana entre fotogramas consecutivos, segmentación de la silueta humana, extracción de descriptor (Calculando posición, velocidad de cada sección corporal), reconocimiento de acciones humanas (Esquivel, 2016) .

Reconocimiento de acciones en videos de Tenis usando flujo óptico y CRF: Como caso de estudio se utilizan videos de partidos de tenis para la identificación de golpes abordando tres desafíos el tracking, la representación del movimiento del jugador y el reconocimiento de acciones, implementan un algoritmo probabilista discriminativo para el etiquetado de secuencias (José Francisco Manera, 2013).

Comparación y detección de patrones de movimientos en video: En este trabajo de grado se analizan secuencias de video que no buscan determinar un objeto de interés, sino encontrar movimientos específicos, esto proporciona un enfoque particular al tratar de detectar comparar patrones de movimiento de video (Andrés Puerto, 2010).

Selección de marco de trabajo

Se tuvo en cuenta factores como la estabilidad, actualizaciones constantes, documentación suficiente y de código abierto, entre opciones como Pytorch-Human-

Pose, AlphaPose, DensePose con diferentes funcionalidades el marco de trabajo que mejor se adaptó a las necesidades del proyecto fue tf-pose-estimation gracias a su fácil implementación, rápida interpretación, alta compatibilidad con Python y el gran trabajo que tiene desarrollado en estimar la posición de una persona basado en aprendizaje profundo.

Selección del modelo

Con el objetivo de garantizar una correcta proporción entre velocidad de procesamiento y precisión en el análisis, se optó por usar el modelo pre-entrenado MobileNet_thin, es un modelo pre – entrenado de PoseNet con la arquitectura de MobileNet_V2 para la detección de siluetas humanas (TensorFlow, 2020),

La mejora realizada en la versión 2 de MobileNet es basada en una estructura residual invertida donde las conexiones de acceso directo están entre las capas delgadas de cuello de botella. La capa de expansión intermedia utiliza circunvoluciones ligeras en profundidad para filtrar características como una fuente de no linealidad. Además, se encontró que es importante eliminar las no linealidades en las capas estrechas para mantener el poder de representación. Se demostró que esto mejora el rendimiento y proporciona una intuición que condujo a un mejor diseño (MobileNetV2, 2019).

En la siguiente imagen se puede apreciar la mejora significativa de MobileNet versión 2 sobre la versión 1 en materia de precisión vs coste computacional.

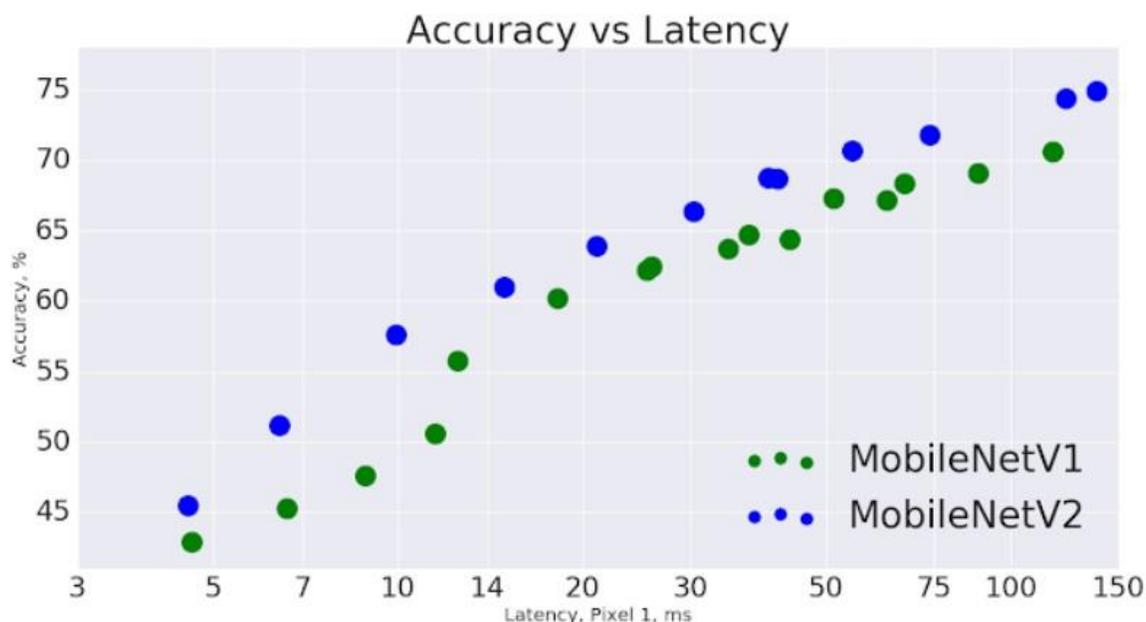


Ilustración 5 Mejora de MobileNet versión 2 con respecto a la versión 1. (Google AI, 2018)

Parámetros definidos

Una vez seleccionado el modelo pre-entrenado se inició con el desarrollo del software teniendo en cuenta los parámetros definidos previamente. El algoritmo fue puesto a prueba con los videos proporcionados por el experto, el sistema se encarga de realizar el análisis del jugador en el video fotograma por fotograma e ir almacenando en una tabla el registro de los ángulos de las articulaciones del jugador, el seguimiento de las articulaciones es proporcionado por el algoritmo de detección de siluetas, para ilustrar el comportamiento del software se extrajeron algunos fotogramas resultado de pasar previamente por el software. En la ilustración 6 observamos al jugador en su totalidad desde una vista frontal en posición inicial, es importante denotar que no hay más personas en el rango de visión de la cámara que puedan interferir en el análisis del software, también se observa como el algoritmo sobrepone la silueta detectada en su cuerpo.



Ilustración 6 Resultado del algoritmo detectando la silueta del jugador en la posición inicial.

En la ilustración 7 podemos observar que una vez el jugador inicia el movimiento para realizar el swing, el algoritmo inicia el análisis (no antes) de los ángulos en cada articulación de su cuerpo, los ángulos están todos medidos desde la horizontal en el sentido contrario de las manecillas del reloj.



Ilustración 7 Resultado del algoritmo realizando el análisis del Swing.

Justo cuando el jugador inicia el movimiento hacia abajo para impactar la bola (Ilustración 10) el algoritmo comienza a registrar la segunda parte del análisis.



Ilustración 10 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa down swing.

la segunda parte del análisis está comprendida por las etapas “*down swing*” (Ilustración 10), “*impact*” (Ilustración 11) y “*follow through*” (Ilustración 12).



Ilustración 11 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa impact swing.



Ilustración 12 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa follow through.

Una vez el jugador impacta la bola el algoritmo realiza el análisis 6 fotogramas más, una vez transcurridos se dejan de registrar los ángulos y se da el análisis por terminado.



Ilustración 13 Resultado del algoritmo realizando el análisis etapa finish swing.

Resultados

El ejemplo proporcionado anteriormente (Ilustración 6 a la ilustración 13) fue realizado con un video tomado a 30 fotogramas por segundo, la persona que ejecuta el swing es Mauricio el experto en golf y está utilizando un palo hierro No. 8. Una vez el algoritmo analiza el video en su totalidad se genere un documento (tabla 1 y 2) con el registro de los ángulos medidos fotograma por fotograma.

En las tablas 1 y 2 observa el registro los primero 16 fotogramas que analizó el algoritmo, fueron en total 13 secciones del cuerpo que fueron analizadas, la letra L y R antes del nombre de la sección del cuerpo hace referencia a "left" y "right".

Tabla 1 Ángulos registrados en el análisis del video

Angle RFibula	Angle RFemur	Angle RTorso	Angle Neck	Angle LTorso	Angle LFemur
90	87.62831356	84.49671872	100.6849124	98.39971209	98.635174
90	89.22786643	82.9849229	105.802514	97.54642602	99.40672847
90	88.33730928	84.61068824	113.0025966	98.05441445	99.63753811
90	88.2935798	84.61068824	119.5114986	98.05441445	99.07081614
90	89.14660066	83.94175879	119.5114986	98.05441445	98.84767842
90	88.2935798	83.94175879	124.1861225	97.89213107	98.47232894

89.16847958	88.2935798	84.49671872	119.5114986	98.05441445	98.47232894
89.18926478	87.29937066	85.95279808	113.0025966	98.71569659	98.2581244
89.16847958	87.37225692	85.28109442	119.5114986	98.71569659	97.44207294
88.33730928	87.37225692	85.18116008	116.348433	98.71569659	96.79565334
88.33730928	86.49825051	85.28109442	122.898839	97.89213107	96.62297391
88.2935798	85.74055192	84.61068824	122.898839	97.2417469	96.79565334
87.44131491	85.74055192	84.06450461	144.7524249	96.45881638	95.95272619
87.50683835	84.61068824	83.54118362	149.5066416	95.7042969	95.38931176
86.67741425	83.71914111	83.54118362	140.8067269	95.59530175	95.38931176
85.74055192	83.88759138	83.03940126	147.7500258	94.88347185	96.28085889

Tabla 2 Ángulos registrados en el análisis del video

Angle LFibula	Angle RForearm	Angle RArm	Angle Shoulders	Angle LArm	Angle LForearm	Angle Between Forearm
95.9527261	92.161049	93.2397003	177.2663318	80.95452658	76.01464087	16.14643862
96.1124086	88.818187	90	171.6249502	77.24246784	70.98888052	17.89293135
96.1124086	82.8063708	86.64883628	162.6843645	72.65658884	65.15011772	17.68051936
96.7956533	77.2446784	81.65140497	153.5783672	66.99740341	59.14234664	18.1001212
96.1124086	69.7382076	78.91412809	147.0657305	61.48051001	52.10631058	17.63181019
96.1124082	59.064067	76.53257646	138.5447665	52.61471194	44.69278697	14.37151974
96.1124062	48.9497269	72.84203955	138.5447665	45.72984306	32.45636035	16.49340234
96.2808589	33.5244725	72.07619218	129.6990735	40.07289005	25.06300306	8.461470188
96.2808589	23.8294498	66.23843053	127.5312561	31.5704236	16.40677215	7.422677331
96.1124862	4.39235585	57.10116099	132.807199	26.32006804	353.4975743	10.89478109
96.2808589	338.123919	53.49103693	125.2812078	13.6948317	342.4907552	-4.366963321
96.1124062	318.544765	40.07289005	117.4233507	0	327.2823276	-8.737561126
96.11240862	314.350212	35.24757506	100.6849124	349.9811254	310.3331416	4.020879557
95.9527619	303.149752	21.43460413	94.9769175	344.0952971	302.898839	0.250536162
95.2447808	294.36253	16.40677215	96.91583919	333.5783672	299.5114986	-5.149045542
93.5017449	292.014175	14.66693631	90	327.9171527	295.8815114	-3.867403942

Con el registro de ángulos anteriores se tiene la información necesaria para realizar el análisis de cada ángulo, en las siguientes ilustraciones (ilustración14 a la ilustración 27) corresponden a las gráficas de cada articulación y sección del cuerpo analizados. Esto nos proporciona la apreciación de cómo es el comportamiento de estas partes del cuerpo de un profesional del golf ejecutando el swing con palo hierro No 8.

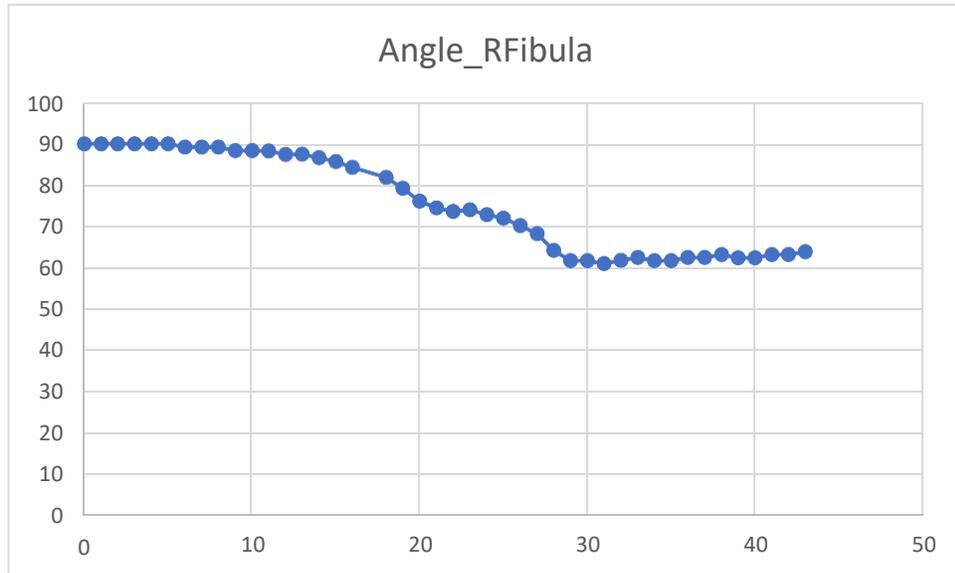


Ilustración 14 Comportamiento del ángulo que forma el peroné derecho.

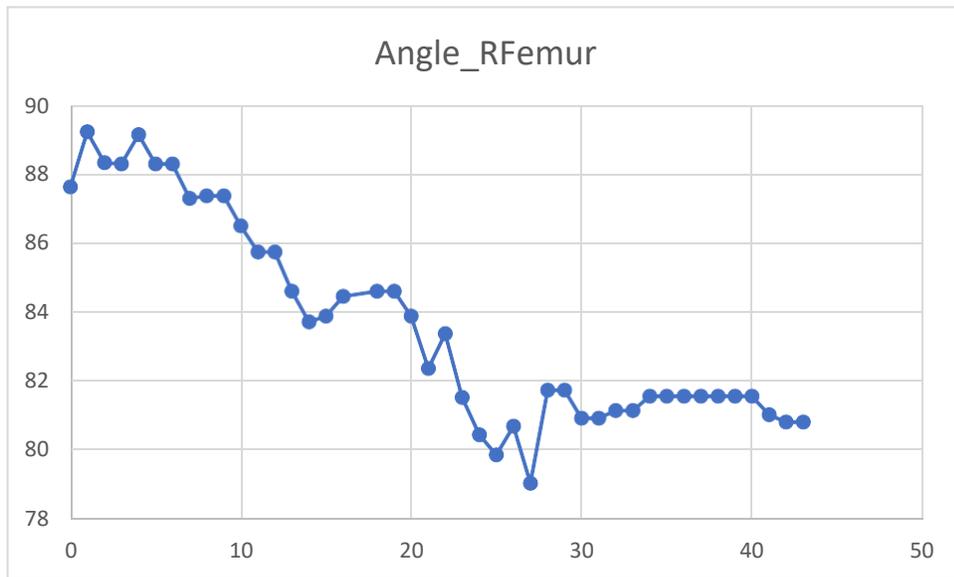


Ilustración 15 Comportamiento del ángulo que forma el fémur derecho.

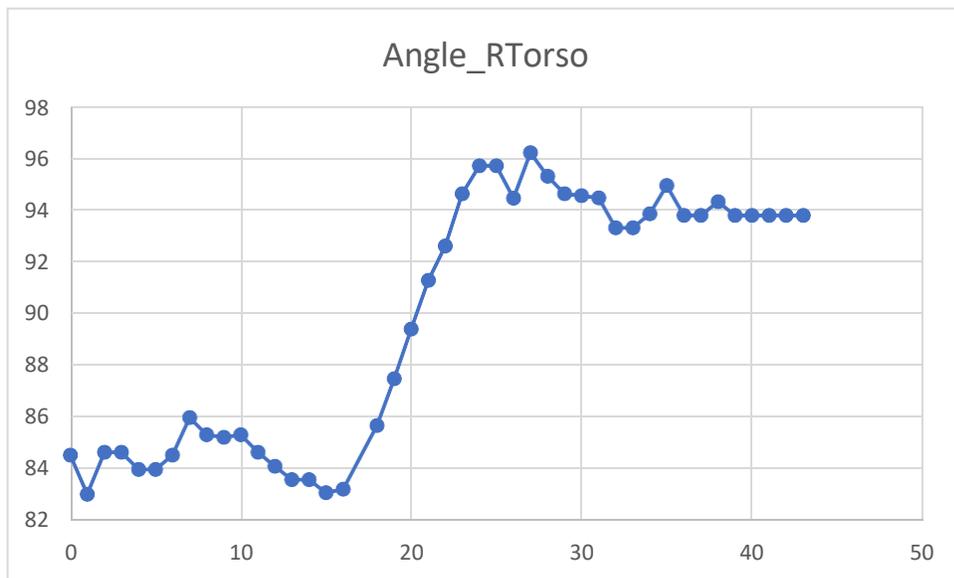


Ilustración 16 Comportamiento del ángulo que forma el torso en el costado derecho.

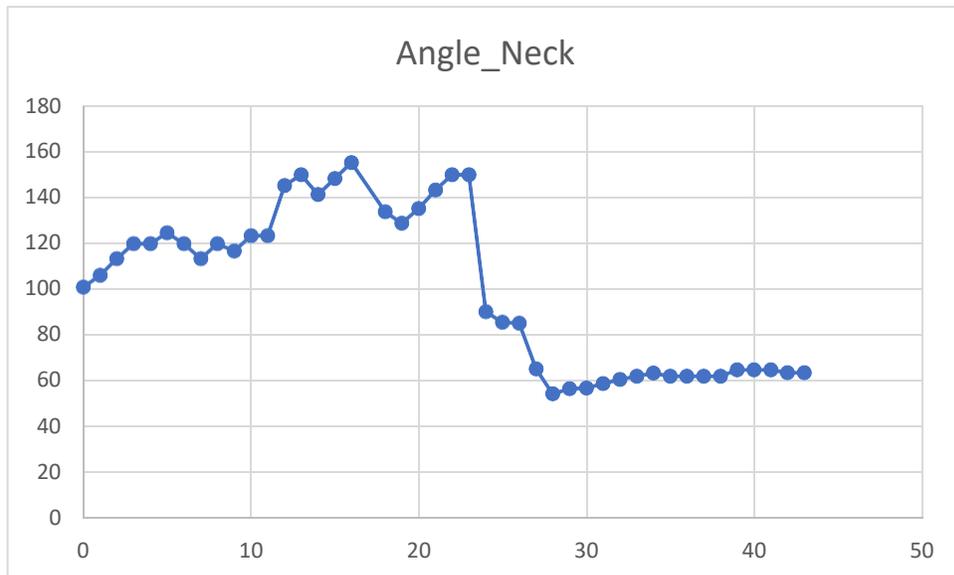


Ilustración 17 Comportamiento del ángulo que forma el cuello.

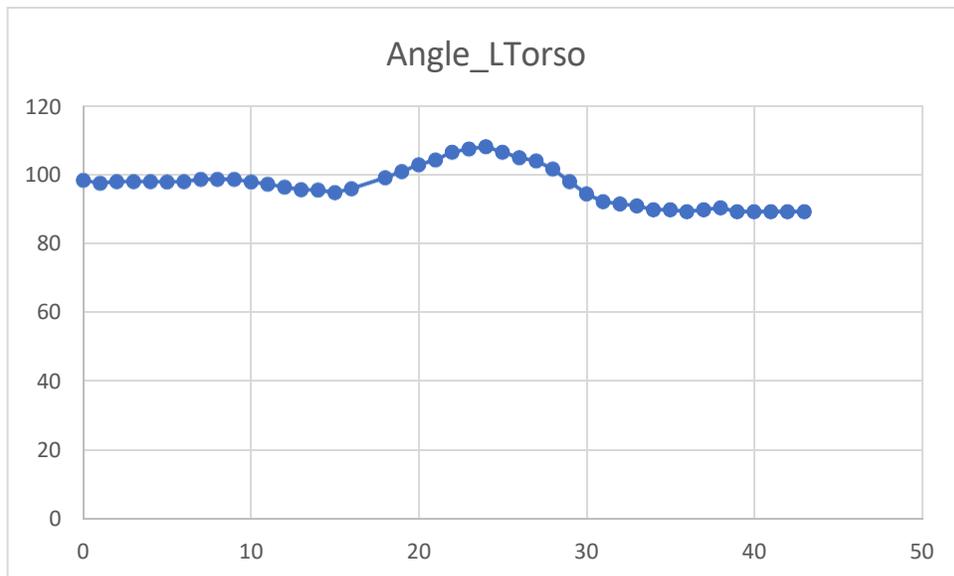


Ilustración 18 Comportamiento del ángulo que forma el torso en el costado izquierdo.

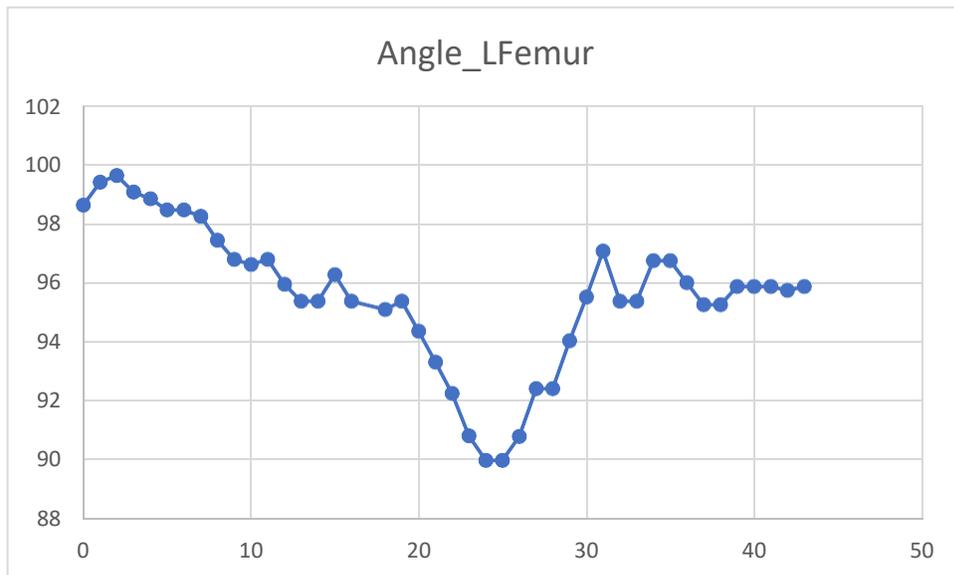


Ilustración 19 Comportamiento del ángulo que forma el fémur izquierdo.

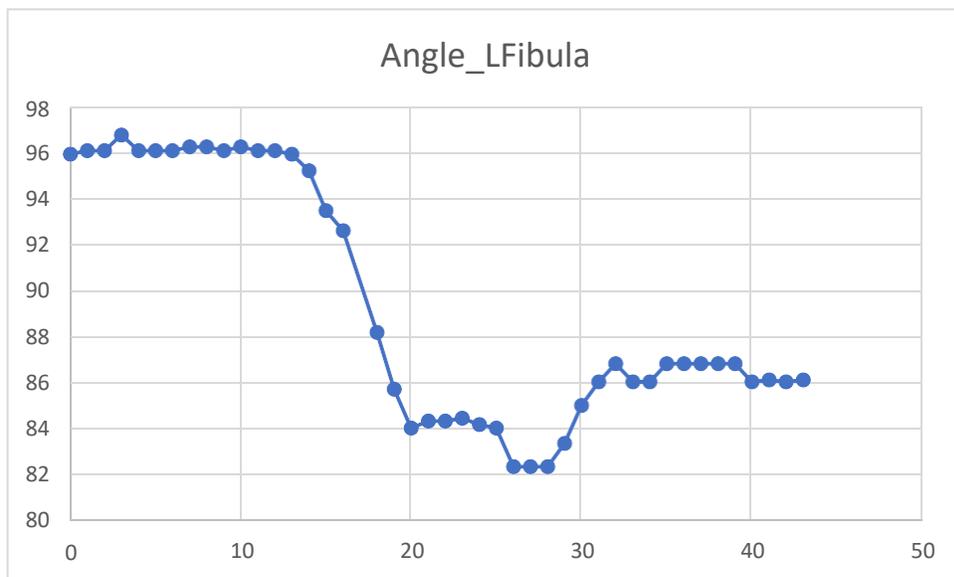


Ilustración 20 Comportamiento del ángulo que forma el peroné izquierdo.

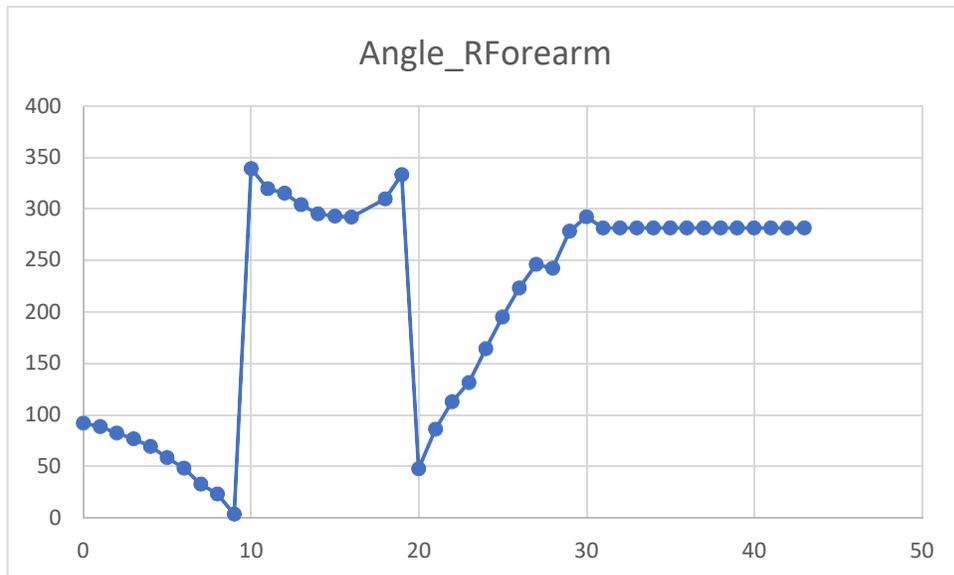


Ilustración 21 Comportamiento del ángulo que forma el antebrazo derecho.

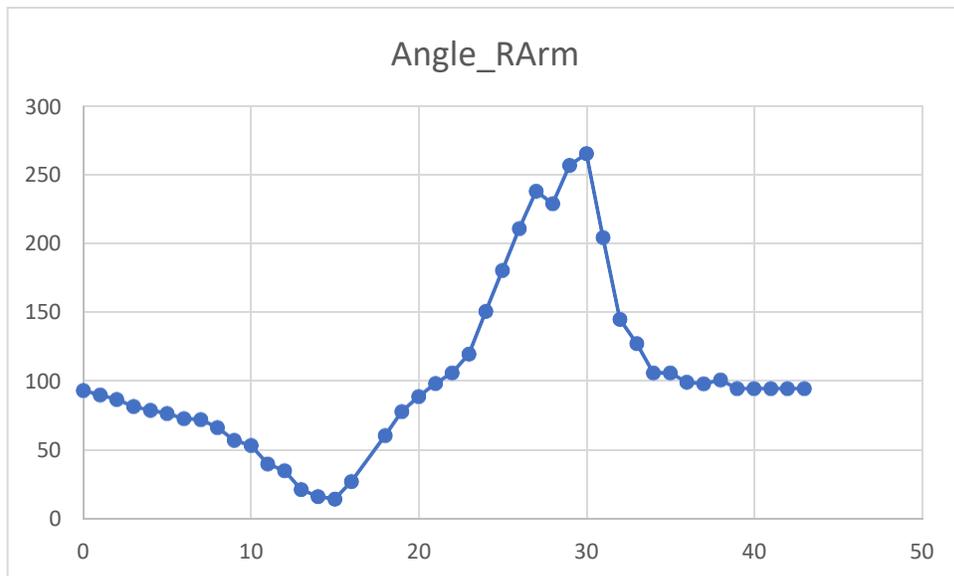


Ilustración 22 Comportamiento del ángulo que forma el brazo derecho.

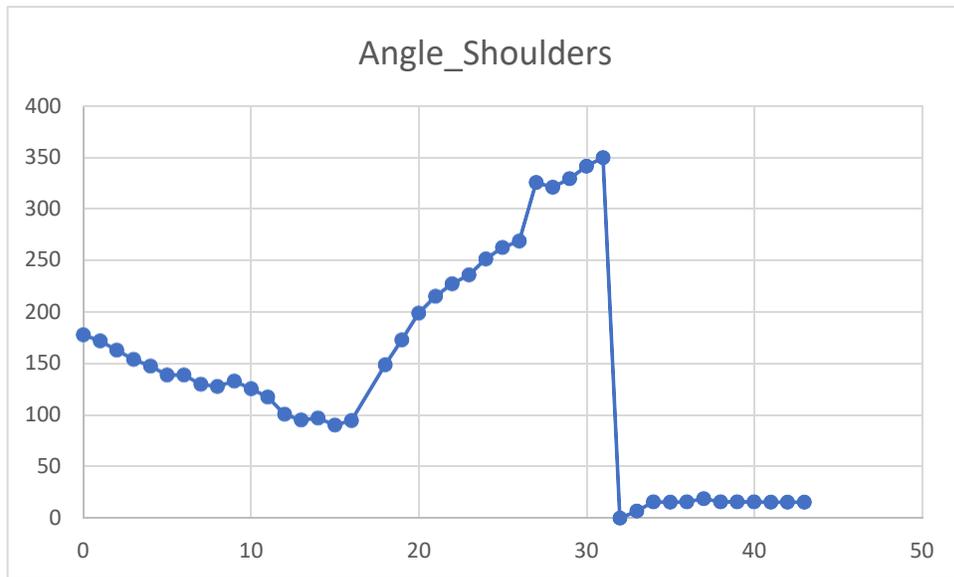


Ilustración 23 Comportamiento del ángulo que forman los hombros.

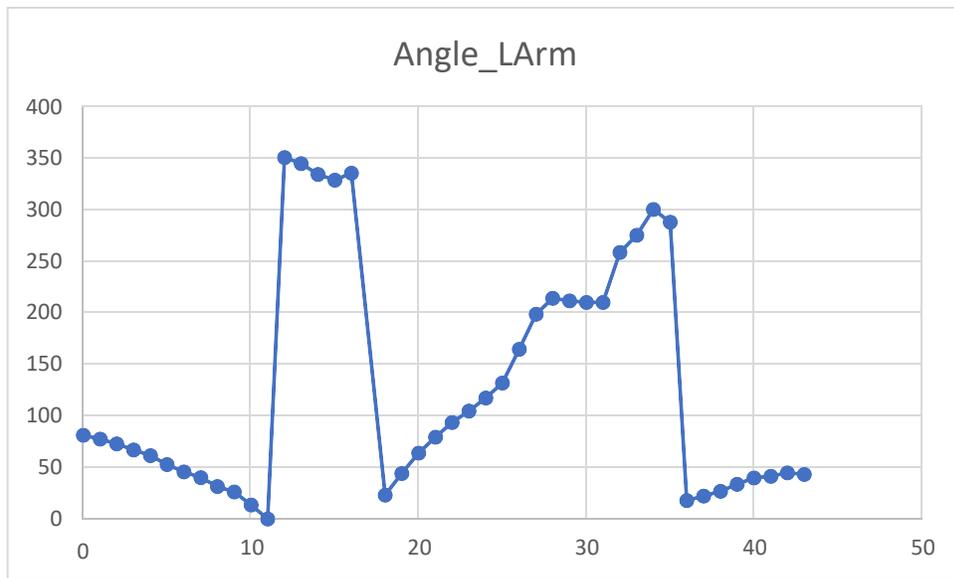


Ilustración 24 Comportamiento del ángulo que forma el brazo izquierdo.

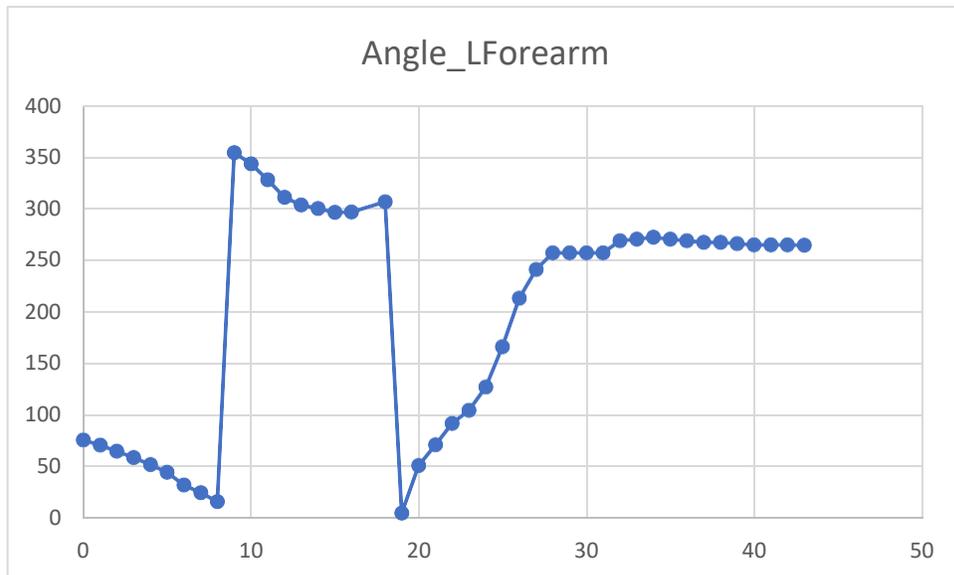


Ilustración 25 Comportamiento del ángulo que forma el antebrazo izquierdo.

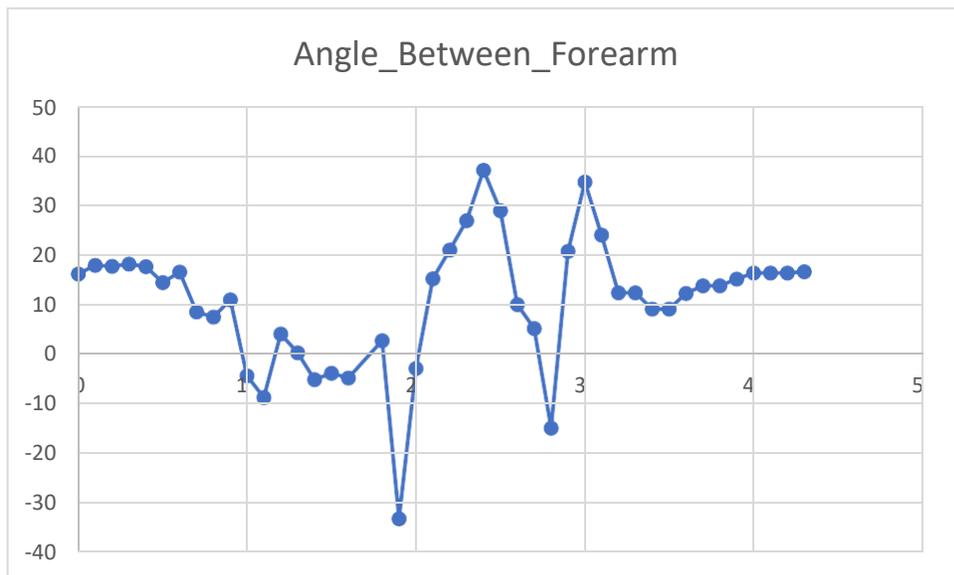


Ilustración 26 Comportamiento del ángulo que forman los dos antebrazos.

CONCLUSIONES

El reconocimiento de acciones es uno de los retos más importantes de la inteligencia artificial, gracias a los continuos avances en esta área el estado de arte posee una alta precisión en la detección de personas y el reconocimiento de sus poses que facilitan y abren paso a la creación de trabajos innovadores.

Fue muy importante la participación de Mauricio como experto en Golf, porque facilita la comprensión del problema y proporciona otros puntos de vista para desarrollar una solución conveniente.

Fue posible ofrecer un buen desempeño en la empresa Grupo Bernier gracias a las bases obtenidas en la universidad en las áreas de inteligencia artificial y sistemas inteligentes, ambos cursos sentaron las bases y me permitieron tener un panorama abierto y estar dispuesto a validar los conceptos aprendidos y a aprender los necesarios para crecer profesionalmente. Por otro la empresa brindó un apoyo duradero, estimuló una comunicación constante de ideas y el proceso creativo necesario para obtener unos resultados aceptables.

RECOMENDACIONES

En la empresa se propusieron las siguientes actividades futuras que permitan lanzar el software al mercado y garanticen un mayor éxito.

Recopilar suficientes bases de datos de diferentes jugadores profesionales de golf realizando el swing con diferentes palos, para una base de datos de análisis con la que pueden compararse personas novatas.

Diseñar un módulo que permita integrar análisis del movimiento de golf desde diferentes ángulos y proporciona un análisis más completo.

Entrenar una arquitectura de detección de poses humanas que también haga detección del palo de golf y así obtener información de su arco de movimiento.

Proporcionar al usuario una imagen con la trayectoria de las articulaciones para lograr una explicación más amigable de como se está comportando a lo largo del movimiento (Anexos).

Integrar el software de análisis con una aplicación de celular para hacerlo accesible a cualquier persona con un smartphone.

ANEXOS

En las siguientes ilustraciones se muestra la trayectoria que tienen cada articulación comprendida en las dos partes del swing descritas anteriormente. Ambos videos fueron tomados a 30 fps y el swing fue realizado por Mauricio con un palo hierro No. 8.

La primera parte comprendida por: “*adress*” (Ilustración 6), “*back swing*” (Ilustración 8) y “*top swing*” (Ilustración 9), muestra el seguimiento de las articulaciones fotograma por fotograma (ilustraciones 27 y 29) hasta completar los tres primeros pasos.

La segunda parte comprendida por: “*down swing*” (Ilustración 10), “*impact*” (Ilustración 11) y “*follow through*” (Ilustración 12), muestra el seguimiento de las articulaciones fotograma por fotograma (ilustraciones 28 y 30) tomados desde el “*top swing*” hasta completar el movimiento.



Ilustración 27 Seguimiento de articulaciones en la primera parte del swing.



Ilustración 28 Seguimiento de articulaciones en la segunda parte del swing



Ilustración 29 Seguimiento de articulaciones en la primera parte del swing



Ilustración 30 Seguimiento de articulaciones en la segunda parte del swing

BIBLIOGRAFÍA

- Andre G. Howard, M. Z. (2017). MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision. *arXiv:1704.04861*, 1-8.
- Andrés Puerto, J. G. (2010). *Comparación y detección de patrones de movimiento en video*. Bogotá.
- Esquivel, A. O. (2016). *Reconocimiento de acciones humanas en caminos vehiculares de zonas urbanas*. Mexico.
- Gómez Conde, D. O. (2011). Método espaciotemporal para el reconocimiento de acciones humanas en el espacio canónico. *Risti - Libérica de sistemas y tecnologías de información*, 1-14.
- Google AI. (3 de Abril de 2018). *MobileNetV2: The Next Generation of On-Device Computer Vision Networks*. Obtenido de MobileNetV2: The Next Generation of On-Device Computer Vision Networks:
<https://ai.googleblog.com/2018/04/mobilenetv2-next-generation-of-on.html>
- José Francisco Manera, J. V. (2013). Reconocimiento de acciones en videos de tenis usando flujo óptico y CRF. *XV workshop de investigadores en ciencias de la computación*, 249-253.
- OpenCV . (5 de Enero de 2020). *Open Source Computer Vision*. Obtenido de Open Source Computer Vision:
https://docs.opencv.org/master/d9/df8/tutorial_root.html
- TensorFlow. (7 de Mayo de 2018). *Real-time Human Pose Estimation in the Browser with TensorFlow.js*. Obtenido de Real-time Human Pose Estimation in the Browser with TensorFlow.js: <https://medium.com/tensorflow/real-time-human-pose-estimation-in-the-browser-with-tensorflow-js-7dd0bc881cd5>
- TensorFlow. (5 de Enero de 2020). *Open Source Machine Learning Platform*. Obtenido de Open Source Machine Learning Platform:
<https://www.tensorflow.org/>
- TensorFlow. (5 de Enero de 2020). *Pose Detection in the Browser: PoseNet Model*. Obtenido de Pose Detection in the Browser: PoseNet Model:
<https://github.com/tensorflow/tfjs-models/tree/master/posenet>
- Yann LeCun, Y. B. (2015). Deep Learning. *Nature*, 436-444.
- Young Jin Kim, K. D. (2017). Golf Swing Analysis System With a Dual Band and Motion Analysis Algorithm. *IEEE* , 309-317.