



**LOS LIBERTADORES**  
FUNDACIÓN UNIVERSITARIA

**ALGORITMO DE MACHINE LEARNING PARA DETECTAR MOVIMIENTOS  
TÉCNICOS EN EL JUEGO DE TENIS DE CAMPO, COMO EL REVÉS, DERECHA  
Y SAQUE**

**YESID RAMIRO ARRIETA  
ALEJANDRO RIVERA YEMAYUZA**

**FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES  
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS BÁSICAS  
PROGRAMA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS  
BOGOTÁ, D. C.  
AGOSTO 2019**

**ALGORITMO DE MACHINE LEARNING PARA DETECTAR MOVIMIENTOS  
TÉCNICOS EN EL JUEGO DE TENIS DE CAMPO, COMO EL REVÉS, DERECHA  
Y SAQUE**

**YESID RAMIRO ARRIETA  
ALEJANDRO RIVERA YEMAYUZA**

**PROYECTO DE GRADO PARA OPTAR POR EL TITULO DE INGENIERO DE  
SISTEMAS**

**TUTORA,  
LUCY NOHEMY MEDINA VELANDIA**

**FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES  
FACULTAD DE INGENIERÍAS  
PROGRAMA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS  
BOGOTÁ, D. C.  
AGOSTO 2019**

Nota de aceptación

---

---

---

---

---

Firma del presidente del jurado

---

Firma del jurado

---

Firma del jurado

Bogotá D.C. \_\_de\_\_ 2019

## **DEDICATORIA**

Este trabajo de grado es dedicado especialmente a mis padres, quienes estuvieron en todo mi proceso académico, apoyándome día a día; me han acompañado y aconsejado en cada paso, guiándome por el camino correcto para lograr mis objetivos, sobre todo para culminar esta etapa tan importante.

Por último, quiero dedicar este logro a mi novia, quien siempre estuvo incondicionalmente dándome su voz de aliento para nunca desistir en este largo camino.

***Yesid Arrieta.***

Este trabajo de grado es dedicado especialmente a mi madre que siempre estuvo junto a mí en este proceso, guiándome, apoyándome y, sobre todo, brindándome su afecto en los momentos en que más lo necesité.

***Alejandro Rivera.***

## **AGRADECIMIENTOS**

Principalmente le doy gracias a Dios por permitirme estar siempre fuerte y constante, además de darme la sabiduría necesaria para enfrentarme a este gran reto.

Además, agradezco al señor Alexander Giraldo, gerente de la empresa donde trabajo, quien gracias a su apoyo día a día me permitió avanzar técnicamente, así como también su soporte como persona.

De igual manera, agradezco a la profesora y tutora Lucy Nohemy Medina por su gran apoyo, comprensión y paciencia, quien con sus conocimientos, experiencia y motivación me permitió culminar esta etapa.

A mi compañero Alejandro Rivera quien con su ayuda nada de esto hubiera sucedido.

Finalmente, a toda mi familia y mi novia quienes siempre estuvieron atentos en cada paso del camino, que con grandes esfuerzos, dedicación y consejos, han hecho que cada día me sienta más orgulloso de ellos.

***Yesid Arrieta.***

Agradezco a mi madre por dejarme sabias enseñanzas que forjaron mi personalidad y carácter. Además, agradezco a mi pareja quien me apoyó de forma incondicional ante las adversidades. Gracias a ellas, por entender que el tiempo que no compartimos juntos debido a que me encontraba trabajando por esta meta, siempre estuvieron en mi mente haciéndome un hombre perseverante y dedicado. Este logro es nuestro. Gracias.

***Alejandro Rivera.***

## TABLA DE CONTENIDO

1. Resumen.....	10
1.1. Abstract .....	10
2. Introducción .....	10
3. Definición del problema .....	11
4. Objetivos .....	11
4.1. Objetivo General .....	11
4.2. Objetivos Específicos.....	12
5. Justificación .....	12
6. Marco referencial .....	12
6.1. Marco teórico .....	12
6.1.1. Historia del tenis .....	12
6.1.2. Detección de objetos .....	13
6.1.3. Viola-Jones Object Detection Framework.....	13
6.1.4. Antecedentes de reconocimiento de movimientos en el tenis .....	14
6.1.5. Machine Learning .....	15
6.1.6. Algoritmos de Machine Learning .....	15
6.1.7. Red neuronal .....	15
6.1.8. Redes neuronales Convolucionales.....	15
6.1.9. Entrenamiento de un modelo de red neuronal .....	16
6.2. Software a utilizar .....	16
6.2.1. Lenguaje de programación.....	16
6.2.2. Framework .....	17
6.2.3. Algoritmos de reconocimiento.....	18
6.2.4. Base de datos.....	18
6.2.5. Rama de Inteligencia Artificial .....	19
6.3. Marco Conceptual .....	20
6.3.1. Aspectos básicos del tenis.....	20
6.3.2. Tipos de golpes en el tenis de campo.....	22
6.3.3. Tipos de raquetas para el tenis de campo.....	23
6.3.4. Image segmentation .....	25
6.3.5. Reconocimiento de patrones .....	25
6.3.6. Overfitting.....	26
6.4. Marco legal .....	26

6.4.1. Creative Commons.....	26
Licencia Pública General de GNU.....	26
7. Diseño metodológico .....	27
7.1. Tipo de investigación.....	27
7.2. Metodología de gestión del proyecto.....	27
7.3. Fases del proyecto.....	27
7.3.1. Fase 1 Inicio.....	27
7.3.2. Fase 2 Planificación .....	28
7.3.3. Fase 3 Ejecución .....	28
7.3.4. Fase 4 Monitoreo y control.....	28
7.4. Procedimientos, herramientas y técnicas para la recolección de información.....	28
7.5. Metodología de desarrollo del software.....	29
7.5.1. Metodología de desarrollo. ....	29
8. Alcance del proyecto.....	30
9. Desarrollo del proyecto.....	30
9.1. Fase 1: Determinar Objetivos .....	30
9.1.1. Requerimientos Funcionales.....	30
9.1.2. Requerimientos No Funcionales .....	31
9.1.3. Diagrama de caso de usos .....	32
9.1.4. Diagrama relacional .....	34
9.1.5. Diagrama de secuencia .....	35
9.1.6. Diagrama de Actividades.....	36
9.2. Fase 2 (Análisis del riesgo).....	38
9.2.1. Overfitting (sobre entrenamiento).....	38
9.2.2. Calidad de imágenes .....	39
9.2.3. Clasificación de imágenes.....	39
9.2.4. Posición de los jugadores.....	39
9.2.5. Movimientos no identificados.....	39
9.3. Fase 3 (Proceso de desarrollo) .....	39
9.3.1. Descarga de imágenes.....	39
9.3.2. Clasificación de imágenes.....	41
9.3.3. Script de generación coordenadas con clases .....	42
9.3.4. Preparación de entorno de desarrollo.....	43
9.3.5. Ejecución de casos de pruebas .....	43
9.3.6. Caso 1: Validación de entrada de formulario .....	43
9.3.7. Caso 2: Validación de consulta de históricos .....	44
9.3.8. Caso 3: Validación de cargue de video.....	44

9.3.9. Caso 4: Validación de golpe Derecha.....	45
9.3.10. Caso 5: Validación de golpe revés.....	45
9.3.11. Caso 5: Validación de golpe servicio.....	46
9.4. Fase 4 (Planificación) .....	47
9.4.1. Problema de Generalización .....	47
9.4.2. Solución del problema .....	47
9.4.3. Resultado Posterior .....	47
10. Análisis y resultados .....	47
11. Conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros .....	48
11.1. Conclusiones .....	48
12. Referencias.....	49

## Índice de Ilustraciones

Ilustración 1: Dimensiones Oficiales de la Cancha de Tenis. (s.f.). .....	20
Ilustración 2: Tipos de pelotas de tenisCosas De Tenis. (2019). .....	21
Ilustración 3: Partes de una raqueta de tenis (2019). .....	22
Ilustración 4: Golpe de derecha. Robledo Tenis Club (2018). .....	23
Ilustración 5: Golpe de revés. Tenis Gaucho (2007). .....	23
Ilustración 6: Golpe de saque. Bison Fuerza (2015). .....	23
Ilustración 7: Tipos de raqueta. Ertheo (2019). .....	24
Ilustración 8: Características de una raqueta de tenis. (s.f.).....	26
Ilustración 9: Ejemplo de etiquetado. Redmon, 2019. ....	28
Ilustración 10: Diagrama de caso de uso general.....	33
Ilustración 11: Diagrama relacional.....	35
Ilustración 12: Diagrama de secuencia Ingresar vídeo. ....	35
Ilustración 13: Diagrama de secuencia Consultar histórico.....	36
Ilustración 14: Diagrama de actividades procesar video. ....	37
Ilustración 15: Diagrama de actividades consultar histórico. ....	38
Ilustración 16: Descarga de imagen de golpe de Derecha. ....	40
Ilustración 17: Descarga de imagen de golpe de Revés.....	40
Ilustración 18: Descarga de imagen de golpe de Servicio. ....	41
Ilustración 19: Captura de pantalla de la herramienta BBoxLabel. (Github) 2017. ....	42
Ilustración 20: Registro de formulario.....	43
Ilustración 21: Adjuntar video. ....	44
Ilustración 22: Consulta de histórico. ....	44
Ilustración 23: Procesar video.....	45
Ilustración 24: Golpe de derecha. ....	45

Ilustración 25: Golpe de revés. ....	46
Ilustración 26: Golpe Servicio. ....	46

### **Índice de Tablas**

Tabla 1: Comparación lenguajes de programación.....	17
Tabla 2: Comparación frameworks.....	18
Tabla 3: Comparación algoritmos.....	18
Tabla 4: Comparación gestores de bases de datos. ....	19
Tabla 5: Comparación ramas de la inteligencia artificial. ....	20
Tabla 6: Metodologías de desarrollo.....	30
Tabla 7: Caso de uso ingresar video. ....	34
Tabla 8: Caso de uso consulta histórico.....	34

# 1. Resumen

Mediante este proyecto se realizó un software para la detección de movimientos técnicos en el deporte del tenis de campo, el objetivo era reconocer los golpes de tipo revés, derecha y saque con el fin de automatizar el conteo de estos mismos dentro de un fragmento de un partido de tenis. Además, se generó una estadística final totalizando la cantidad de golpes realizados por un jugador. El software se apoyó en Machine Learning por medio de la utilización de redes neuronales convolucionales.

Se concluyó que es posible crear un software que pueda contabilizar dichos golpes, debido a que al realizar las pruebas, se pudo detectar de forma correcta cada uno los golpes. Es necesario tener en cuenta que existen muchos factores externos que pueden afectar la precisión de la estadística, para contrarrestar estos efectos es necesaria la inclusión de nuevas clases y objetos en la detección.

## 1.1. Abstract

Through this project a software for the detection of technical movements in the sport of field tennis was made, the objective was to recognize the blows of the reverse, right and take-off type in order to automate their counting within a fragment of a tennis match. In addition, a final statistic was generated, totaling the number of hits made by a player. The software relied on Machine Learning through the use of convolutional neural networks.

It was concluded that it is possible to create software that can account for such hits, because when performing the tests, each hit could be detected correctly. It is necessary to take into account that there are many external factors that can affect the accuracy of statistics, to counteract these effects it is necessary to include new classes and objects in the detection.

# 2. Introducción

El presente proyecto de investigación, se refiere al reconocimiento de tipos de golpes en el deporte del tenis de campo, dicho reconocimiento se realizó por medio de una de las ramas de la inteligencia artificial que es denominada “*Machine Learning*”. El aprendizaje fue de tipo supervisado y se empleó el algoritmo llamado Red neuronal convolucional, que requiere como parámetros de entrada cada uno de los píxeles que componen una imagen.

El reconocimiento de los movimientos técnicos en el juego de tenis de campo, como el revés, derecha y saque sería de vital importancia para obtener estadísticas que no dependan de procesos manuales, por lo general, una persona observa un partido de tenis de campo y recoge la información en papel o un archivo, cuando el partido se encuentra pausado, los datos son entregados al narrador del partido para que este los pueda compartir con el público que sigue el encuentro; el factor humano generalmente afecta los resultados y la calidad de los datos, puesto que un principiante, una persona que se cruce despistada o alguien que no conoce mucho del deporte podría asignar los valores erróneos en cualquier momento del partido y no se podrá contar con información seria, veraz y confiable.

El interés principal es profundizar e indagar cómo es la implementación del Machine Learning y el uso de algoritmos, como son las redes neuronales como parte de las nuevas tecnologías que surgen día a día, lo anterior, con el fin de innovar y crear nuevos productos que estén a la vanguardia.

Por medio de la metodología PMBOK se desarrolló la parte administrativa del proyecto para poder cumplir con los objetivos pactados, debido a que cuenta con las fases adecuadas para desarrollar y contemplar cualquier tipo de inconveniente en la investigación.

El objetivo principal del proyecto es reconocer los golpes que se ejecutan en el deporte del tenis de campo como Drive, Revés y Servicio, con el uso de algoritmos que reconozcan imágenes y así poder generar estadísticas con el total de los golpes realizados por un tenista.

En el marco referencial se abordan tres aspectos importantes, el primero hace referencia a las teorías que apoyan esta investigación, la segunda contiene citadas todas las definiciones y conceptos que se manejaron a lo largo del desarrollo del proyecto, además podrá dar un contexto más claro al lector. Por último, en el marco legal se determinó la normatividad que compete al desarrollo del proyecto.

En el desarrollo del proyecto se definió y se describió el paso a paso del desarrollo del software, aplicando la metodología de desarrollo “Espiral”, en el cual se desarrollaron varias iteraciones hasta llegar al resultado deseado.

Al final del documento se entrega un amplio análisis de los resultados obtenidos y las conclusiones más relevantes y necesarias para los posibles trabajos a futuro.

### **3. Definición del problema**

Se evidencia que en los deportes y puntualmente en Colombia no existe un sistema que pueda monitorear y controlar los diferentes movimientos, jugadas o acciones que se presentan durante el juego de algún deporte.

En el tenis de campo no se tiene ninguna herramienta sistematizada que pueda determinar qué tipo de golpe se le está dando a la pelota con una raqueta y que además está entregue el conteo de la cantidad de golpes y tipo de golpe que un deportista del tenis realiza en determinado momento.

En la actualidad un comentarista de tenis determina, por ejemplo, cuántos revés, drives y saques realizó un jugador durante el partido, pero depende de su memoria, de un conteo manual o de sus notas; esto vuelve su tarea mucho más tediosa y hace que los datos que se muestran tiendan a tener un mayor margen de error (Bialik, 2014).

### **4. Objetivos**

#### **4.1. Objetivo General**

Reconocer por medio de un sistema inteligente los golpes que se ejecutan en el deporte del tenis de campo como Drive, Revés y Servicio, a través de algoritmos para el reconocimiento de imágenes por medio de Machine Learning, con el fin de entregar datos estadísticos acerca del total de los golpes realizados en el encuentro.

## **4.2. Objetivos Específicos**

- Realizar el proceso de clasificación, análisis y segmentación de videos capturados para determinar los golpes utilizados por los tenistas.
- Desarrollar los algoritmos de Machine Learning necesarios para que tengan la capacidad de aprender a reconocer e identificar el drive, el revés y el servicio en el juego de tenis de campo.
- Entrenar un modelo de Machine Learning que pueda detectar los golpes almacenados en un video que realiza un tenista.
- Mostrar un conteo de los golpes, tales como el Drive, Revés y Saque que ejecuta un deportista tomando como fuente un video.

## **5. Justificación**

En la actualidad el deporte colombiano cuenta con un gran reconocimiento en Latinoamérica por el acompañamiento de la tecnología en el mejoramiento de las prácticas deportivas (Coldeportes. 2006). Existe una gran acogida por parte del sector médico y psicológico, puesto que ayuda en gran parte a hacer mediciones, diagnósticos y dar tratamiento a los deportistas, pero se carece del manejo y aprovechamiento de datos, que es vital para reconocer las áreas específicas en las cuales puede existir un desarrollo que marque la diferencia con respecto a lo que se trabaja convencionalmente en otros países.

Poder obtener datos de forma masiva no solo de encuentros oficiales, sino, también de entrenamientos ofrece ventajas al deportista y a su grupo técnico, a la hora de evaluar el rendimiento y margen de mejora en los aspectos que son más representativos.

Es por ello que surge la necesidad de realizar los primeros pasos para la realización de un sistema inteligente y autónomo que pueda identificar la actividad del deportista y cuantificar de forma segura la cantidad de acciones realizadas.

## **6. Marco referencial**

### **6.1. Marco teórico**

#### **6.1.1. Historia del tenis**

##### **6.1.1.1. Tenis en el mundo**

La ATP (Asociación de Tenistas Profesionales) es el organismo directivo del circuito masculino de tenis profesional a nivel mundial. El circuito tiene 66 torneos en 32 países que reparten entre 20 millones y 325.000 dólares en premios. La ATP también organiza los Torneos Challenger, donde muchos de los jóvenes jugadores ganan sus primeros partidos y torneos. Cada año se organizan alrededor de 90 eventos a nivel mundial y sus premios en metálico varían entre 50.000 y 125.000 dólares.

Los puntos se consiguen en función de la categoría del torneo y la posición resultante en él. Los torneos más valorados son los cuatro Grand Slams, seguido de la Barclays ATP World Tour Finals y las ATP Máster Series. (Tenis de campo - EcuRed, 2018).

En cuanto al tenis femenino la WTA (Asociación Femenina de Tenis) (en inglés, Women's Tennis Association), es la organización que rige los torneos y el circuito profesional del tenis femenino a nivel mundial. A modo comparativo, la WTA es al tenis femenino lo que la ATP al tenis masculino. La Asociación organiza el calendario y designa las sedes oficiales de los torneos del circuito femenino, también llamado como WTA Tour.

#### **6.1.1.2. Tenis en Colombia**

Hacia el año 1900 Álvaro Uribe Cordovez propulsor del golf y el polo en el país, fue también el gestor del desarrollo del deporte blanco. Después de recorrer el Viejo Continente, aprendió la técnica del juego, regresó cargado de ilusiones y trajo en su equipaje un manual de reglas y un moderno “equipo” colgado en el brazo, con red, raquetas y bolas. A partir de allí se tejió la historia del tenis entre los hijos y los primos de don Álvaro. Desde Bogotá, hacia otras regiones del país, se fue difundiendo su práctica hasta lograr, con la construcción de las primeras canchas, un auge tenístico alimentado por el entusiasmo de jóvenes y adultos. ("Historia - Fedecoltenis: Federación Colombiana de Tenis", 2018).

Actualmente, en los torneos de que se disputan Colombia, no manejan ningún tipo de tecnología para el conteo de los golpes ejecutados por un deportista, por lo cual estos datos son obtenidos manualmente, bien sea por el cuerpo técnico que dirige al tenista o los periodistas que presenciaron el partido. Este conteo manual tiende a tener un gran margen de error y puede presentarse pérdida de la información.

#### **6.1.2. Detección de objetos**

En los últimos 40 años con la mejora exponencial en el rendimiento del hardware y software se ha ido avanzado a una gran velocidad en la solución de problemas computacionales y criterios acerca de la inteligencia que una máquina puede llegar a tener e incluso cuánto esta puede asemejarse a la de un humano. La visión en los humano es una capacidad que se desarrolla tempranamente, resulta fácil la diferenciación de los objetos y su reconocimiento, pero en las computadoras este problema resulta algo más complejo de solucionar ya que este proceso parte de una matriz tridimensional que consta de las dimensiones de una imagen y los canales que se empleen, si una imagen relativamente pequeña cuenta con unas dimensiones de 250x250 y 3 canales, será necesario procesar un total de 187.500 valores, algo que requerirá bastante procesamiento. Debido a ello, se han planteado gran número de algoritmos y frameworks para avanzar en este reto, a continuación, se mencionan los métodos más relevantes:

#### **6.1.3. Viola-Jones Object Detection Framework**

En 2001 Paul Viola y Michael Jones desarrollaron un framework de reconocimiento facial que procesaba imágenes de forma rápida con un gran porcentaje de acierto y se distinguió de sus antecesores debido a que podía procesar 15 frames por segundo de imágenes en escala de grises con medidas de 384x288 píxeles en un equipo con 700MHz Intel Pentium III, además de esto se caracterizó por la introducción de tres características fundamentales (Viola y Jones, 2003, pp. 1-5):

- Una nueva forma de representar una imagen llamada “Integral Image” que permite una rápida evaluación de características, donde estas extraen por medio de filtros tomando como recurso una imagen transformada por medio una función.
- Se introduce un clasificador simple y eficiente que selecciona un número pequeño de características importantes de un conjunto amplio de características potenciales usando AdaBoost, donde las características de Haar extraídas son numerosas y es vital excluir

el mayor número de características y enfocarse en los aspectos críticamente importantes de la imagen.

- Un método que combina clasificadores en “cascada” lo cual incrementa la velocidad del detector de forma evidente, llevando la realización de los cálculos computacionalmente costosos a las regiones de la imagen que realmente merecen la atención.

#### **6.1.4. Antecedentes de reconocimiento de movimientos en el tenis**

Takehito Ogata (2006) desarrollaron un nuevo método para la detección de movimientos en el tenis y su clasificación. Consta de dos detectores, el primero, usa un descriptor de movimiento y el segundo un detector de eventos; debido a que se emplean métodos distintos en cada uno, es necesario combinar los resultados en una nueva instancia denominada “post-processing”. El clasificador es un filtro de partículas que combina el resultado de los dos detectores. La detección y clasificación no se realiza en transmisiones de tenis en vivo.

Los detectores constan de tres partes principales: primero, los jugadores son rastreados por medio del método propuesto por Nummiari (2002) y una imagen con los jugadores en el centro es extraída, los descriptores de movimiento son generados, allí se detecta la dirección del movimiento del jugador y se dividen en componentes positivos y negativos los cuales en resumen describen hacia dónde va y de donde viene el jugador, posteriormente se aplica un filtro Gaussiano a cada una de las componentes para remover el ruido. Finalmente, los resultados obtenidos son suministrados a detectores individuales que se basan en el trabajo realizado por Viola y Jones.

Los sensores basados en movimiento han sido bastantes populares, aunque se presentan muchas dificultades como el seguimiento de movimientos rápidos del torso o extremidades, pero existe un factor determinante, el movimiento de la cámara, esta debe ser fijada con una buena altura para que se pueda hacer un seguimiento correcto de los movimientos (Connaghan, Conaire, Kelly y O’Connor, 2010).

Sin duda el proceso de detección de objetos es arduo y requiere de la capacidad técnica de un programador que entienda el dominio, aunque este método no escala de la misma forma que lo hace un procedimiento de aprendizaje multipropósitos como una red neuronal donde se reemplaza el programador debido a la capacidad de generalización del algoritmo. El Deep Learning sin lugar a duda reemplaza cualquier método tradicional de clasificación de objetos; en las competencias de aprendizaje ILSVRC-2010 y ILSVRC-2012 realizadas con el fin de estimar el contenido de un conjunto de imágenes con 10’.000.000 de ítems (Berg. 2019); este método alcanza los mejores resultados jamás reportados (Krizhevsky, Sutskever y Hinton. 2017).

Los métodos de clasificación de objetos utilizan complejos “pipelines” lo cual conlleva a un procesamiento de imágenes extenso y por ende aumenta el número de recursos necesarios; Redmon y Farhadi (2016) desarrollaron un método que utiliza solo una red neuronal para toda la imagen. Esta red divide la entrada en regiones, predice los sectores que delimitan el objeto y asignan una probabilidad para cada región. Este método es mucho más rápido debido a que no necesita que se evalúe la red en todas las regiones de interés, que pueden llegar a ser cientos, en lugar de esto, se evalúa sólo una vez en toda la imagen. La arquitectura de la red neuronal propuesta se encuentra en el repositorio oficial y es la siguiente (Redmon. 2017): 19 capas convolucionales, 5 capas MaxPool y 1 capa totalmente conectada. Los métodos que siguen este lineamiento son denominados “Region-Based methods” y son considerados el estado del arte en la actualidad (Johnson, 2017). Redmon en su investigación demuestra el nivel de precisión y velocidad de procesamiento alcanzado, también ilustra los resultados en una tabla

comparativa donde se puede observar su rendimiento en el conjunto de entrenamiento, determinado por el promedio en la precisión de las detecciones, también llamado mAP y la cantidad de imágenes procesadas por segundo o FPS.

### **6.1.5. Machine Learning**

Machine learning es una rama de la inteligencia artificial que permite a un sistema a aprender a partir de un conjunto de información y no partiendo de programación explícita (Hurwitz. Judith, 2018). De esta forma las organizaciones intentan predecir el comportamiento del nicho de negocio donde se encuentran. El flujo de datos es continuo, debido a ello los modelos se actualizan de manera recurrente para ofrecer predicciones más acertadas.

Las actividades que pueden ser medidas desde un punto cuantitativo encajan fácilmente en un modelo predictivo de Machine Learning, por ejemplo, cuando se ingresa a un e-commerce el listado de productos sugeridos o los productos principales son mostrados teniendo en cuenta el comportamiento anterior del cliente, con el fin de garantizar el éxito del negocio.

### **6.1.6. Algoritmos de Machine Learning**

Los algoritmos de machine learning son distintos a los algoritmos convencionales, debido a que normalmente un programador se encarga de agregar la información al algoritmo. En el caso de los algoritmos de machine learning es todo lo contrario, la información agregada se encarga de modelar el algoritmo. La cantidad de información agregada determina la sofisticación y precisión del algoritmo.

### **6.1.7. Red neuronal**

Existen una gran variedad de algoritmos y formas en las cuales se puede llegar a desarrollar un detector y clasificador, pero ¿cuál es el óptimo? Las redes neuronales son ampliamente usadas en el reconocimiento de patrones, debido a su habilidad de generalización y respuesta a entradas inesperadas. Durante su entrenamiento, teniendo en cuenta la información ingresada se enseña a la red neuronal a reconocer varios patrones específicos. Si un patrón es recibido durante la ejecución y este no se asocia con alguno ya conocido por la red neuronal este es asociado al más similar, comúnmente esto se denomina generalización (Stergiou, Siganos. 1996). Es posible usar métodos como Support Vector Machine (Tong y Chang. 2000) o métodos lineales, pero, se va a perder esa capacidad de generalización la cual es vital para la calidad de un detector.

Debido a que las redes neuronales son algoritmos que aprenden y se forman a partir de la información ingresada, se encuentran dentro de la categoría de algoritmos de Machine Learning.

### **6.1.8. Redes neuronales Convolucionales**

Son redes neuronales comunes y corrientes, aunque se asume que los parámetros de entrada hacen parte de una imagen, de esta forma se reduce la cantidad de parámetros a medida que se avanza a través de las capas.

Es una opción válida ya que a medida que se avanza a través de las capas se tiene una noción más importante de los detalles del objeto a clasificar lo cual permite generalizar de una forma

óptima y no ser susceptible a los cambios de dominio, escala, deformación, oclusión o iluminación. Es común emplear los siguientes elementos para su desarrollo.

En el proyecto actual la red neuronal contará con la entrada de una imagen de dimensiones 416x416 lo cual se traduce en 173056 parámetros de entrada. Posteriormente, el resultado será transformado por 24 capas más hasta llegar a una capa sigmoide donde se muestra los porcentajes de probabilidad de cada clase.

### 6.1.9. Entrenamiento de un modelo de red neuronal

El entrenamiento es un proceso fundamental y Karpathy (2017) da una intuición acerca de algunos de los conceptos fundamentales:

- Se inicializan los pesos  $W$  de las conexiones de cada una de las capas  $l$
- Una función de activación para las capas de las unidades se selecciona, antes del 2015 era muy común emplear la función sigmoide, pero LeCun et al. (2017) desarrollaron un método denominado ReLU el cual mejora en un factor de 6 la convergencia del gradiente estocástico descendiente.
- Mediante una función de costo  $L$  se describe el error que los pesos  $W$  ejercen sobre los grupo de entrenamiento, si es costo es alto el clasificador no está realizando una buena tarea, por ello se aborda este problema como uno de minimización donde el algoritmo del gradiente descendiente estocástico nos indica la magnitud que se deben ajustar a los pesos. El algoritmo Backpropagation determina la forma en que se recorre la red neuronal para realizar el ajuste.
- Este proceso se realiza varias veces para obtener el menor resultado de la función  $L$

Este proceso es iterativo y debe realizarse la mayor cantidad de veces hasta obtener los mejores resultados.

## 6.2. Software a utilizar

Se pueden encontrar tres aspectos fundamentales para la realización del sistema:

- Lenguaje de programación.
- Framework de Machine Learning.
- Algoritmo para la detección y reconocimiento de objetos en imágenes.

### 6.2.1. Lenguaje de programación

Se puede determinar que C es el lenguaje apropiado para el desarrollo del sistema, ya que al comparar tres aspectos fundamentales en la construcción de una herramienta como lo son: rendimiento, complejidad en la sintaxis y madurez de su comunidad y librerías; se pudo observar lo siguiente.

El **rendimiento** evidentemente es óptimo en los lenguajes de tipado fuerte y compilados como Java y C. Es muy importante lograr un nivel alto de procesamiento empleando de manera óptima el paralelismo en las operaciones básicas realizadas en dentro de una red neuronal convolucional.

La **complejidad en la sintaxis** en Python es mínima ya que es un lenguaje interpretado y el tipo de las variables es determinada en tiempo de ejecución Rossum (1997). Es evidente que la complejidad no es un tema Junto a la necesidad de actualizar los modelos de aprendizaje

constantemente hace que sea una opción con mucha viabilidad para obtener los resultados óptimos.

La cantidad de **librerías** con soporte al manejo de imágenes en C es amplia, además estas librerías poseen una madurez, ofrecen soporte y una gran documentación al momento de su uso.

**Tabla 1**

*Lenguajes de programación*

<b>Lenguaje</b>	<b>Python</b>	<b>Java</b>	<b>C</b>
<b>Característica</b>			
Tiempo de CPU Usuario	1.376	1.090	0.899
Tiempo de CPU Sistema	0.120	0.006	0.053
Tiempo de desarrollo	0.2	0.5	1
Librerías	Tensorflow, Theano, OpenCV, Singa, Caffe, Keras	Microsoft CNTK, Spark MLlib	Tensorflow, OpenCV, Caffe, Keras, Darknet

*Tabla 1: Comparación lenguajes de programación.*

### 6.2.2. Framework

Teniendo en cuenta en el análisis mostrado en la Tabla 2, se toma Darknet cómo la herramienta seleccionada debido a que es un framework de redes neuronales que posee un módulo desarrollado específicamente con el fin de gestionar imágenes, lo cual ofrece un soporte adicional en el flujo de la implementación y observación de un modelo de aprendizaje supervisado (Sinha. 2018).

**Tabla 2**

*Frameworks*

<b>Framework</b>	<b>TensorFlow</b>	<b>OpenCV</b>	<b>Darknet</b>
<b>Característica</b>			
Soporte para imágenes	0.8	1	1
Escalabilidad	1	1	1
Uso de GPU	1	1	1
Facilidad de uso	1	0.5	1

Velocidad	0.4	0.6	1
-----------	-----	-----	---

Tabla 2: Comparación frameworks.

### 6.2.3. Algoritmos de reconocimiento

En la Tabla 3, se muestra la comparación entre los diferentes algoritmos de reconocimiento, el cual se selecciona las redes neuronales convolucionales son el algoritmo seleccionado debido a que ofrece una mayor complejidad en la capacidad de generalización, al remover la capa de extracción de características lo cual ofrece un amplio margen en el desarrollo de una herramienta exitosa (Mahapatra. 2018).

**Tabla 3**

*Algoritmos*

Algoritmo Característica	Red neuronal convolucional	Redes neuronales	Support Vector Machine
Complejidad	1	1	1
Precisión	1	0.7	0.3
Veracidad	1	0.7	0.3
Velocidad	1	0.7	0.3
Uso de memoria	0.5	0.8	1

Tabla 3: Comparación algoritmos.

### 6.2.4. Base de datos

La base de datos seleccionada es SQLite debido a que cuenta con una licencia libre, su formato de almacenamiento es multiplataforma, no requiere un servidor y se utiliza comúnmente en aplicaciones de pequeña envergadura. A continuación, un análisis realizado entre los gestores de bases de datos propuestos.

**Tabla 4**

*Bases de Datos*

Base de datos Características	SQLite	Oracle	MySQL
Tipo	Relational DBMS	Relational DBMS	Relational DBMS
Sistemas Operativos	Server - Less	Linux - OSX- Windows - FreeBSD	Linux - OSX- Windows - FreeBSD

		- AIX	
Lenguaje de Implementación	C	C y C++	C y C++
Particiones	Ninguno	Particiones Horizontales	Particiones Horizontales, Sharding con clusters
Licencia	Open Source	Comercial	Open Source

Tabla 4: Comparación gestores de bases de datos.

### 6.2.5. Rama de Inteligencia Artificial

La inteligencia artificial cuenta con una rama especializada en el reconocimiento de patrones en imágenes y objetos. Se toma la rama “Visión por computadora” como la óptima para solucionar el problema del dominio, debido al análisis realizado en la siguiente tabla.

**Tabla 5**

*Ramas de la IA*

Rama de la Inteligencia	Sistemas Expertos	Aprendizaje Automático	Visión por computadora	Agentes Inteligentes
<b>Características</b>				
Requiere conocimiento de un experto	Emula la capacidad de toma de decisiones de un experto			
Útil en la planificación, toma de decisiones		Capaz de planificar, evaluar estrategias y aprender a partir de la experiencia		
Reconocimiento de patrones, objetos.			Reconoce y procesa señales, características, escenas	
Percepción del entorno				Procesa las señales recibidas del entorno y responde o

				reacciona a su entorno.
--	--	--	--	-------------------------

Tabla 5: Comparación ramas de la inteligencia artificial.

### 6.3. Marco Conceptual

El tenis de campo es un deporte que se practica en una cancha con forma rectangular, también se debe tener en cuenta que estas canchas pueden ser de diferentes superficies como son: polvo de ladrillo, césped, arcilla, cemento y sintéticas. Para practicar el tenis es necesario contar con la cancha demarcada como se muestra a continuación:

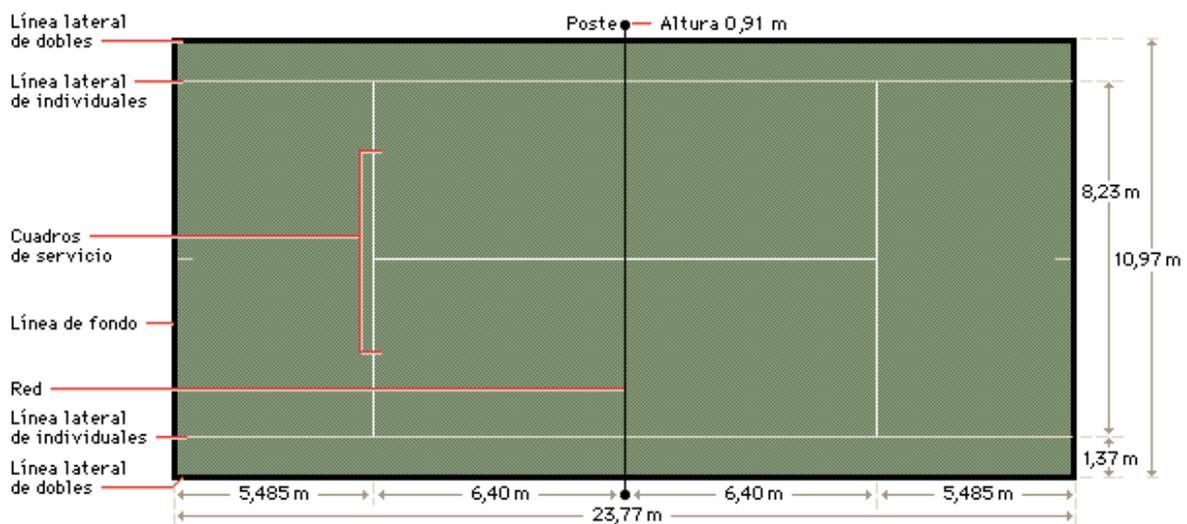


Ilustración 1: Dimensiones Oficiales de la Cancha de Tenis. (s.f.).

Para jugar este deporte es necesario tener una raqueta la cual tendrá cada jugador y esta solo se podrá manejar con la mano de dicho jugador. Después de tener las raquetas es necesario tener una pelota de goma hueca cubierta con paño que debe picar una vez en el campo contrario (los campos propio y contrario se delimitan por una red) pasando previamente por encima de dicha red, y no salirse de las delimitaciones del campo. Las líneas que demarcan los límites de largo, se llaman líneas de fondo, y las de ancho, líneas laterales.

Las medidas de las canchas de tenis y reglamentación en este deporte, es regulada por la ATP (Asociación de tenistas profesionales). La asociación colombiana de tenis se rige por las normas que determine la ATP.

#### 6.3.1. Aspectos básicos del tenis

##### 6.3.1.1. Tenis

Tenis (Deporte). La palabra tenis proviene del inglés, tenis que a su vez tiene su origen en el vocablo tenez del Idioma francés, expresión que proviene del grito del jugador de tenis (llamado tenista), quien al lanzar la pelota exclama ¡ahí va! que en francés es tenez.

### 6.3.1.3. Pelotas

Utilizada para la realización del deporte tenis; las mismas deben tener un diámetro de 6.35 centímetros y menor de 6.67, de color amarillo, siendo este el único color que puede utilizarse acompañado con blanco para mejorar la visualización de los jugadores y también de los espectadores por televisión.

Para la fabricación todo parte como una mezcla de caucho natural junto a otros tipos de materiales. Del resultado de dicha mezcla nacen unos "pallet" los cuales son posteriormente colocados en unos moldes que le dan la forma de pelota. Luego de pasar por el molde y conseguir su forma original mediante un proceso de troquelado, estas bolas pasan a una máquina que cumple la función de colocar sobre éstas el típico paño amarillo que posee una estructura altamente elástica. ("Pelota de tenis - EcuRed", 2018).



*Ilustración 2: Tipos de pelotas de tenis Cosas De Tenis. (2019).*

### 6.3.1.4. Raquetas para el tenis de campo

Es un instrumento que se utiliza en dicho deporte para golpear a la pelota de tenis se componen de un mango que sujeta unas cuerdas tensadas y cruzadas en forma de red o caucho que lo cubre. Una raqueta de tenis se compone de las siguientes partes: Cabeza o arco, cordaje, cuello, marco, empuñadura. Últimamente las raquetas de tenis tienen marcos hechos de grafito liviano o material compuesto de grafito que incluye titanio, kevlar, o fibra de vidrio. Los compuestos ofrecen mayor flexibilidad que los marcos de grafito. Las raquetas más rígidas ofrecen más potencia. Puedes encontrar también raquetas de tenis hechas de aluminio, material que tiende a vibrar más que los otros. Las raquetas de tenis de aluminio transmiten más el impacto al brazo del jugador. Las raquetas "Retro" están hechas de madera, poseen puño de cuero y encordados de tripa natural. (Aprende Machine Learning, 2018).

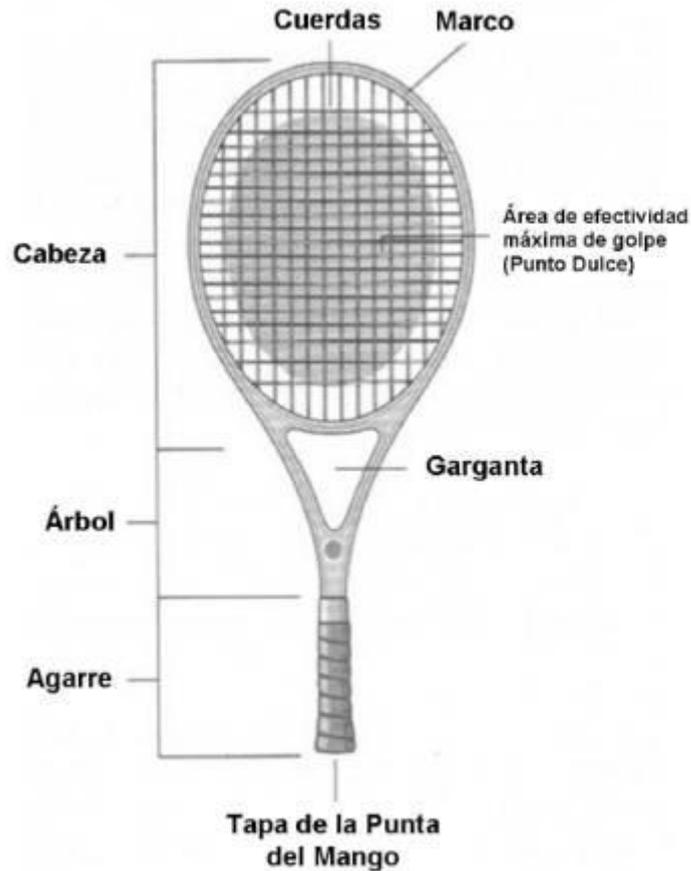


Ilustración 3: Partes de una raqueta de tenis (2019).

## 6.3.2. Tipos de golpes en el tenis de campo

### 6.3.2.1. Drive

Es sin duda el que más se utiliza. Las fases del golpe drive son: **preparación** la cual consiste en sacar el brazo hacia atrás y esperar la llegada de la pelota, **impactó** tiempo exacto en que se golpea la pelota y **terminación** se termina el golpe dirigiendo la raqueta hacia el lado contrario del brazo con el que se ejecuta el golpe. Se puede distinguir entre dos tipos de golpes: Plana, con rotación hacia adelante.



*Ilustración 4: Golpe de derecha. Robledo Tenis Club (2018).*

### 6.3.2.2. Revés

El revés es el golpe al lado **opuesto al drive**. Es muy importante la posición del cuerpo, que debe ser colocado de perfil, utilizándose como técnica para ello, bajar el hombro para apuntarlo en dirección a la red, mientras el brazo derecho en los diestros e izquierdo en los zurdos, pasa sin ser flexionado por debajo del mentón, para ubicarse atrás antes de retornar para impactar la pelota, siempre delante del cuerpo. Es importante, al igual que el drive, que el peso del cuerpo se traslade de atrás hacia adelante en el momento de impactar la pelota.



*Ilustración 5: Golpe de revés. Tenis Gaucho (2007).*

### 6.3.2.3. Saque

El inicio de un game en un partido de tenis comienza con un saque. El servicio básico se llama saque plano, pero, una vez que el deportista desarrolle más habilidad, también puede sorprender a un oponente con un saque con kick o cortado.



*Ilustración 6: Golpe de saque. Bison Fuerza (2015).*

### 6.3.3. Tipos de raquetas para el tenis de campo

Dentro del tenis de campo es muy importante tener en cuenta que existen diferentes tipos de raqueta, las cuales estas son las más importantes:



Ilustración 7: Tipos de raqueta. Ertheo (2019).

**Raquetas con aro súper extra grande "super oversize":** raquetas con aro súper extra grande con 116 a 135 pulgadas de aro, toleran mejor las imprecisiones que raquetas con otros tipos aro. Sin embargo producen demasiada potencia para la mayoría de los jugadores de tenis.

**Raquetas de aro extra grande "oversize":** raquetas con aro extra grande tienen aros que miden de 100 a 115 pulgadas. Este tamaño de raqueta posee un encordado grande que ayuda a los principiantes a obtener golpes sólidos.

**Raquetas de aro mediano plus "midplus / midover":** raquetas con aro mediano plus poseen aros dentro del rango de las 95 a 105 pulgadas. Éstas son una buena elección para jugadores que buscan una raqueta "control" que provea mayor potencia.

**Raquetas de aro mediano "midsize":** raquetas con aro mediano tienen aros en un rango que va de 80 a 93 pulgadas. Ellas tienen una superficie de impacto menor que las midplus y las oversize. Los tenistas intermedios y avanzados eligen raquetas de tenis con aro mediano más que oversize porque a pesar de que requieren mayor precisión, también le dan al jugador más control.

**Raquetas de aro standard:** raquetas de tenis con aro menor a 80 pulgadas (por lo general 66 pulgadas), entran dentro de la categoría Raquetas de Tenis "Retro". Raquetas de aro standard: Las raquetas de tenis con aro menor a 80 pulgadas (por lo general 66 pulgadas), entran dentro de la categoría Raquetas de Tenis "Retro".

Teniendo en cuenta los anteriores tipos de raqueta, se deben tener en cuenta las siguientes características:

- Una raqueta de tenis, desde hace siglos se rige por el estándar de medir de 60 a 70 centímetros de largo y de no superar nunca los 400 gramos de peso. Se habla de raquetas funcionales.
- Sin embargo, en la actualidad, la Federación Internacional de tenis ha establecido las siguientes medidas exactas: 81,3 centímetros de longitud máxima desde el extremo del mango al bastidor, y una superficie cordada de 39,4 centímetros de largo por 29,2 de ancho.
- Los materiales que se emplean para la fabricación de la raqueta moderna son el vidrio y el grafito. Hasta la década de 1960 la mayoría de las raquetas eran de madera, con empuñadura de cuero. En 1967, aparece la primera raqueta de acero diseñada por el

jugador Arthur Ashe. Era más fuerte y más liviana que las de madera. En los años 70 surgen las raquetas de aluminio que ofrecían menor peso, más potencia y control. Ecured.cu. (2018).

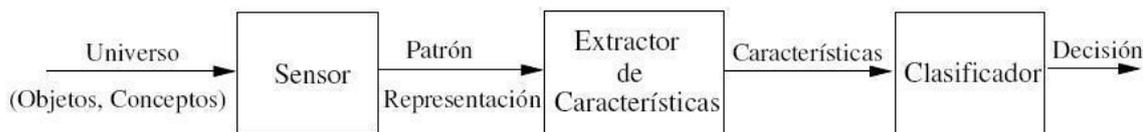
- Una raqueta que funcione correctamente deberá devolver la pelota con mayor o menor velocidad dependiendo de la tensión del cordaje. Con una tensión de 17 kilogramos, la pelota podrá alcanzar los 230 kilómetros por hora.
- Cuando la raqueta está siendo usada por un profesional suele cambiar de cordaje según la temperatura y la humedad ambiente, o si el encuentro deportivo se juega en pista cubierta o no.
- Para suavizar las vibraciones que al golpear con la raqueta se producen en el brazo del jugador, las raquetas llevan una especie de amortiguador o elemento de gomaespuma en el borde inferior del bastidor.
- En un partido de campeonato, la raqueta suele cambiarse unas 8 o 10 veces. Debido a la tensión a la que está sometida y la importancia de que mantenga todas sus características intactas, las grandes figuras del tenis mundial actual rompen hasta 100.000 cordajes al año. Características de una raqueta de tenis. (s.f.).

#### 6.3.4. Image segmentation

La segmentación de imágenes es el proceso de dividir una imagen en varias partes. Esto se usa generalmente para identificar objetos u otra información relevante en imágenes digitales. Hay muchas formas diferentes de realizar la segmentación de imágenes, por ejemplo El algoritmo de **K-means** es una técnica iterativa que se utiliza para dividir una imagen en K clusters. También existe la **Segmentación Semi-automática** en este tipo de segmentación, el usuario define las regiones de interés con clics del ratón y los algoritmos se aplicarán de forma que se elige el camino que mejor se ajusta al borde de la imagen y por último las **redes neuronales de segmentación** se basan en el procesamiento de pequeñas áreas de una imagen utilizando una red neuronal artificial o un conjunto de redes neuronales. Image Segmentation. (2018).

#### 6.3.5. Reconocimiento de patrones

El reconocimiento de patrones es la ciencia que se encarga de la descripción y clasificación de objetos, personas, señales, representaciones, etc. Esta ciencia trabaja con base en un conjunto previamente establecido de todos los posibles objetos (patrones) individuales a reconocer. El margen de aplicaciones del reconocimiento de patrones es muy amplio, sin embargo, las más importantes están relacionadas con la visión y audición por parte de una máquina, de forma análoga a los seres humanos. El esquema de un sistema de reconocimiento de patrones consta de varias etapas relacionadas entre sí (los resultados de una etapa pueden modificar los parámetros de etapas anteriores). La figura 8 muestra un esquema general de un sistema de reconocimiento de patrones, en el cual el sensor tiene como propósito proporcionar una representación factible de los elementos del universo a ser clasificados. Es un sub-sistema crucial ya que determina los límites en el rendimiento de todo el sistema. La Extracción de características es la etapa que se encarga, a partir del patrón de representación, de extraer la información discriminatoria eliminando la información redundante e irrelevante. El clasificador es la etapa de toma de decisiones en el sistema. Su rol es asignar los patrones de clase desconocida a la categoría apropiada. (s.f.).



*Ilustración 8: Características de una raqueta de tenis. (s.f.).*

### 6.3.6. Overfitting

El overfitting (sobre entrenamiento) sucede cuando al momento de clasificar las imágenes para el entrenamiento de la red neuronal, dichas imágenes son parecidas o son iguales, de tal modo que la red neuronal se entrena siempre con lo mismo y sin poder aprender de forma correcta.

Es el efecto de sobreentrenar un algoritmo de aprendizaje con unos ciertos datos para los que se conoce el resultado deseado. El algoritmo de aprendizaje debe alcanzar un estado en el que será capaz de predecir el resultado en otros casos a partir de lo aprendido con los datos de entrenamiento, generalizando para poder resolver situaciones distintas a las acaecidas durante el entrenamiento. Sin embargo, cuando un sistema se entrena demasiado (se sobreentrena) o se entrena con datos extraños, el algoritmo de aprendizaje puede quedar ajustado a unas características muy específicas de los datos de entrenamiento que no tienen relación causal con la función objetivo. Durante la fase de sobreajuste el éxito al responder las muestras de entrenamiento sigue incrementándose mientras que su actuación con muestras nuevas va empeorando. Aprende Machine Learning (2018).

## 6.4. Marco legal

Teniendo en cuenta que en el proyecto existen dos tipos de componentes fundamentales como lo son software y la base de datos de imágenes, a continuación, se describe las licencias que emplea que afectan el proyecto.

### 6.4.1. Creative Commons

Se van a utilizar algunos videos de encuentros deportivos de tenis presentes en el sitio web youtube.com, los videos bajo la licencia Creative commons son de uso libre; esta es la descripción que ofrece el sitio de soporte de Google (s.f.).

Las licencias de Creative Commons ofrecen a los creadores de contenido una forma estándar de autorizar a otra persona a usar sus obras. YouTube permite que los usuarios marquen sus videos con una licencia CC BY de Creative Commons.

Cuando se usa una licencia CC BY, la atribución es automática. Es decir, cualquier video que se cree con contenido protegido por una licencia de Creative Commons incluirá automáticamente los títulos de los videos de origen debajo del reproductor. Se conservará los derechos de autor y los demás usuarios podrán re usar la obra siempre y cuando cumplan los términos de la licencia.

### Licencia Pública General de GNU

Es una licencia ampliamente usada dentro del software libre, lo cual garantiza que los usuarios finales tengan libertad de estudiar, modificar o compartir el código fuente. Una de las ventajas de esta licencia es que el trabajo derivado sólo puede distribuirse bajo los mismos términos o licencia.

Los principios fundamentales de GPL están descritos por cuatro elementos denominados libertades. gnu.org (2019).

- La libertad de usar el software para cualquier propósito.
- La libertad de modificar el software para que se acomode las necesidades propias.
- La libertad de compartir el software con sus amigos y vecinos.
- La libertad de compartir los cambios que se realice.

## **7. Diseño metodológico**

En esta sección se describe la investigación realizada y la metodología que se implementó para el desarrollo del sistema de información. Debido a que la metodología PMBOK cuenta con fases se describe cada una de ellas y se denota en detalle el trabajo realizado.

### **7.1. Tipo de investigación**

La investigación que se maneja es mixta entre tipo de investigación aplicada y básica.

Investigación aplicada porque se tiene un interrogante puntual, que es, si es posible reconocer los golpes ejecutados por un tenista, y para resolver esta pregunta se pretende implementar un sistema que soporte y demuestre la aplicación de la investigación efectuada.

Investigación básica porque además de querer aplicar lo investigado, se quiere dar un punto de inicio, para futuras investigaciones y así se pueda evolucionar en el reconocimiento de movimientos en cualquier área de investigación.

En esta investigación se pretende profundizar en la inteligencia artificial y el estado del arte en la detección y clasificación de objetos en imágenes mediante la implementación de uno de estos algoritmos, además de ello explicar el por qué y para qué del Deep Learning.

### **7.2. Metodología de gestión del proyecto**

Para el desarrollo del presente proyecto se implementó la metodología PMBOK, este es un estándar que se conoce internacionalmente en el cual se explota el uso del conocimiento, habilidades y herramientas, esta metodología permite adaptarse de manera óptima al presente proyecto, y que por medio de sus fases ayudará a administrar los recursos, tiempos y el trabajo total que conlleva la actual investigación.

### **7.3. Fases del proyecto**

#### **7.3.1. Fase 1 Inicio**

En esta fase se definieron los objetivos y especificaciones del proyecto. Teniendo en cuenta lo anterior, en este proyecto se debió crear el anteproyecto, después de las respectivas revisiones se inició con el planteamiento de proyecto y allí se especificaron los objetivos, además se determinó el alcance del proyecto.

### 7.3.2. Fase 2 Planificación

Aquí se concreta como se cumplió con lo pactado en la fase 1, se determinaron los recursos, tiempos y costos. Para este proyecto se implementó un cronograma donde se especificaron los tiempos de análisis y desarrollo del proyecto, también se definió un presupuesto para tener claro los costos del proyecto.

### 7.3.3. Fase 3 Ejecución

En esta fase se inició la construcción del proyecto siguiendo paso a paso lo definido en las anteriores fases. Aquí inició la investigación, se obtuvo y se analizaron los conceptos necesarios para abordar y solucionar los problemas propuestos.

### 7.3.4. Fase 4 Monitoreo y control

El objetivo fue medir riesgos e impactos que pudieran afectar el proyecto y así tomar las medidas pertinentes. Se valoraron los objetivos planteados desde la primera fase y se controló que estos mismos fuesen cumplidos, además en esta fase, teniendo en cuenta la definición de los conceptos, se reestructuró lo definido al inicio teniendo en cuenta lo adecuado para el desarrollo del proyecto.

## 7.4. Procedimientos, herramientas y técnicas para la recolección de información

Al entrenar un modelo de Machine Learning es necesario contar con un gran número de datos, debido a esto, se tuvieron en cuenta 1.200 imágenes aproximadamente, de las cuales en su totalidad fueron obtenidas por medio del software Spectacle.

Dentro de las herramientas de software se utilizó Darknet como framework para el desarrollo de la red neuronal. Debido a que su API se encuentra disponible en C, este lenguaje de programación fue el escogido para el desarrollo del proyecto. Mediante la librería **BBoxLabel** se realizó la clasificación de las imágenes, este software se encarga de mapear la coordenada, de la parte que se seleccione.

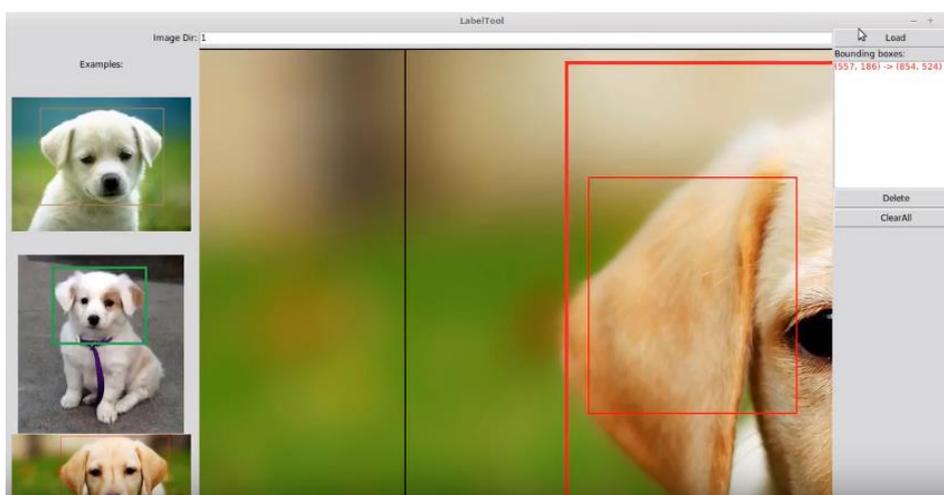


Ilustración 9: Ejemplo de etiquetado. Redmon, 2019.

Como recurso de hardware necesario se utilizó una GPU (Unidad de procesamiento gráfico), debido a que Darknet cuenta con optimizaciones en el rendimiento al usar este tipo de elementos que aportan un mejor flujo de procesamiento.

## 7.5. Metodología de desarrollo del software

Para dar cumplimiento con el producto software, se debe contemplar algún lineamiento o estándar para poder satisfacer y cumplir los objetivos propuestos, para esto se debe contemplar una metodología de desarrollo de software.

Se emplea el modelo Espiral, el cual se acopla de manera correcta al desarrollo del proyecto. En esta metodología después de culminar cada fase automáticamente inicia la siguiente fase, cabe recalcar que esta metodología permite después de cada fase alimentar el proyecto y así hacerlo más robusto y aterrizado a lo realmente se quiere. Ojovisual.net. (2018).

Este modelo consta de las siguientes fases:

**Determinar los objetivos.** Se definieron los objetivos y alcance del proyecto. Se definieron los requerimientos funcionales y no funcionales, además de la generación de los diagramas UML necesarios para el entendimiento del sistema a desarrollar.

**Análisis del riesgo.** Se analizaron los riesgos más comunes en el desarrollo de este tipo de sistemas, al identificar los riesgos, se tomaron y definieron los planes para mitigar los mismos. En el proyecto, se identificaron los riesgos en el proceso de investigación de conceptos, en este punto a los riesgos que se identificaron, se les dio el respectivo análisis para mitigar a futuro las incidencias de estos.

**Desarrollo, verificación y validación.** En esta fase se inició con la programación del sistema y las pruebas de certificación del mismo. Para el proyecto en esta fase, se inició con el entrenamiento de la red neuronal a utilizar, con el desarrollo del frontend y la ejecución de pruebas funcionales.

**Planificación.** En esta fase se evaluó si el ciclo anterior cumplía con lo requerido además se tomaron decisiones sobre la viabilidad y factibilidad del proyecto. En este punto y de acuerdo a las pruebas funcionales que se efectuaron, se determinó si se debe ejecutar un nuevo ciclo de la metodología para desarrollar el software que se escogió.

A continuación, se muestra mediante una tabla algunos de los componentes y metodologías disponibles para el desarrollo del proyecto. Estas manejan una calificación de 0 a 1 donde 0 es el grado más bajo de adaptabilidad al proyecto y 1 es el grado más alto de acoplamiento.

### 7.5.1. Metodología de desarrollo.

**Tabla 6**

*Metodologías de desarrollo*

Metodología Característica	Espiral	Cascada	Incremental
Fases adecuadas	1	0.2	0.2
Tiempos	1	0.2	0.2

Adaptabilidad	1	0	0
---------------	---	---	---

Tabla 6: Metodologías de desarrollo.

La metodología de desarrollo en Espiral ofrece las fases necesarias para el desarrollo del proyecto, puesto que contiene los pasos adecuados, para el desarrollo de este proyecto, además que se puede implementar en tiempos cortos para así dar un resultado. En cuanto a adaptabilidad es muy interesante este modelo ya que se pueden tener varias iteraciones de las fases hasta llegar al objetivo. En nuestro proyecto se ejecutaron dos ciclos de la metodología Espiral.

## 8. Alcance del proyecto

El sistema tendrá la capacidad de tomar como fuente un video ingresado por un usuario con límite en las dimensiones de 1280×720 píxeles, en lo que respecta al ancho y alto. El reconocimiento de los patrones se realizará en cada una las imágenes que componen el video; para ello se deberá extraer los fotogramas del video y evaluar con un algoritmo de Machine Learning cada imagen para poder inicializar el contador de los patrones identificados en la secuencia de imágenes obtenidas. Los golpes que se van a evaluar son: Drive, Revés y Servicio. Además de ello el sistema mostrará un listado de encuentros con sus respectivas estadísticas con el total de golpes realizados.

Únicamente se realizará seguimiento al deportista que se visualiza en la parte inferior de la pantalla sin tener en cuenta a su contrincante y solo se tendrá en cuenta partidos de tenis de contrincantes individuales, no aplica para juegos de contrincantes dobles.

## 9. Desarrollo del proyecto

El proyecto se desarrolló mediante la metodología para desarrollar software llamada Espiral, donde se divide el proyecto en cuatro fases: Determinar objetivos, análisis del riesgo, proceso de desarrollo y por último la fase de planeación donde se especificará si es necesario realizar una nueva iteración de acuerdo a los resultados del primer ciclo.

### 9.1. Fase 1: Determinar Objetivos

A continuación, se definan los requerimientos funcionales y no funcionales necesarios para el desarrollo del proyecto.

#### 9.1.1. Requerimientos Funcionales

- El software debe ejecutarse de forma local mediante una aplicación de escritorio.
- Se debe contar con un formulario donde el usuario pueda indicar la información básica asociada al video y jugador a analizar. Se solicitan los siguientes datos: Nombre del

jugador, fecha de nacimiento, observaciones y ruta del video a analizar, este vídeo debe contar con un formato mp4.

- Reconocimiento de los golpes ejecutados por un tenista como: el Drive, Revés y Servicio.
- Mostrar estadísticas del total de golpes generados por un deportista en un segmento de video de un juego de tenis.
- El reconocimiento de golpes únicamente aplicará para el jugador ubicado en la parte inferior de la pantalla y no se analizará el jugador contrincante.
- El proceso de reconocimiento de golpes solo aplicará para partidos individuales, no aplica para partidos de dobles.
- Se almacenará un registro en la base de datos de los partidos procesados incluyendo el total de golpes realizados por el deportista.
- Se podrá observar el detalle de cada uno de los encuentros deportivos junto al conteo de los golpes.
- Para poder reconocer los golpes en un encuentro deportivo será necesario obtener un conjunto de imágenes de cada uno de los golpes; la cantidad mínima asociada a cada conjunto debe ser de 600 imágenes en un principio. El rendimiento del algoritmo indicará si es necesario adquirir un mayor conjunto de datos.
- Se deberá procesar un único vídeo a la vez.

### **9.1.2. Requerimientos No Funcionales**

- Reconocimiento de imágenes por medio de una red neuronal convolucional y la implementación de Machine Learning.
- La resolución de los videos a procesar debe ser cercana a 1280×720 píxeles.
- Implementación del marco de trabajo Darknet para la detección y clasificación de imágenes.
- Se debe contar con una tarjeta de video mínimo de 2GB.
- Se debe contar con mínimo 100GB de disco duro.
- Se utilizará una memoria RAM DDR3 de 8GB.
- El formato de los videos a analizar debe ser únicamente mp4.

#### **Eficiencia**

- Se debe procesar como mínimo 15 fotogramas por segundo.
- Se podrá analizar un único vídeo a la vez por cada proceso ejecutado.
- El consumo máximo de memoria RAM al analizar un video es de 2GB.

#### **Seguridad**

- El sistema no contará con un sistema de autenticación.
- La base de datos se almacenará en el dispositivo donde se instale la aplicación.
- La base de datos no contará con un proceso de respaldo independiente

## Usabilidad

- El sistema debe ser lo suficientemente intuitivo para que un usuario con conocimientos básicos en computación pueda aprender a utilizarlo en al menos 15 minutos.
- La tasa de errores cometidos por un usuario será aproximadamente del 10 por ciento.
- Los formularios presentes en el sistema de información contarán con validaciones y mensajes de error.
- El inicio del sistema contará con una vista destinada a mostrar la información general acerca de cómo se construyó el software.

## Disponibilidad

- El sistema se almacenará en el dispositivo del usuario final por lo cual la disponibilidad depende tiempo en el cual es usuario tenga encendido su computador.
- Las versiones del controlador de NVIDIA y del framework CDNN debe estar sincronizadas.

## Requisitos del producto

- El software se desarrollará en el sistema operativo completo Ubuntu 18.04 tipo 64 bits y la versión del kernel de linux será 4.15.0-50-generic.
- Es software no será compatible con otro sistema operativo diferente a Linux.
- El sistema de información ocupará 200MB de espacio en el disco.

## Externos

- El sistema debe acoger a las reglas de las licencias GNU (Licencia Generales Públicas).

### **9.1.3. Diagrama de caso de usos**

A continuación, se mostrarán y se describirán los diferentes casos de usos que se contemplan en el desarrollo del software.

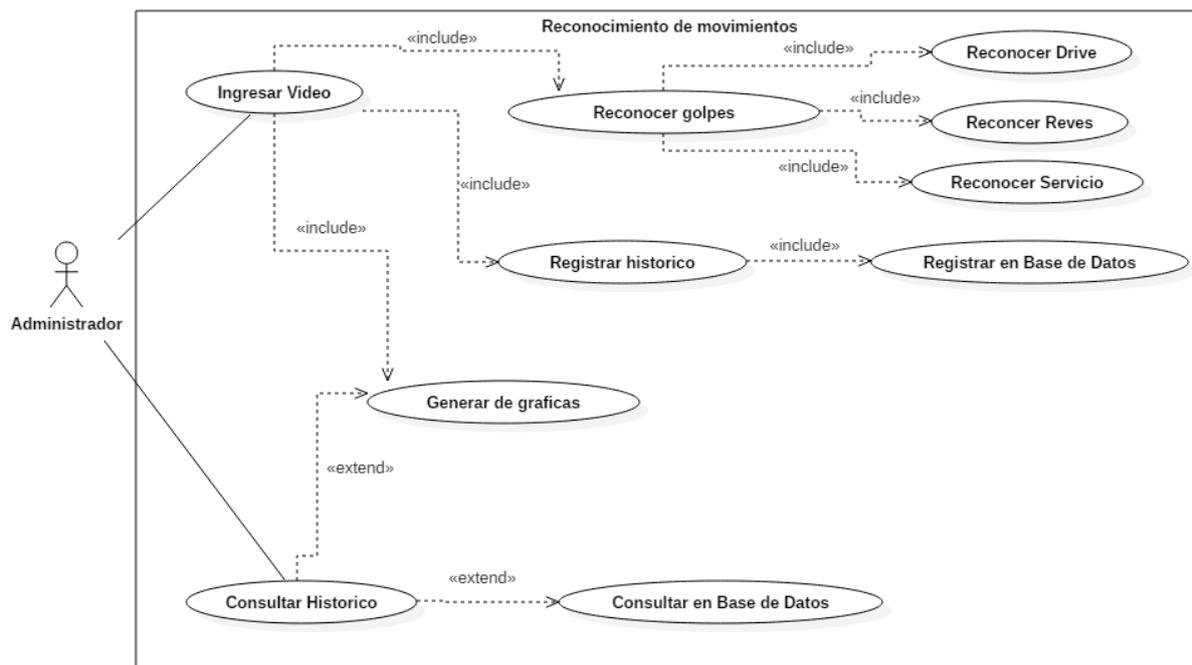


Ilustración 10: Diagrama de caso de uso general.

### 9.1.3.1. Caso 1: Ingresar Video

A continuación, se describe el caso de uso de ingresar un video al sistema por parte de un administrador del sistema.

Caso de uso	Ingresar Video
Actores	Administrador, Sistema
Tipo	Básico
Propósito	Permitir ingresar un vídeo, reconocer y procesar los golpes identificados por el sistema.
Precondiciones	Ejecutar el programa, cargar video en formato .mp4
Flujo Principal	El administrador ingresa al sistema, selecciona la opción de ingresar video, registra la información del deportista, selecciona el video a analizar y da clic en el botón de procesar, el sistema inicia el análisis y la extracción de los golpes, el sistema extrae el total de golpes según cada tipo y los almacena en la base de datos, el sistema genera y muestra la gráfica contabilizando el total de golpes generados.
Excepciones	Se deben diligenciar todos los campos del formulario de registro de los datos del deportista. En dado caso

	que no se llenen todos los datos del formulario se mostrará una alerta advirtiendo que el campo es obligatorio. El video a analizar debe ser en formato .mp4
--	--

Tabla 7: Caso de uso ingresar video.

### 9.1.3.2. Caso 2: Consulta de Histórico

A continuación, se describe el caso de uso en el cual se hace la consulta del histórico de juegos procesados.

Caso de uso	Consulta de histórico
Actores	Administrador, Sistema
Tipo	Básico
Propósito	Permitir que el administrador de sistema genere las gráficas de los partidos cargados
Precondiciones	Tener en la base de datos registros de partidos
Flujo Principal	El administrador ingresa al sistema, selecciona la opción de listado de histórico, selecciona del listado el video que desea verificar, da clic en el botón de acciones generar gráfica, el sistema consulta en base de datos los golpes realizados por el jugador seleccionado, y se genera la gráfica con la contabilización de los golpes
Excepciones	Se deben tener registrados partidos

Tabla 8: Caso de uso consulta histórico.

### 9.1.4. Diagrama relacional

A continuación, se muestra el diagrama relacional de las tablas de la base de datos que maneja el proyecto. Se tiene una tabla "Games" en el cual se almacenan los datos del jugador incluyendo la ruta donde se aloja el video a analizar. En la tabla "GameShots" se guardan los datos donde se relaciona el jugador contra los golpes, allí se inserta la información de la cantidad de golpes efectuados por un jugador. En la tabla "Shots" se parametrizan los tipos de golpes que se quieren analizar.

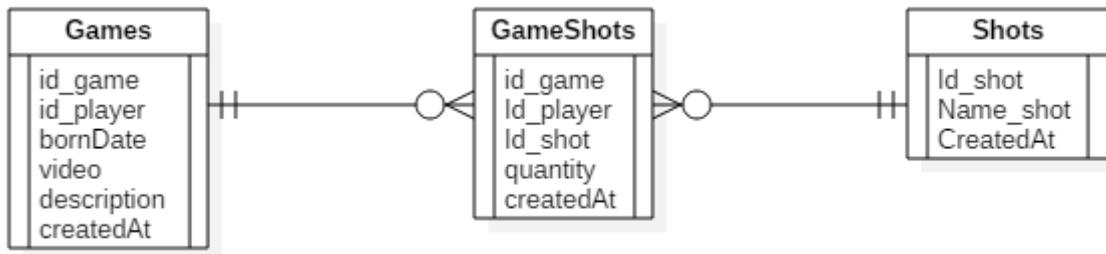


Ilustración 11: Diagrama relacional.

## 9.1.5. Diagrama de secuencia

### 9.1.5.1. Ingresar Video

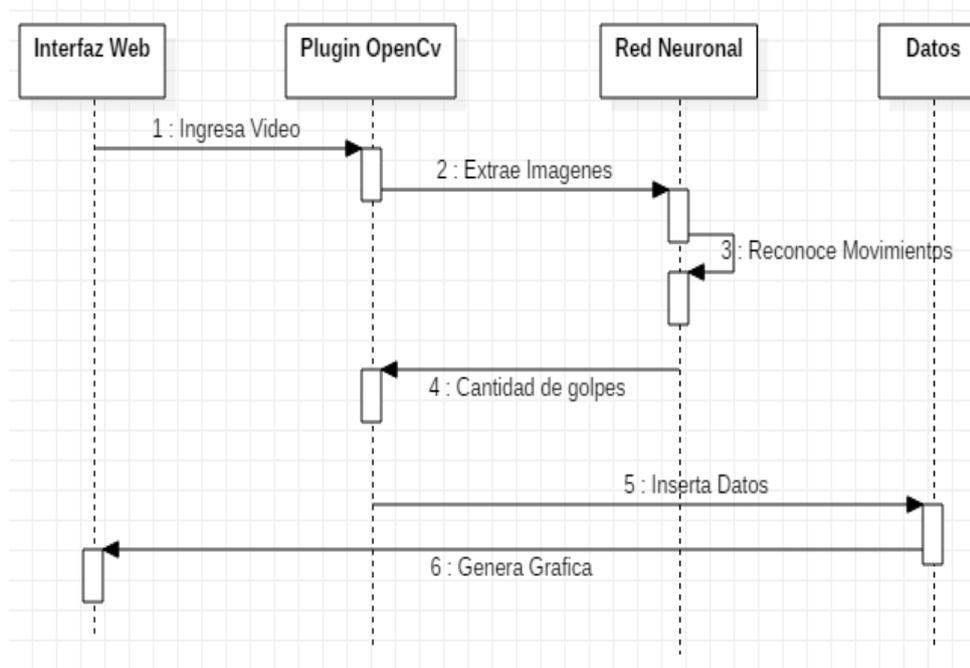
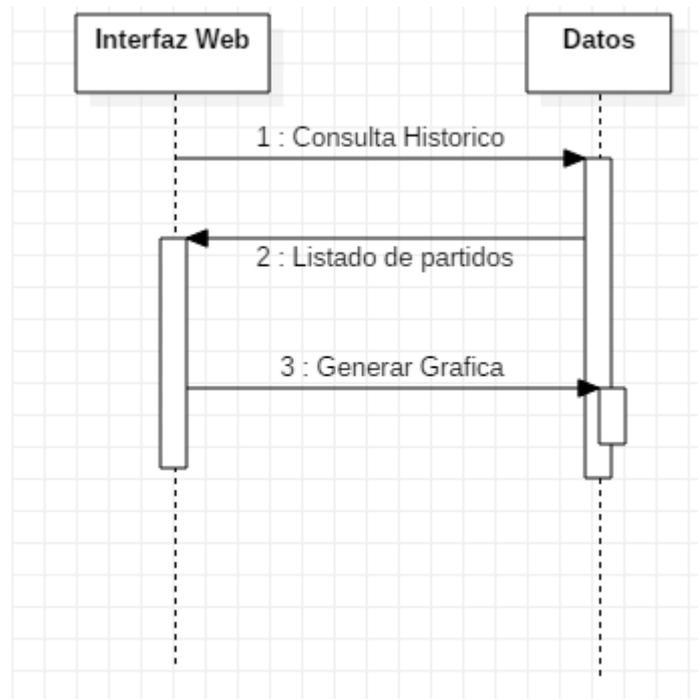


Ilustración 12: Diagrama de secuencia Ingresar vídeo.

### 9.1.5.2. Consultar Histórico



*Ilustración 13: Diagrama de secuencia Consultar histórico.*

### 9.1.6. Diagrama de Actividades

#### 9.1.6.1. Procesar Video

A continuación, se muestra el diagrama de actividades correspondientes a la acción de procesar un video.

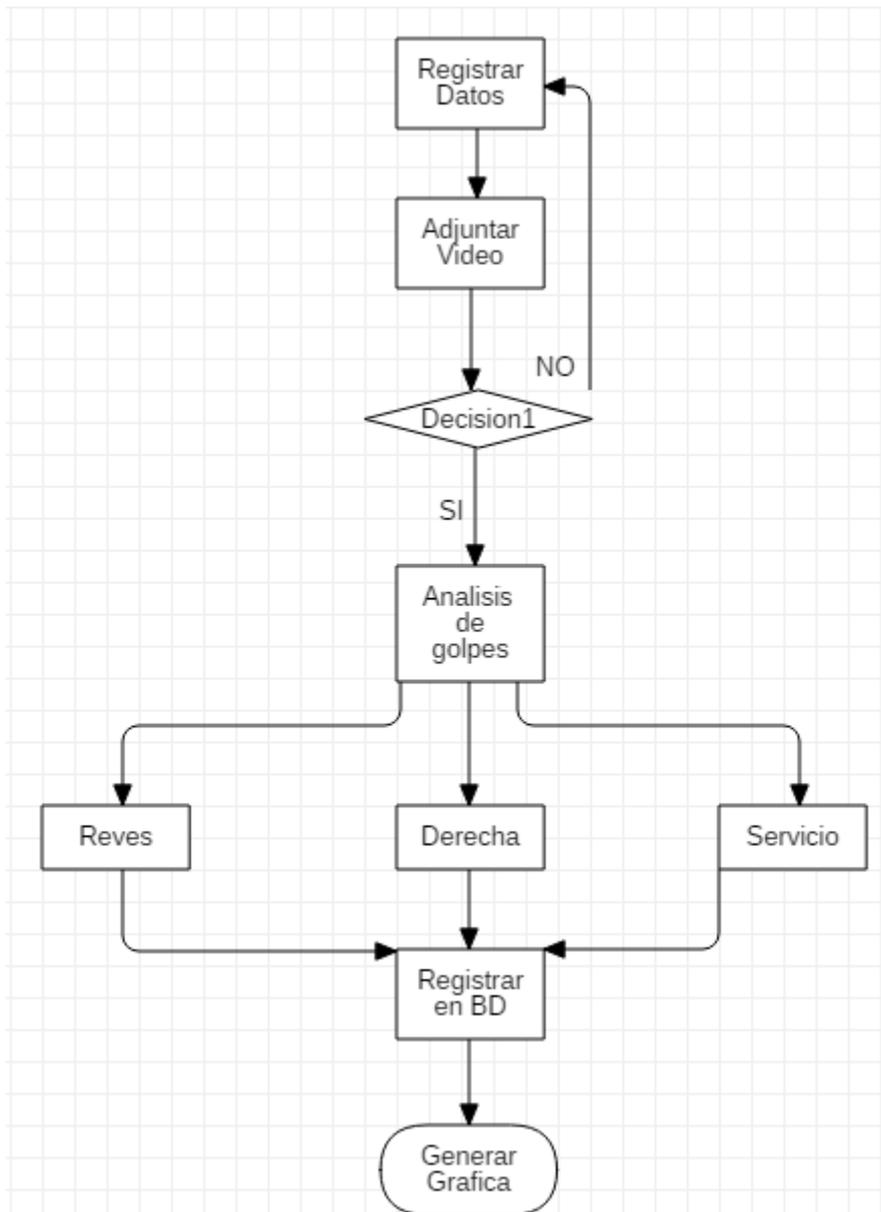


Ilustración 14: Diagrama de actividades procesar video.

### 9.1.6.2. Consultar Histórico

A continuación, se muestra el diagrama de actividades, donde se especifica el paso a paso de la consulta en históricos.

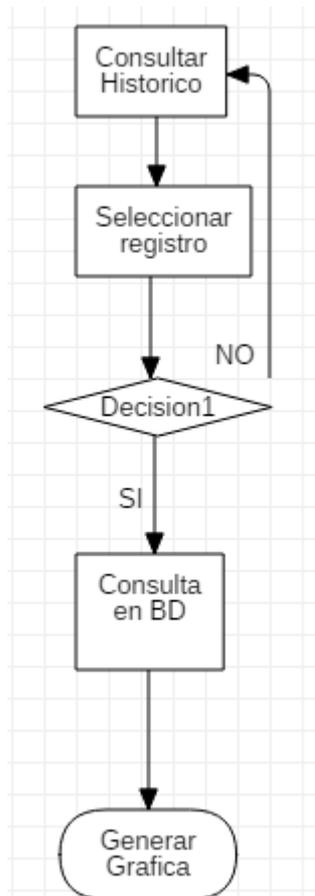


Ilustración 15: Diagrama de actividades consultar histórico.

De acuerdo a los análisis efectuados en esta fase, se determinaron las bases necesarias para el inicio del desarrollo del software, en el cual se determinan los lineamientos a seguir para entregar un producto que cumpla con lo definido.

## 9.2. Fase 2 (Análisis del riesgo)

En esta fase se analizan los diferentes riesgos que se pueden presentar al momento de iniciar con el desarrollo del proyecto. El objetivo es identificar los posibles riesgos que se generan y a sí mismo poder mitigar los mismos.

A continuación, se describen los posibles riesgos que se pueden presentar en el proceso del desarrollo del software.

### 9.2.1. Overfitting (sobre entrenamiento)

Al utilizar redes neuronales e iniciar el entrenamiento de las mismas, puede caer en sobre entrenamiento si no se seleccionan de forma correcta y variada las imágenes con las cuales se espera que aprenda los movimientos que se quiere.

Para evitar esto se deben seleccionar imágenes de buena calidad y desde un mismo enfoque para evitar errores de procesamiento, además todas estas imágenes deben ser diferentes.

### **9.2.2. Calidad de imágenes**

Se debe tener en cuenta la calidad de las imágenes con las cuales se va a entrenar la red neuronal, puesto que, si esta no es buena la red neuronal tendrá problemas al momento de iniciar el entrenamiento generando un alto porcentaje de error, además al capturar las imágenes, estas no pueden estar cortadas a la mitad del cuerpo del jugador y sin otros elementos que interfieran en la sección donde se ubica el jugador.

### **9.2.3. Clasificación de imágenes**

Cuando se inicia el proceso de clasificación de imágenes, se debe estar muy atento en no darle una segmentación a una imagen con un golpe que no le corresponde, al dar una clasificación errónea a una imagen, es decir, si una imagen muestra un golpe de derecha, pero se clasifica como si fuera un golpe de revés, la red neuronal no reconocería de forma correcta los movimientos anteriormente definidos.

### **9.2.4. Posición de los jugadores**

El estilo del jugador puede afectar la identificación de los golpes, puesto que si el deportista ejecuta el movimiento escondiendo la raqueta la imagen capturada no sería la óptima para efectuar el entrenamiento de la red neuronal, porque al momento de reconocer los movimientos no interpretaría de forma correcta el golpe ejecutado por el deportista.

### **9.2.5. Movimientos no identificados**

Cuando se inicie el proceso de detección de movimientos, cabe la posibilidad que dentro de cada imagen existan elementos que interfieren al momento de detectar un movimiento, estos elementos pueden ser el público, un caddie, los jueces. Por lo anterior la red neuronal deberá quedar bien entrenada.

Teniendo en cuenta los riesgos que se determinaron en esta fase, en el proceso de desarrollo se mitigó, se aclararon y se resolvieron los riesgos definidos, de este modo se optimizaron los tiempos en el proceso del desarrollo puesto que ya se tenían previstos los posibles riesgos.

## **9.3. Fase 3 (Proceso de desarrollo)**

En esta fase se describirá el paso a paso del desarrollo del software, especificando cada uno de los componentes creados y especificando las condiciones técnicas más relevantes del proyecto.

### **9.3.1. Descarga de imágenes**

Para el inicio del entrenamiento de la red neuronal, se necesita una cantidad considerable de imágenes, estas imágenes deben ser capturadas exactamente en el momento en que el jugador golpea la pelota con la raqueta y deben estar segmentadas por cada tipo de golpe. Para el proyecto se descargan aproximadamente 1200 imágenes que se almacenarán en la máquina localmente, para dar inicio al entrenamiento.

En la siguiente figura se muestra un ejemplo de las imágenes tomadas de Youtube mediante Spectacle:



Ilustración 16: Descarga de imagen de golpe de Derecha.

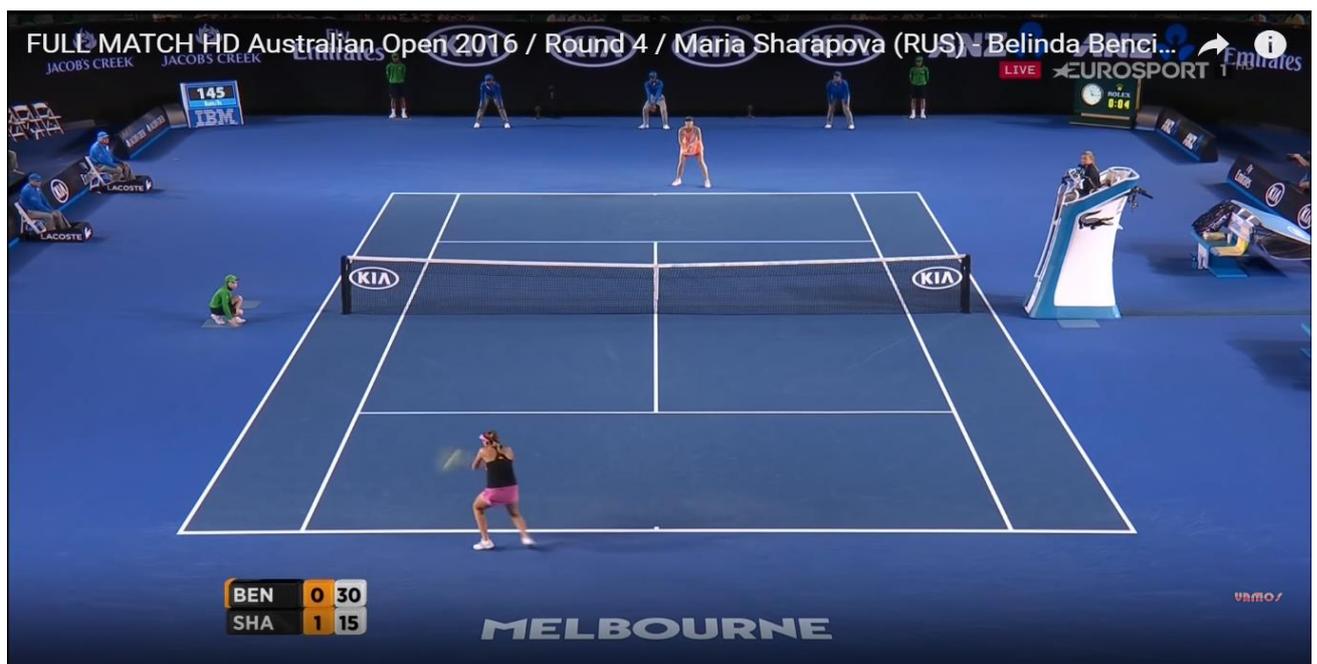
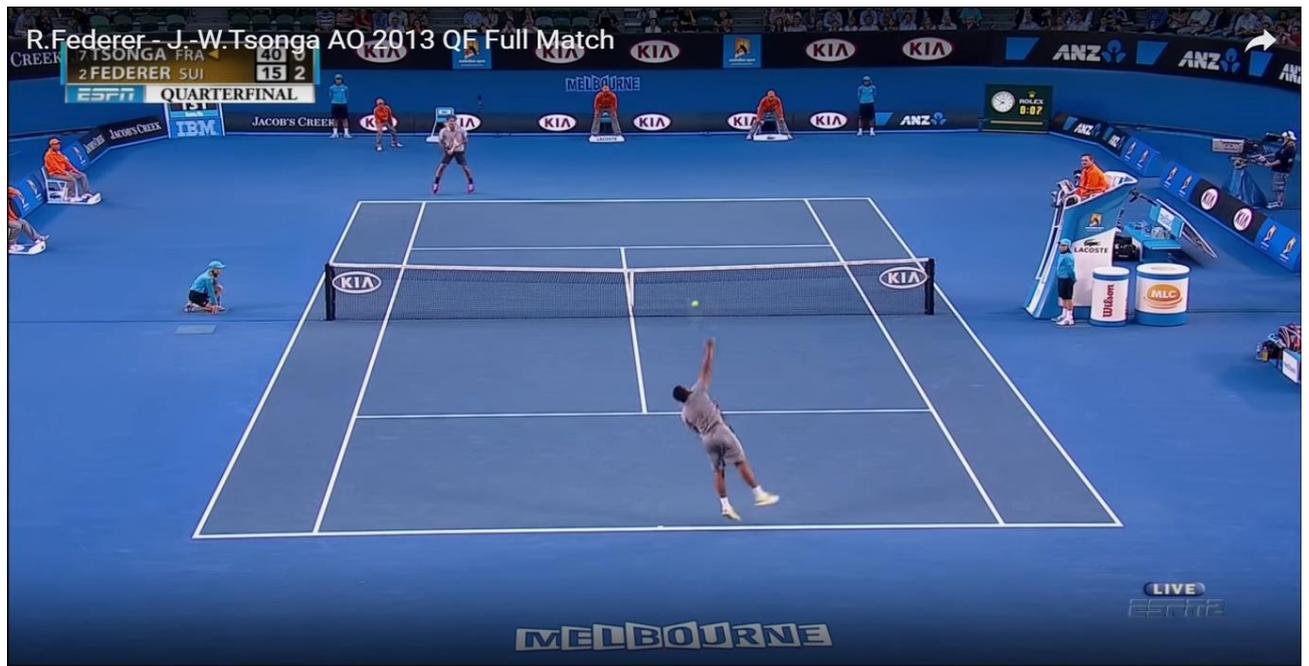


Ilustración 17: Descarga de imagen de golpe de Revés.



*Ilustración 18: Descarga de imagen de golpe de Servicio.*

### **9.3.2. Clasificación de imágenes**

Después de descargar las imágenes necesarias para el entrenamiento de la red neuronal, se debe iniciar el proceso de clasificación de las imágenes anteriormente descargadas. Para efectuar esta tarea se utilizará la herramienta BBoxLabel, necesaria para etiquetar cada imagen según su clase. En este punto se toma cada una de las imágenes y se selecciona el golpe que ejecuta el jugador. BBoxLabel genera un archivo de texto plano en el cual se listan las coordenadas del golpe dentro de la imagen. A continuación, se muestra un ejemplo de cómo queda la selección de la silueta de una imagen, la cual se utilizará para el entrenamiento de una red neuronal.

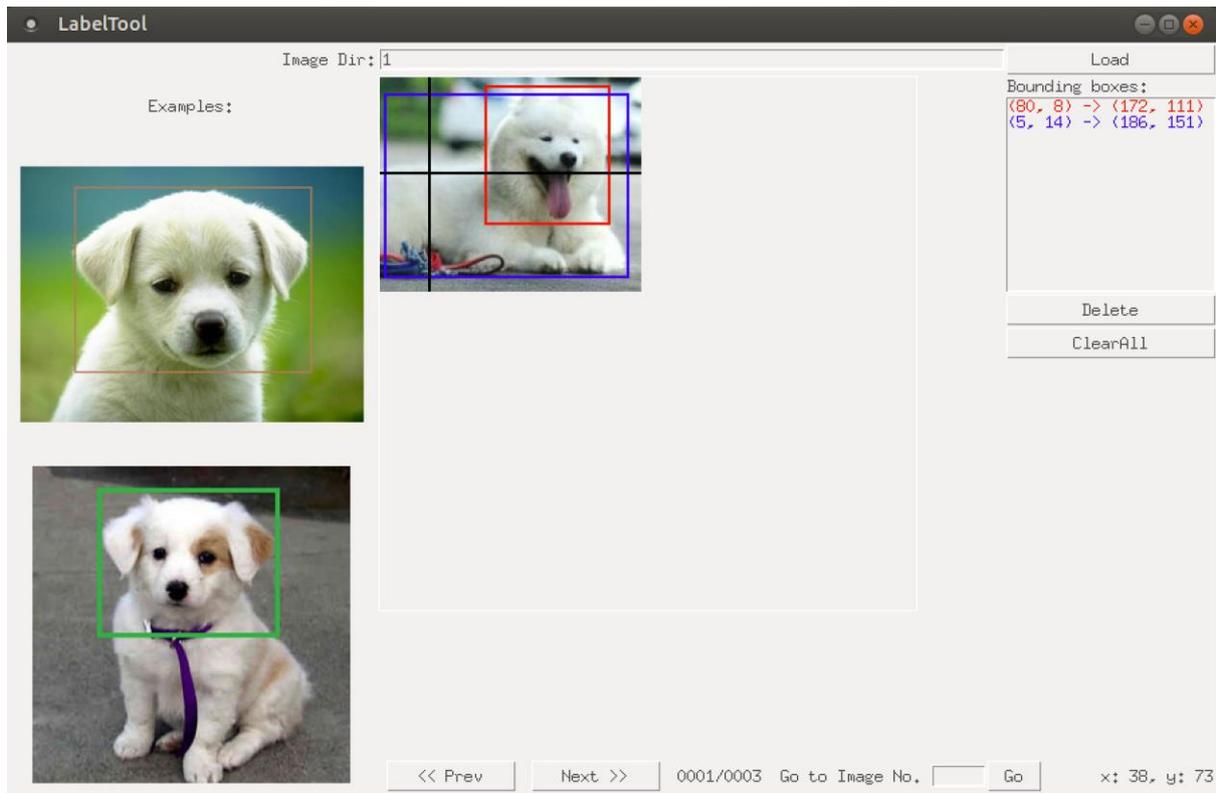


Ilustración 19: Captura de pantalla de la herramienta BBoxLabel. (Github) 2017.

Las siguientes líneas, describen el formato del archivo generado por BBoxLabel con su respectiva descripción:

*<Identificador de la clase> <x> <y> <ancho> <alto>*

**Identificador de la clase:** Identificador para cada golpe, el sistema cuenta con 3 valores posibles. (1) Derecha (2) Revés (3) Servicio

**x:** Coordenada en el eje x del centro del recuadro.

**y:** Coordenada en el eje y del centro del recuadro.

**Ancho:** Ancho del recuadro

**Alto:** Alto del recuadro

### 9.3.3. Script de generación coordenada con clases

Luego del etiquetado de las imágenes y generación de coordenadas por cada una, se debe definir en el archivo .txt generado a qué tipo de golpe corresponde la imagen. En este caso la clasificación de cada golpe se define de la siguiente manera:

0 – Derecha.

1 – Revés.

2 – Servicio.

Es muy importante la correcta clasificación de las coordenadas puesto que más adelante la red neuronal maneja cada tipo de golpe con los identificadores que se describieron.

### 9.3.4. Preparación de entorno de desarrollo

Previo al inicio del entrenamiento de la red neuronal, la máquina donde se va a ejecutar dicho proceso debe tener instaladas las siguientes librerías y framework's:

- . Driver Nvidia
- . CUDA
- . cudnn
- . OpenCv
- . YOLO Darknet
- . BBoxLabel
- . Electron
- . Sqlite3
- . Vue.js
- . Webpack

### 9.3.5. Ejecución de casos de pruebas

#### 9.3.6. Caso 1: Validación de entrada de formulario

Se valida el nombre de jugador campo de 40 caracteres máximo.

Fecha de nacimiento en formato (dd/mm/yyyy).

Descripción del encuentro texto máximo de 300 caracteres.

Inicio  
Videos  
Agregar Vídeo

### Procesar Nuevo Vídeo

Nombre del Jugador:  
jose arrieta

Fecha de Nacimiento  
12/12/1991

Descripción de Encuentro:  
prueba tex area dsjksdhhfkhdsjkjfhjdshfjhdsjkjhfsd sdjkhfjsdshfjhndsk sdjkhfjksdshfhkdsf kjshfjksdshktjds kjhfhksdhjkfsd kjshdfkjsjkhfhkjhdsjkjf kjshfjksdjkfjhkjsd kjshdfkjhdsdkjhfhksdj kjshdfkjhdsdkjfhfsd sdihsirhfhkihsikihfsd ikshdfhfsdik sdkihfhksdshfksdskfikdsh ksfkihdsdfknsfikhsdlkfaifoweifkwehfewhfkns

Click para Adjuntar Video Browse

Procesar

© Fundación Universitaria Los Libertadores

Ilustración 20: Registro de formulario.

Como se muestra en la Figura 21, el usuario puede adjuntar un video, pudiendo cargar solamente archivos en formato mp4.

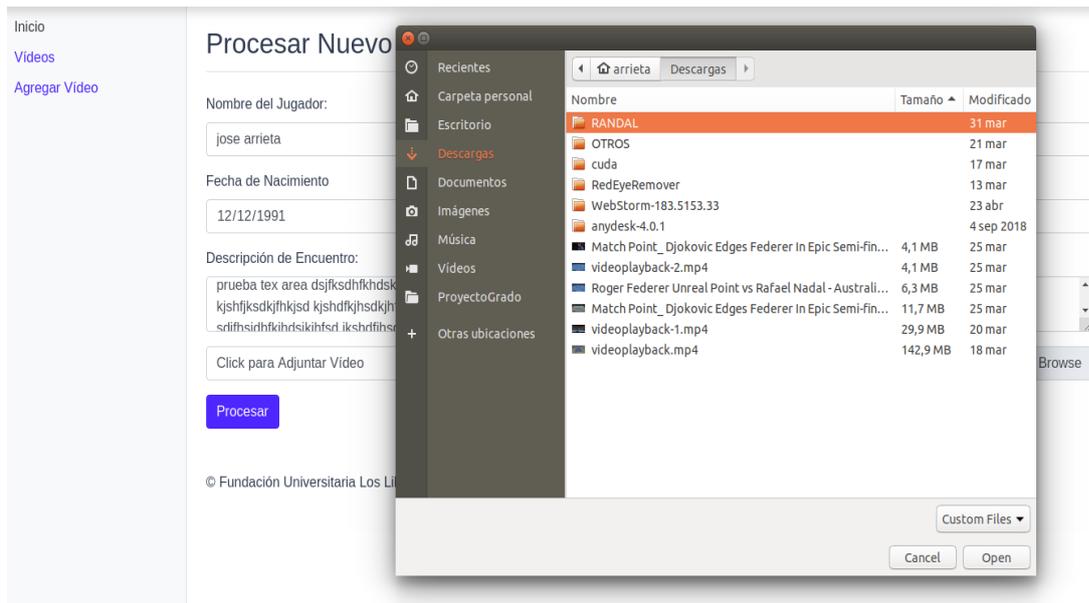


Ilustración 21: Adjuntar video.

### 9.3.7. Caso 2: Validación de consulta de históricos

Se ingresa a la opción de generación de gráficas, en donde se lista de manera correcta los partidos procesados.

#	Jugador	Edad	Encuentro	Acciones
11	alejandro	35	prueba	Acciones ▾
10	vghb	35	dfvghb	Acciones ▾
9	prueba	35	kj	Acciones ▾
8	sdgjhdb	35	ssgsdfjkgsdf	Acciones ▾
7	Linda Aroca	35	prueba	Acciones ▾
6	Prueba 2	35	Prueba 2	Acciones ▾
5	priebea1	35	prueba 1	Acciones ▾
4	Yesid Arrieta	35	mejor del mundo	Acciones ▾
3	akjndkj	35	kajsdnkj	Acciones ▾
2	sadjkhbh	35	ashdbhjasdbjh	Acciones ▾
1	hbhbjbh	35	uhuihuihuihui	Acciones ▾

Ilustración 22: Consulta de histórico.

### 9.3.8. Caso 3: Validación de cargue de video

Al dar clic en el botón de procesar se evidencia que el sistema inicia con el procesamiento del video.

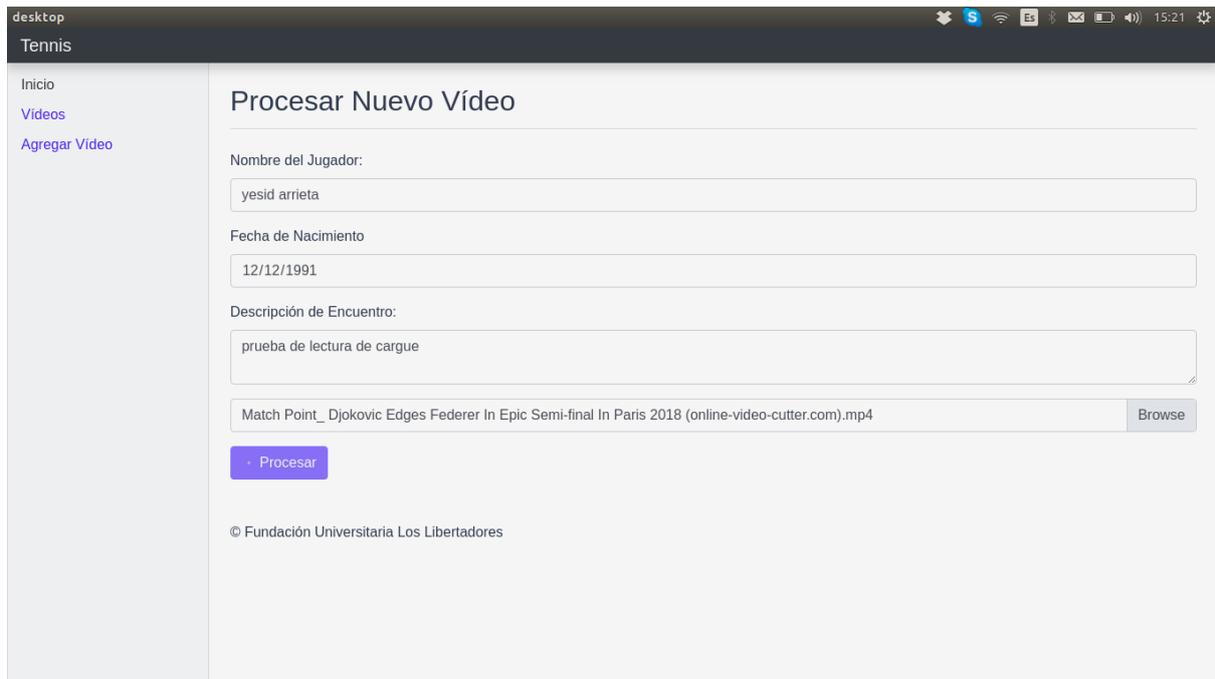


Ilustración 23: Procesar video.

### 9.3.9. Caso 4: Validación de golpe Derecha

El sistema al detectar un golpe de derecha lo marca con un recuadro color rosado. El sistema reconoce de manera óptima el golpe de derecha.

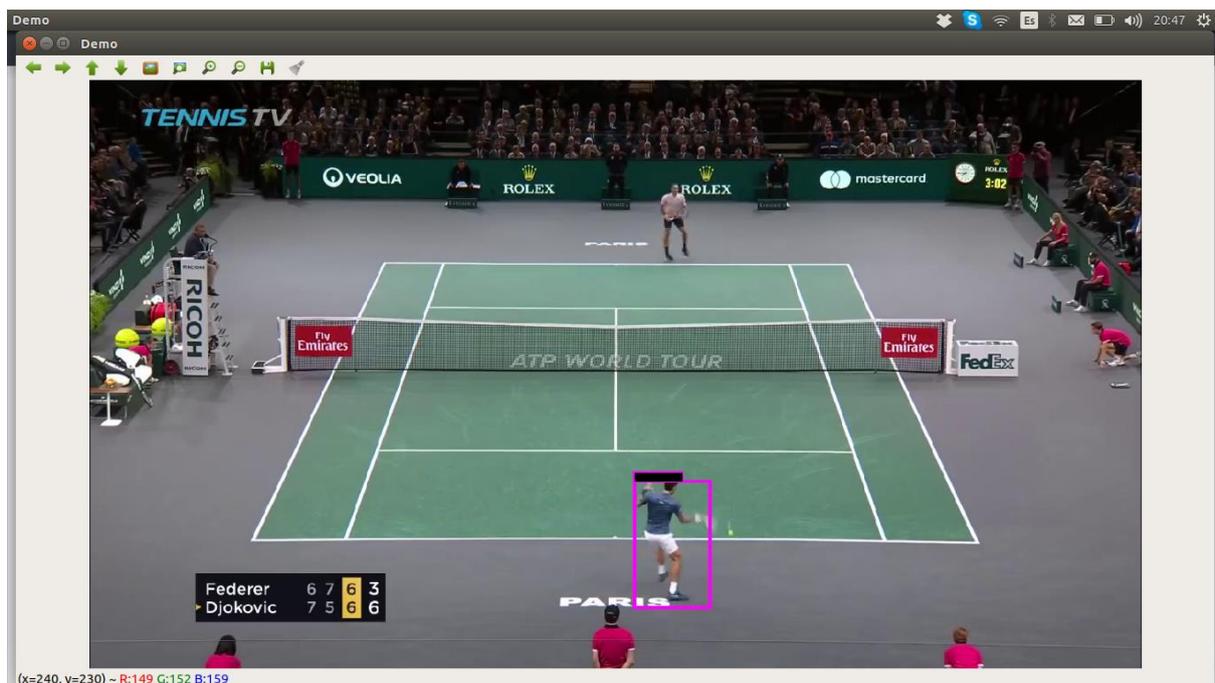


Ilustración 24: Golpe de derecha.

### 9.3.10. Caso 5: Validación de golpe revés

Cuando el deportista ejecuta el golpe de revés el sistema detecta de manera correcta dicho golpe y sobresalta la detección con un recuadro de color naranja.

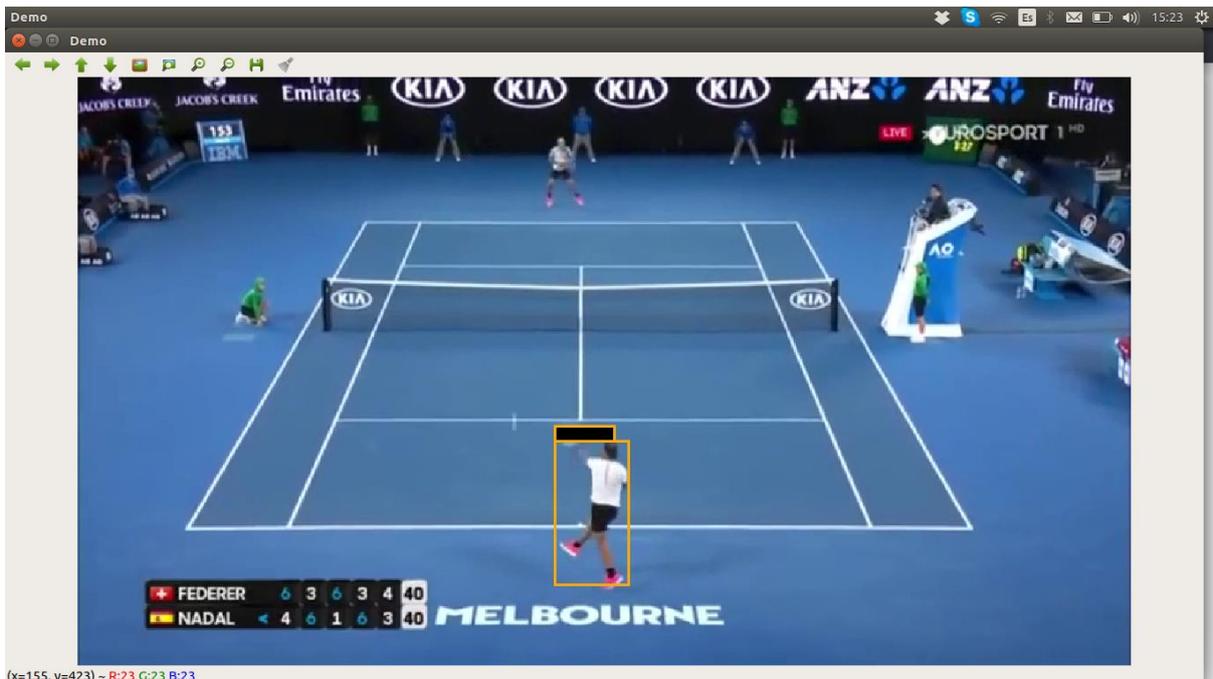


Ilustración 25: Golpe de revés.

### 9.3.11. Caso 5: Validación de golpe servicio

Cuando se ejecuta el golpe del servicio, el sistema marca el golpe con un recuadro de color verde.

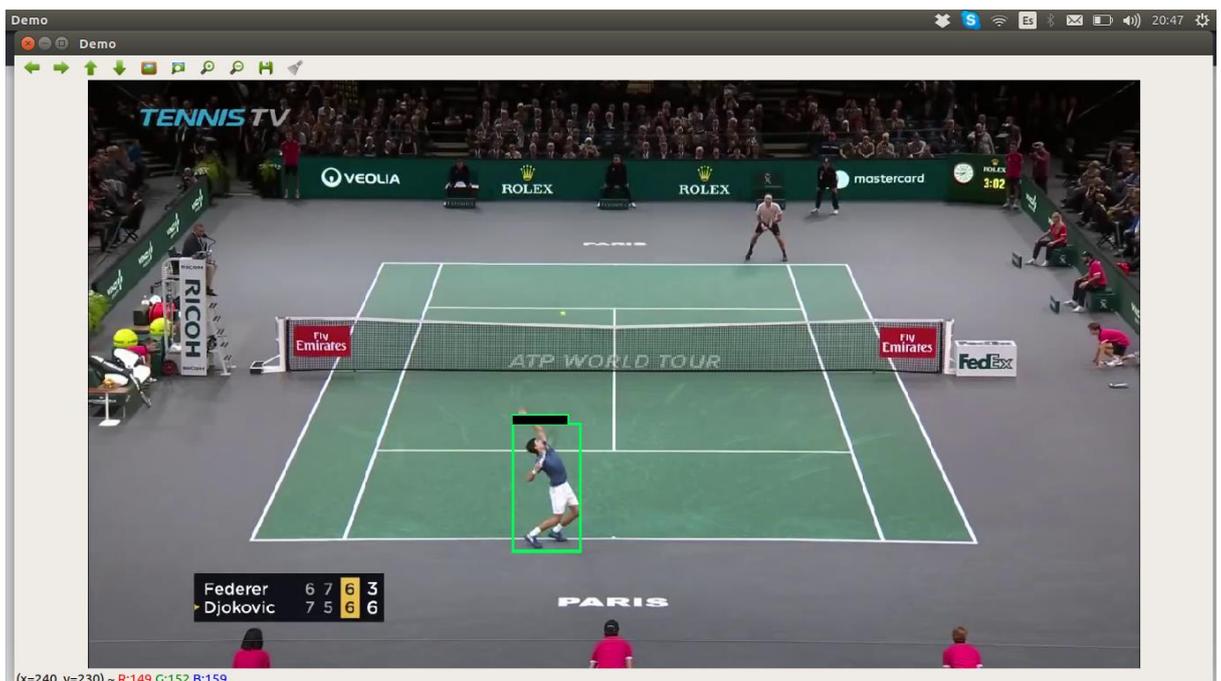


Ilustración 26: Golpe Servicio.

De acuerdo a las pruebas realizadas se evidencia que el software, detecta de forma correcta los diferentes tipos de golpes ejecutados por un deportista, además se genera de forma correcta las gráficas que muestran el conteo de los golpes.

## **9.4. Fase 4 (Planificación)**

En esta fase se debe evaluar si el ciclo anterior cumple con lo requerido además se toman decisiones si se debe seguir o no con el proyecto.

### **9.4.1. Problema de Generalización**

Al realizar la prueba del comportamiento de la red neuronal en videos con movimientos no contemplados como el desplazamiento sin que el jugador esté ejecutando algún golpe, cuando se enfoca al caddie o al mostrar el público que presencia el partido. La red neuronal trato de asociar las imágenes al golpe más similar, esto produjo que el revés fuese asociado a cualquier patrón similar, causando conteos de golpes que no correspondían a la ejecución real del deportista.

### **9.4.2. Solución del problema**

Debido a los problemas evidenciados es necesario agregar una nueva clase para poder diferenciar estos movimientos no contemplados y limitar el alcance del patrón asociado al golpe del revés, esta nueva clase fue denominada “Reposo”; allí se contemplan todas las acciones del deportista distintas a los golpes a identificar (Revés, Derecha, Servicio). Este tipo de golpe no será contabilizado ni se tendrá en cuenta al momento de mostrar las estadísticas.

### **9.4.3. Resultado Posterior**

De acuerdo a la solución planteada se entrena nuevamente la red neuronal con la nueva clase, la cual consta de 400 imágenes donde los deportistas se encontraban realizando acciones no contempladas. Se realizan pruebas funcionales con un nuevo video, allí se logra evidenciar que el patrón asociado al golpe del revés se ha refinado, por ende, la detección realizada por la red neuronal es mucho más precisa.

## **10. Análisis y resultados**

De acuerdo a la solución planteada se entrena nuevamente la red neuronal con la nueva clase, la cual consta de 400 imágenes donde los deportistas se encontraban realizando acciones no contempladas. Se realizan pruebas funcionales con un nuevo video, allí se logra evidenciar que el patrón asociado al golpe del revés se ha refinado, por ende, la detección realizada por la red neuronal es mucho más precisa.

Después de dicho entrenamiento se inició con la primera prueba de la red neuronal, para esto se ejecutó por comando la aplicación y se le envió una imagen para el test. Se evidencia que el reconocimiento lo hace de forma correcta para golpes como el servicio y derecha, pero el golpe de revés no se reconoce de forma correcta, puesto que los jugadores inclinan el cuerpo hacia al lado donde se recibe la pelota, así generando dificultades al momento de la captura de imágenes y a su vez generando problemas a la red neuronal. Adicional a esto se evidencia que, en los partidos de tenis por transmisión televisiva, hay interferencias tal cómo los cadíes, personas del público y jueces y el sistema trata también de reconocer los movimientos que estos elementos realizan.

En primera instancia, como el movimiento del revés no se reconoció de forma correcta, debido a que las imágenes con las que se entrenó la red neuronal no mostraban el movimiento de la

raqueta de forma clara, el sistema tomaba como “revés” cualquier movimiento diferente a derecha o al servicio.

Para mitigar el comportamiento anterior, se decide reconocer una cuarta posición, que es la posición que se denominó como “reposo”, esta posición es aquella en la cual el jugador está a la espera de recibir la pelota, también se considera cómo el movimiento que efectúa después ejecutar un golpe. Al tener este cuarto “movimiento”, la red neuronal adquiere una mayor precisión a la hora de diferenciar entre un revés o un golpe de derecha.

## **11. Conclusiones, recomendaciones y trabajos futuros**

### **11.1. Conclusiones**

- La captura de imágenes, deben ser de alta calidad, y sin interferencias de otros elementos en el punto donde se ejecuta el golpe.
- Se debe tener en cuenta que cada golpe tiene una particularidad especial de acuerdo al deportista de que lo ejecuta.
- Al capturar las imágenes necesarias para el entrenamiento de la red neuronal, estas deben ser de una misma proporción.
- Es importante tener una máquina con un buen procesamiento gráfico. Si se hacen con máquinas con poco procesamiento gráfico, el proceso de entrenamiento y reconocimiento de los movimientos, será de forma muy lenta.
- Al inicio del proceso de entrenamiento y validación del correcto entrenamiento, se presentan problemas con jugadores zurdos, ya que estos deportistas ejecutan los golpes con la mano y hacia un lado contrario, de cómo la ejecuta un jugador derecho.

### **11.2. Trabajos futuros**

En este proyecto de grado se fijan las bases necesarias, para que, en trabajos futuros, este método de reconocimiento de movimientos pueda implementarse para dar mejoras en el reconocimiento de golpes en el tenis, mejoras tales como poder reconocer más tipos de golpes de los especificados en este proyecto, tener la inteligencia de reconocer dos jugadores a la vez. Al igual que llevar un record de tipos de jugadas de muchos jugadores que practiquen el deporte del Tenis de Campo. Otro trabajo futuro podría ser, que funcionara el reconocimiento de los distintos movimientos de un jugador en línea. También cabe la posibilidad de poder implementar este método en el reconocimiento de movimientos técnicos en diferentes deportes.

## 12. Referencias

Berg, A. (2019). Large Scale Visual Recognition Challenge 2010 (ILSVRC2010). Recuperado el 7 de abril de 2014 de <http://www.image-net.org/challenges/LSVRC/2010>.

Bialik, C. (2014). The People Tracking Every Touch, Pass And Tackle in the World Cup. Fivethirtyeight. Recuperado el 12 junio de 2017 de <https://fivethirtyeight.com/features/the-people-tracking-every-touch-pass-and-tackle-in-the-world-cup>

Businesswire. (2014). Tennis Channel is No. 1 Affluent Ad-Supported Network on Television. Businesswire. Recuperado el 20 de octubre de 2017 de <http://www.businesswire.com/news/home/20150526005839/en/Tennis-Channel-No.-1-Affluent-Ad-Supported-Network>.

Coldeportes. (2016). Tecnología del deporte colombiano, un modelo internacional. Recuperado el 7 de agosto de 2018 de [http://www.coldeportes.gov.co/sala\\_prensa/noticias\\_coldeportes/tecnologia\\_deporte\\_colombiano\\_un\\_80583\\_80583](http://www.coldeportes.gov.co/sala_prensa/noticias_coldeportes/tecnologia_deporte_colombiano_un_80583_80583).

Damien Connaghan, Ciarán Ó Conaire, Philip Kelly, Noel E. O'Connor. (2010). Recognition of Tennis Strokes using Key Postures. Centre for Sensor Web Technologies Dublin City University.

Gnu. A Quick Guide to GPLv3. (2019). Recuperado el 4 de julio de 2019, de <https://www.gnu.org/licenses/quick-guide-gplv3.html>.

Google. Creative Commons - Ayuda de YouTube. (s.f.). Recuperado el 7 de octubre de 2017, de <https://support.google.com/youtube/answer/2797468?hl=es-419>.

Hurwitz. Judith. (2018). Machine Learning for dummies. United States. IBM Limited Edition.

Karpathy. A. (2017). CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition. Recuperado el 5 de octubre de 2017, de <http://cs231n.github.io/neural-networks-3>.

Krizhevsky, A., Sutskever, I., y Hinton, G. E. (2017). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. Communications Of The ACM, 60(6), 84-90.

Mahapatra, S. (2018). Why Deep Learning over Traditional Machine Learning? Recuperado el 11 de agosto de 2018, de <https://towardsdatascience.com/why-deep-learning-is-needed-over-traditional-machine-learning-1b6a99177063>.

Nummiaro, K., Koller-Meier, E. y Van Gool L. (2002). A color-based particle filter. In Proc. of 1st International Workshop on GenerativeModel-Based Vision(GMBV'02), 53–60.

Redmon, J. (2017). pjreddie/darknet. GitHub. Recuperado el 27 de octubre de 2017, de <https://github.com/pjreddie/darknet/blob/master/cfg/yolo9000.cfg>.

Redmon, J. y Farhadi, A. (2016). YOLO9000: Better, Faster, Stronger. Cornell University Library, n° 1.

Rossum, G. (1997). Comparing Python to Other Languages. Recuperado el 11 de agosto de 2018, de <https://www.python.org/doc/essays/comparisons>.

Sinha, U. (2018). Why OpenCV? Recuperado el 11 de agosto de 2018, de <http://aishack.in/tutorials/opencv>.

Stanford University School of Engineering. (2017). Lecture 11 | Detection and Segmentation [Video]. Recuperado el 27 de octubre de 2017, de <https://www.youtube.com/watch?v=nDPWywWRIRo>.

Stats LLC. (2017). Work with Stats. STATS. Recuperado el 26 de octubre de 2017 de <https://www.stats.com/why-stats>.

Stergiou. C. y Dimitrios. Siganos. (1996). Neural Networks. Imperial College London. Recuperado el 7 de octubre del 2017, de

[http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise\\_96/journal/vol4/cs11/report.html#Introduction to neural networks](http://www.doc.ic.ac.uk/~nd/surprise_96/journal/vol4/cs11/report.html#Introduction%20to%20neural%20networks)

Tong. S. y Chang. E. (2000). Support Vector Machine Active Learning for Image Retrieval. Communications Of The ACM.

Viola, P., Jones, M. (2003). Robust Real-Time Face Detection. International Journal of Computer Vision. Vol 57. 137-154.

Zahariev, I. (2016). C++ vs. Python vs. PHP vs. Java vs. Others performance benchmark (2016 Q3). Recuperado el 11 de agosto de 2018, de <https://blog.famzah.net/2016/09/10/cpp-vs-python-vs-php-vs-java-vs-others-performance-benchmark-2016-q3>

Figura 1. Dimensiones Oficiales de la Cancha de Tenis. (s.f.). Matchpoint [Figura]. Recuperado el 23 de noviembre de 2017, de <http://www.matchpoint.com.mx/canchadetenis.php>

Figura 2. Cosas De Tenis» Tipos de pelotas de tenisCosas De Tenis. (2019). Retrieved from <https://www.cosasdetenis.com/tipos-de-pelotas-de-tenis/>

Figura 3. Partes de una raqueta de tenis (2019). Retrieved from <https://www.fiebretenis.com/partes-de-una-raqueta-de-tenis>

Figura 4. Robledo Tenis Club (2018). Retrieved from [http://robledotenisclub.com/pagina/55/la\\_derecha](http://robledotenisclub.com/pagina/55/la_derecha)

Figura 5. Tenis Gaucho (2007). Retrieved from <http://tenisgaucho.blogspot.com/2007/09/revs-dos-manos-novak-djokovic.html>

Figura 6. Bison Fuerza (2015). Retrived from <https://bisonfuerza.es/tipos-de-golpes-en-tenis/>

Figura 7. Ertheo (2019). Retrived from <https://www.ertheo.com/blog/como-elegir-la-raqueta-tenis-adeuada/>

Ecured.cu. (2018). Raqueta de tenis - EcuRed. [online] Available at: [https://www.ecured.cu/Raqueta\\_de\\_tenis](https://www.ecured.cu/Raqueta_de_tenis) [Accessed 5 jul. 2018]

Características de una raqueta de tenis. (s.f.). Recuperado 4 julio, 2018, de <https://www.xatakaciencia.com/sabias-que/caracteristicas-de-una-raqueta-de-tenis>

Figura 8 [Características de una raqueta de tenis]. (s.f.). Recuperado 4 julio, 2018, de <http://redyseguridad.fi-p.unam.mx/proyectos/biometria/basesteoricas/reconocimiento.html>

Image Segmentation. (2018). Retrieved from <https://www.mathworks.com/discovery/image-segmentation.html>

Ojovisual.net. (2018). [online] Available at:

<http://www.ojovisual.net/galofarino/modeloespiral.pdf> [Accessed 24 Aug. 2018].

Aprende Machine Learning. (2018). Qué es overfitting y underfitting y cómo solucionarlo. [online] Available at: <http://www.aprendemachinlearning.com/que-es-overfitting-y-underfitting-y-como-solucionarlo/> [Accessed 27 Aug. 2018].

Tenis de campo - EcuRed. (2018). Retrieved from [https://www.ecured.cu/Tenis\\_de\\_campo](https://www.ecured.cu/Tenis_de_campo).

Pelota de tenis - EcuRed. (2018). Retrieved from [https://www.ecured.cu/Pelota\\_de\\_tenis](https://www.ecured.cu/Pelota_de_tenis).

Ecured.cu. (2018). Raqueta de tenis - EcuRed. [online] Available at: [https://www.ecured.cu/Raqueta\\_de\\_tenis](https://www.ecured.cu/Raqueta_de_tenis) [Accessed 2 Sep. 2018].

Historia – Fedecoltenis :: Federación Colombiana de Tenis. (2018). Retrieved from <https://www.fedecoltenis.com/site/1569>.

Redmon, J. (2019). YOLO: Real-Time Object Detection. Retrieved from <https://pjreddie.com/darknet/yolo/>

Gradient Descent: All You Need to Know. (2019). Retrieved from <https://hackernoon.com/gradient-descent-aynk-7cbe95a778da>

puzzledqs/BBox-Label-Tool. (2019). Retrieved from <https://github.com/puzzledqs/BBox-Label-Tool>