

# **PROYECTO FINAL DE INGENIERÍA**

**PENAL: SISTEMA DE ANALISIS Y PREDICCIÓN DE  
EJECUCIONES DESDE EL PUNTO DE PENAL EN EL  
FUTBOL ARGENTINO ENTRE 2020 Y 2025.**

**Fortunato Rossi, Mariano – LU1135771**

Ingeniería en Informática

Tutor:

**Rodriguez, Guillermo Horacio, UADE**

**2025**



**UNIVERSIDAD ARGENTINA DE LA EMPRESA  
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS EXACTAS**

## Agradecimientos

Con mucha felicidad me encuentro escribiendo esta pequeña sección de este proyecto final. Este apartado representa un momento de pausa en todo el esfuerzo que significó el desarrollo de este trabajo en todos sus aspectos. Es por eso que me gustaría agradecerle y dedicarle algunas palabras a todos los que se vieron involucrados en este camino.

A mi familia, quienes me han dado amor incondicional, salud, educación, y más de lo que cualquier persona podría pedir o necesitar. Sin ellos, no sería nada de lo que soy hoy, porque ellos me formaron y me guiaron por el camino correcto en todo momento.

A mis amigos, que siempre han estado para mí en los momentos más felices y también en los más difíciles que me han tocado vivir. Con ellos también comparto una gran pasión por el fútbol, que guió mi trabajo y me permitió combinarlo con la parte de mí que se interesa por la tecnología.

A mi pareja, que ha tenido que soportar largas horas escuchándome hablar de fútbol y de este proyecto, de cancelar o posponer planes para que yo pueda dedicarle tiempo a este trabajo. Solo tengo palabras de afecto y agradecimiento para con ella, porque siempre logra sacar lo mejor de mí todos los días.

A todas esas personas que, por diferentes razones, no pueden estar presentes hoy en día. Aunque no estén en el plano físico, siempre viven en mi corazón y sé que me acompañan en todo momento.

A todos los profesores, profesionales y en especial a mi tutor que, con algún comentario, alguna lección, o una buena clase, han dejado una marca en mi camino, permitiéndome aprender constantemente de todos ellos.

Por último, a todas esas personas que puedan estar quedando fuera de mi memoria en estos momentos, pero que también han sido importantes en este largo camino.

## Resumen

Los penales conforman un evento crucial durante los partidos de futbol y también en las tandas de definición en partidos de eliminación directa. El caso de éxito más reciente en Argentina tiene como protagonistas a Emiliano Martínez y el cuerpo técnico del seleccionado argentino de futbol que, gracias a su arduo trabajo de análisis y preparación, lograron ser fundamentales en la contención de penales ante Francia en la final de la copa del mundo en 2022.

Al mismo tiempo, la tecnología se encuentra en constante crecimiento y expansión en distintas áreas como la medicina, la educación, la agricultura, los deportes, entre otros. La introducción y aplicación de conceptos como inteligencia artificial y machine learning se integran con mayor naturalidad a las actividades cotidianas de estas ramas.

En este proyecto final, se busca consolidar una herramienta de asistencia a los arqueros y entrenadores de porteros para predicción y análisis de disparos desde el punto de penal en el futbol argentino, facilitando sus tareas diarias y ayudando a obtener resultados más acertados con la ayuda de visión computacional y algoritmos de machine learning.

## **Abstract**

Penalties are a crucial event during football matches and also during penalty shootouts on knockout games. The most recent success in Argentina has Emiliano Martinez and Argentinian national team coaches as protagonists when, after their hard work for analysis and preparation, they were crucial while stopping several penalties against France during world cup final in 2022.

At the same time, technology is continuously growing and expanding in different areas such as medicine, education, agriculture, sports, among others. The introduction and application of concepts like artificial intelligence and machine learning are applied naturally with day-to-day activities on those topics.

This final project seeks to consolidate an assistance tool for goalkeepers and coaches to predict and analyze penalty shoots in Argentinian football games, facilitating their tasks and helping them to obtain better results with the help of computer vision and machine learning algorithms.

## Índice

|          |   |    |
|----------|---|----|
| 1.       | Introducción.....                       | 8  |
| 1.1.     | Objetivos.....                          | 8  |
| 1.2.     | Alcance .....                           | 8  |
| 2.       | Antecedentes.....                       | 10 |
| 2.1.     | Marco teórico.....                      | 10 |
| 2.1.1.   | Fútbol.....                             | 10 |
| 2.1.1.1. | Reglamentación.....                     | 10 |
| 2.1.1.2. | Terreno de juego .....                  | 10 |
| 2.1.1.3. | Balón .....                             | 11 |
| 2.1.1.4. | Gol válido.....                         | 11 |
| 2.1.1.5. | Penal.....                              | 12 |
| 2.1.1.6. | Tanda de penales .....                  | 12 |
| 2.1.2.   | Inteligencia artificial.....            | 13 |
| 2.1.2.1. | Machine Learning .....                  | 13 |
| 2.1.2.2. | Big Data .....                          | 14 |
| 2.1.2.3. | Redes Neuronales Convolucionales.....   | 15 |
| 2.1.2.4. | Random Forest .....                     | 15 |
| 2.1.2.5. | XGBoost.....                            | 15 |
| 2.1.2.6. | Computer Vision .....                   | 16 |
| 2.2.     | Estado del arte.....                    | 16 |
| 2.2.1.   | Investigaciones previas.....            | 16 |
| 2.2.2.   | Proyectos desarrollados .....           | 17 |
| 2.3.     | User Research .....                     | 18 |
| 2.3.1.   | Entrevistas .....                       | 18 |
| 2.3.1.1. | Entrenador de arqueros .....            | 19 |
| 2.3.1.2. | Arquero .....                           | 19 |
| 2.3.1.3. | Conclusiones de entrevistas .....       | 20 |
| 2.3.2.   | User Persona.....                       | 21 |
| 2.4.     | Conclusiones.....                       | 22 |
| 3.       | Descripción del enfoque propuesto ..... | 24 |
| 3.1.     | Aportes de la propuesta .....           | 24 |
| 3.2.     | Análisis FODA .....                     | 25 |
| 3.3.     | Recolección de datos .....              | 27 |
| 3.3.1.   | Penales ejecutados.....                 | 27 |
| 3.3.2.   | Videos.....                             | 28 |
| 3.3.3.   | Posturas corporales.....                | 29 |
| 3.3.4.   | Consolidación.....                      | 31 |
| 3.4.     | ETL.....                                | 32 |
| 3.5.     | Machine Learning.....                   | 32 |
| 3.5.1.   | Resultados .....                        | 33 |
| 3.6.     | Requerimientos .....                    | 34 |
| 3.6.1.   | Funcionales.....                        | 34 |
| 3.6.2.   | No funcionales.....                     | 34 |
| 3.7.     | Casos de uso .....                      | 35 |
| 3.7.1.   | Cargar video .....                      | 35 |

|          |  |    |
|----------|--|----|
| 3.7.2.   | Predicción nuevo penal .....                       | 36 |
| 3.7.3.   | Sugerencia pateador existente .....                | 37 |
| 3.7.4.   | Detección de jugador .....                         | 38 |
| 3.7.5.   | Detección de posturas .....                        | 39 |
| 3.7.6.   | Analizar posturas .....                            | 40 |
| 3.8.     | Diseño de producto .....                           | 40 |
| 3.8.1.   | Nombre .....                                       | 41 |
| 3.8.2.   | Logo .....   | 41 |
| 3.8.3.   | Paleta de colores .....                            | 41 |
| 3.9.     | Diagramas de secuencia .....                       | 42 |
| 3.9.1.   | Predicción de un penal basado en posturas .....    | 42 |
| 3.9.2.   | Predicción de lanzamiento basado en pateador ..... | 43 |
| 3.10.    | Diagrama de flujo .....                            | 43 |
| 3.10.1.  | Pantalla de inicio .....                           | 44 |
| 3.10.2.  | Ver video .....                                    | 45 |
| 3.10.3.  | Cargar video .....                                 | 45 |
| 3.10.4.  | Ver jugadores .....                                | 47 |
| 3.11.    | Diagramas de arquitectura .....                    | 48 |
| 3.12.    | Frameworks y lenguajes .....                       | 49 |
| 3.12.1.  | Python .....                                       | 49 |
| 3.12.2.  | React .....  | 49 |
| 3.12.3.  | YOLOv11 .....                                      | 50 |
| 3.13.    | Diagrama de base de datos .....                    | 51 |
| 4.       | Metodología de trabajo .....                       | 54 |
| 4.1.     | Modelo en cascada .....                            | 54 |
| 4.2.     | Herramientas de trabajo .....                      | 55 |
| 4.2.1.   | Trello .....                                       | 55 |
| 4.2.2.   | GitHub .....                                       | 56 |
| 4.2.3.   | Visual Studio Code .....                           | 56 |
| 4.2.4.   | Amazon Web Services (AWS) .....                    | 56 |
| 4.3.     | Desafíos .....                                     | 57 |
| 4.4.     | Futuras mejoras .....                              | 58 |
| 5.       | Desarrollo de negocio .....                        | 60 |
| 5.1.     | Modelo de negocio .....                            | 60 |
| 5.1.1.   | Misión .....                                       | 60 |
| 5.1.2.   | Visión .....                                       | 60 |
| 5.1.3.   | Business Model Canvas .....                        | 60 |
| 5.1.3.1. | Propuesta de valor .....                           | 61 |
| 5.1.3.2. | Socios clave .....                                 | 61 |
| 5.1.3.3. | Actividades clave .....                            | 62 |
| 5.1.3.4. | Recursos clave .....                               | 62 |
| 5.1.3.5. | Segmento de clientes .....                         | 62 |
| 5.1.3.6. | Relación con clientes .....                        | 62 |
| 5.1.3.7. | Canales .....                                      | 62 |
| 5.1.3.8. | Estructura de costos .....                         | 63 |
| 5.1.3.9. | Fuente de ingresos .....                           | 63 |
| 5.2.     | Plan de negocios .....                             | 63 |

---

|   |    |
|---|----|
| 5.2.1. Modelo de suscripción.....                     | 63 |
| 5.2.2. Supuestos para el análisis económico .....     | 63 |
| 5.2.3. Inversión inicial.....                         | 64 |
| 5.2.4. Presupuesto de operación y mantenimiento ..... | 65 |
| 5.2.5. Flujo de fondos.....                           | 66 |
| 6. Pruebas funcionales .....                          | 70 |
| 6.1. Visualización de video.....                      | 70 |
| 6.2. Subida de video.....                             | 71 |
| 6.3. Predecir desde video .....                       | 72 |
| 6.4. Ver lista de jugadores .....                     | 73 |
| 6.5. Ver videos de jugador.....                       | 74 |
| 6.6. Análisis de jugador .....                        | 75 |
| 7. Conclusiones.....                                  | 77 |
| Bibliografía y referencias .....                      | 78 |
| Anexo I - Cronograma .....                            | 83 |
| Anexo II – Entrevistas .....                          | 86 |
| Anexo III – Repositorios .....                        | 91 |

## 1. Introducción

### 1.1. Objetivos

El objetivo del presente Proyecto Final de Investigación (PFI) es desarrollar un sistema de análisis y predicción de ejecuciones desde el punto del penal en el fútbol argentino entre enero de 2020 y junio de 2025 mediante visión por computadora y aprendizaje automático.

Para alcanzar el mencionado objetivo general, se establecieron los objetivos específicos listados a continuación:

- Recolectar videos de ejecuciones de penales provenientes de partidos y tandas de definición oficiales.
- Procesar los videos recolectados para detectar y extraer puntos clave del cuerpo de jugadores mediante técnicas de visión por computadora.
- Detectar patrones y movimientos recurrentes en las carreras de los jugadores.
- Entrenar modelos de Machine Learning (ML) para la predicción de la dirección del disparo a partir de las características previamente mencionadas.
- Asistir en la toma de decisiones estratégicas en la ejecución de penales en el fútbol.

### 1.2. Alcance

El resultado del proyecto final de ingeniería contempla un producto de software capaz de soportar el almacenamiento, procesado, análisis e interpretación de videos recopilados sobre remates desde el punto del penal.

El sistema utiliza datos recopilados de manera manual de los partidos de las competiciones del fútbol argentino que tomaron lugar entre el 1 de enero de 2020 y el 1 de junio de 2025 (Asociación del Fútbol Argentino, 2025), considerando específicamente las ediciones:

- Superliga 2019-2020.
- Copa Diego Armando Maradona 2020 – 2021.
- Torneo Socios de la Liga Profesional 2021.
- Torneo Binance 2022.
- Liga Profesional 2023.
- Torneo Betano 2024.

- Torneo Apertura 2025 (finalización 1 de junio de 2025).
- Copa Argentina: 2020, 2022, 2023, 2024, 2025 (hasta 1 de junio de 2025).
- Trofeo de Campeones: 2020, 2021, 2022, 2023, 2024.
- Copa de la Liga Profesional: 2021, 2022, 2023, 2024.
- Supercopa Argentina: 2019<sup>1</sup>, 2023, 2024.
- Supercopa Internacional: 2023, 2024.

Se busca que el producto final pueda analizar los videos de los remates, desde que comienza la carrera del pateador hasta el momento de disparo, junto con la dirección del remate y el resultado tras la ejecución, considerando que puede ser atajado por el arquero, enviado por fuera de la portería o culminar en gol.

El software extrae las características físicas del video a través de visión por computadora y se modela un sistema de ML para predecir la dirección de los disparos. El usuario final puede realizar búsquedas por jugadores disponibles en la base de datos y obtener un análisis por salida de texto de cómo son las ejecuciones de dicho pateador, los patrones identificados y otras características que resulten importantes para la planificación de estrategias.

Cabe aclarar que el desarrollo de este trabajo final no contempla:

- La salida de una interfaz gráfica para el usuario final.
- El análisis de penales ocurridos en partidos internacionales que involucren a los equipos argentinos durante dicho periodo de análisis.
- Factores externos, como condiciones climáticas o contexto del partido, o psicológicos, como el estado emocional.

<sup>1</sup> Debido a la pandemia ocasionada por el COVID-19, dicha edición de la Supercopa Argentina fue postergada para marzo de 2021 y por lo tanto se tiene en cuenta para la recolección de los datos. (Prensa River Plate, 2021)

## 2. Antecedentes

### 2.1. Marco teórico

#### 2.1.1. Fútbol

Este deporte se define como el “*juego entre dos equipos de once jugadores cada uno, cuyo objetivo es hacer entrar en la portería contraria un balón que no puede ser tocado con las manos ni con los brazos, salvo por el portero en su área de meta*”, según el diccionario de la lengua española (Real Academia Española, 2024).

El primer partido de fútbol disputado en territorio argentino fue registrado el 20 de junio de 1867 en el Buenos Aires Cricket Club (ESPN, 2022), donde participaron tan solo 16 personas en un partido de ocho contra ocho que duró aproximadamente dos horas, según fue indicado. Con el paso del tiempo y la influencia de inmigrantes ingleses que arribaban en el puerto de Buenos Aires, el fútbol en este país comenzó a tomar mayor importancia hasta llegar a la actualidad, donde es practicado por todas las clases sociales del país. En 2019, Argentina se posicionaba como el tercer país con más instituciones profesionales, 103 según la Federación Internacional de Fútbol Asociación (FIFA) (Ámbito, 2019).

##### 2.1.1.1. Reglamentación

Las reglas en este deporte han mutado con el paso del tiempo y lo seguirán haciendo en un futuro, siempre manteniendo el objetivo de un juego *limpio* y *justo* para los involucrados.

Se tomaron como referencia las reglas de juego oficializadas por la Asociación del Fútbol Argentina (AFA) para la temporada 2024/2025 (Asociación del Fútbol Argentina, 2024) en las competiciones organizadas por dicho ente, sobre la documentación inicial propuesta por The International Football Association Board (IFAB) que se encarga de regir las reglas oficiales para este deporte.

##### 2.1.1.2. Terreno de juego

Dentro del campo donde se disputa un encuentro, se deben cumplir las siguientes dimensiones oficiales:

- Área de meta: se trazan dos líneas perpendiculares a la línea de meta a 5,5 metros (m) de la parte interior de cada uno de los postes de la portería, y se adentraran 5,5m en el terreno de juego. Esta se ubica en ambos lados del campo, una correspondiente a cada equipo.
- Área penal: se trazan dos líneas perpendiculares a la línea de meta a 16,5m de la parte interior de cada uno de los postes de la portería, y se adentraran a 16,5m en el terreno de juego. Dentro de esta se marca un punto a 11m equidistante a los dos postes, que se define como *el punto penal*. Dicha área penal existe en ambos lados del campo, correspondiendo una a cada conjunto.
- Porterías: equidistantes de los puntos de esquina o *corners*, se ubican en cada una de las dos líneas de meta y constan de dos postes verticales y un larguero o *travesaño* que los une en la parte superior. Los postes se encuentran a 7,32m de distancia, mientras que el travesaño se ubica a 2,44m de altura con respecto al campo. Detrás de ellas se encuentra una red sujeta adecuadamente para contener el balón en caso de que ingrese a la misma y, junto con el resto de la estructura, debe estar anclada al suelo.

#### 2.1.1.3. Balón

También llamado *pelota* o *redonda*, este elemento fundamental del deporte debe cumplir:

- Ser esférico;
- Tener una circunferencia entre 68 y 70 centímetros (cm);
- Tener un peso entre 410 y 510 gramos (g);
- Tener una presión entre 0,6 1,1 atmosferas (atm).

En caso de desperfectos, el mismo debe ser reemplazado por otro de las mismas características para poder reanudar el encuentro.

#### 2.1.1.4. Gol válido

Para que una jugada culmine en una anotación y esta sea válida, el balón debe haber atravesado la línea de meta entre los postes y por debajo del larguero en su totalidad, y el equipo anotador no debe haber cometido una infracción en la misma jugada.

#### 2.1.1.5. Penal

Entre los aficionados de este deporte, también se lo conoce como *la pena máxima*, ya que se lo relaciona con facilitar una jugada de gol al contrincante.

Durante la disputa de un encuentro, se concederá un tiro penal en el caso de infracciones sancionables con tiro libre directo que ocurran dentro del área penal del infractor por parte de sus propios jugadores. Una vez que se determine la validez del penal, se procede a colocar la pelota en el centro del punto penal tal que se encuentre inmóvil, indicando con claridad quien ejecuta el mismo.

El guardameta del equipo defensor del penalti debe permanecer en su línea de meta frente al ejecutante hasta que este golpee el esférico. El resto de los jugadores deben permanecer:

- Al menos a 9,15m del punto penal;
- Detrás del punto penal;
- Dentro de los límites del campo de juego;
- Fuera del área penal.

Una vez ejecutado, el pateador no podrá volver a jugar el balón hasta que no haya sido tocado por un compañero de equipo o un adversario.

#### 2.1.1.6. Tanda de penales

Esta se lleva a cabo en partidos donde deba existir si o si un ganador y el resultado global del encuentro haya sido determinado como un empate entre los rivales, tomando lugar una vez finalizado el mismo. Generalmente se aplica a encuentros de eliminación directa en copas, comúnmente llamados *mata-mata*, porque uno de los dos equipos queda eliminado de la competición. El árbitro principal realiza un sorteo previo para determinar en qué portería se ejecuta la serie y quien toma el primer lanzamiento, mientras que cada equipo determina internamente los lanzadores seleccionados.

Una vez que se da comienzo a la definición, solo permanecen en el campo los jugadores autorizados de ambos equipos y el cuerpo arbitral. Cada equipo ejecuta cinco penales considerando:

- Los tiros se hacen por turnos.

- Cada lanzamiento es ejecutado por un jugador diferente, hasta que todos los jugadores seleccionados hayan ejecutado en la ronda correspondiente para poder volver a lanzar.
- Si antes de que ambos equipos hayan ejecutado sus cinco tiros, uno hubiera marcado más goles que los que el adversario pudiera anotar con sus cinco lanzamientos, se da por terminada la tanda.

Si luego de las cinco ejecuciones reglamentarias los equipos se encuentran en situación de igualdad, la tanda continua en series de uno a uno hasta que los lanzamientos de los equipos no coincidan y, por lo tanto, un equipo haya anotado más goles que su rival.

### 2.1.2. Inteligencia artificial

En la actualidad, la tecnología continúa avanzando para facilitar la vida diaria de las personas. Una herramienta con la cual convive la sociedad hace ya cierto tiempo es la Inteligencia Artificial (IA), la cual hace alusión a la capacidad de las computadoras de replicar el pensamiento y las acciones de una persona para realizar una tarea determinada (Columbia Engineering, 2025). Entre las principales ventajas identificables, podemos encontrar la reducción de errores humanos, la rapidez de respuesta y el aumento en la precisión de los resultados, pero siempre debemos considerar esta herramienta como un complemento y no como un reemplazo a la actividad humana.

Dentro de esta existen diversas ramificaciones orientadas a casos de uso y funcionalidades distintas, donde cada una busca aprovechar sus ventajas para obtener todo su potencial.

#### 2.1.2.1. Machine Learning

Como se anticipó anteriormente, una de las ramas que surge a partir de la IA es la de Machine Learning. Esta se caracteriza, además de imitar el accionar de los humanos, por su autonomía y su capacidad de aprendizaje (IBM, 2021), con el objetivo de mejorar su rendimiento y precisión al exponerse a situaciones nuevas y adquirir más conocimiento.

Si bien ha tomado gran exposición junto con la aparición de la IA, su nacimiento puede hallarse en la década de 1950 en un experimento realizado por Alan Turing, uno de los *padres* de la informática. En dicho momento, el matemático buscó que un computador

intentara engañarlo simulando ser una persona real y lo tituló como el ‘Test de Turing’ (Turing, 1950).

Dentro de esta rama de aprendizaje automático se encuentran dos vertientes más comunes: el aprendizaje supervisado y el aprendizaje no supervisado. Los algoritmos de aprendizaje supervisado son aquellos que tienen como finalidad predecir el valor de una variable objetivo a partir de un conjunto de datos previamente recolectado y preprocesado. Estas variables pueden ser clases y categorías y son consideradas como técnicas de clasificación, o inclinarse por un valor numérico continuo que se categorizan como modelos de regresión. Por otro lado, los modelos de aprendizaje no supervisados no cuentan con un elemento a predecir, sino que buscan identificar patrones o relaciones entre los datos y trabajar con esos resultados.

#### 2.1.2.2. Big Data

Al referirnos al análisis de grandes cantidades de información es vital introducir el concepto de Big Data. Este se refiere a conjuntos de datos de una magnitud muy grande y una complejidad elevada que hacen que no puedan ser trabajados a través de las herramientas tradicionales como hojas de cálculo o simples programas (Chen, 2024). Este término compuesto propone 5 características consigo en su planteo inicial, entre las que encontramos:

- Volumen: referido a la gran cantidad de información con las que se trabaja.
- Velocidad: para recibir, interpretar y procesar los datos.
- Variedad: en un gran volumen, la existencia de valores dispersos puede generar mejores procesamientos y salidas.
- Veracidad: es fundamental la confiabilidad de los datos con los que se trabaja para obtener resultados correctos.
- Valor: deben aportar una utilidad por la cual se los está manipulando.

En el deporte, mientras más información tengamos disponible, más completa puede ser la respuesta que obtengamos. Esto, teniendo en cuenta la cantidad de situaciones importantes que ocurren en cada partido, la amplia variedad de competiciones que hay en la actualidad y la facilidad de acceder a todos estos datos, algo impensado en épocas anteriores.

En el fútbol, más precisamente, es utilizado cada vez con mayor frecuencia para mejorar las estrategias deportivas (Caballero et. al., 2022) y así obtener una mayor precisión en el posicionamiento de los jugadores y las decisiones tácticas planificadas.

### 2.1.2.3. Redes Neuronales Convolucionales

Las redes neuronales son un subconjunto del ML correspondientes a una serie de algoritmos usados para el aprendizaje automático y el reconocimiento de patrones (Intel, 2025) sobre un gran conjunto de datos. De estas se desprenden las redes neuronales convolucionales (CNN), caracterizadas por su utilidad en el análisis de video extrayendo características para la clasificación y detección de información. Las CNN constan de tres elementos principales:

- Capas convolucionales: es el bloque principal, donde se aplican filtros y cálculos a la información de entrada.
- Capa convolucional adicional: la capa inicial puede conectarse a otra capa y formar una estructura jerárquica y así convertir los datos en valores numéricos y facilitar la interpretación y extracción de relaciones.
- Capa de agrupación: ayuda a reducir el número de parámetros de la entrada aplicando un filtro sin peso, y luego generar una matriz de salida.

### 2.1.2.4. Random Forest

Esta técnica corresponde a un algoritmo de clasificación donde se presentan un conjunto de árboles de decisión generados a partir de un *dataset* de entrenamiento. El principal objetivo de este modelo es obtener resultados estadísticos sobre el algoritmo de clasificación al evaluar múltiples árboles individuales (Murtovi et. al., 2023). Primeramente, se analiza cada árbol de decisión de manera separada para un dato de entrada, partiendo desde la raíz hasta llegar al nodo hoja y así obtener la clasificación predicha. Una vez que se evalúan todos los árboles, se toma como resultado el objeto con mayor frecuencia dentro de las predicciones generadas.

### 2.1.2.5. XGBoost

XGBoost es una técnica de aprendizaje automático que crea una serie de árboles de decisión de manera secuencial, corrigiendo los errores de sus antecesores para minimizar las decisiones incorrectas y así mejorar el rendimiento del sistema (Kanny et. al., 2025). Entre sus principales ventajas se encuentran la reducción de la complejidad de los árboles generados, el entrenamiento más rápido, la necesidad de menos espacio de almacenamiento y la aleatorización para reducir el sobreajuste. Además, en lugar de escanear todas las posibles

divisiones candidatas, XGBoost implementa un método basado en percentiles de los datos donde solo se prueba un subconjunto de divisiones candidatas y su ganancia se calcula usando estadísticas agregadas para así determinar la predicción de la variable objetivo.

#### 2.1.2.6. Computer Vision

La visión por computadora o visión artificial es una rama de la informática moderna que facilita a los ordenadores a identificar y detectar objetos y personas en imágenes y videos a observar. Al igual que las ramas mencionadas, su capacidad para automatizar y realizar tareas que resultan de gran complejidad y esfuerzo para los humanos (Microsoft, 2025) hace que sea un elemento crucial en las nuevas implementaciones que se necesitan desarrollar.

En cuanto a su funcionamiento, se envían entradas, ya sean imágenes o videos, para que estas puedan ser procesadas e interpretadas por los modelos. Una vez ingresados, estos datos son tomados por algoritmos entrenados que intentaran detectar patrones conocidos y cumplir funciones como clasificación, identificación o reconocimiento, entre otros.

En el deporte, esta técnica es fuertemente utilizada para la detección y seguimiento de objetos que luego serán interpretados para el análisis de partidos o planificación de estrategia en base a las salidas generadas.

### 2.2. Estado del arte

La tecnología y el fútbol son dos corrientes que día a día tienden a entrelazar más sus caminos debido al apoyo de la primera para corregir fallos arbitrales, asistir en jugadas casi imperceptibles por el ojo humano, entre otras cuestiones. Conceptos más complejos y recientes, como la IA, han comenzado a vincularse con los deportes por parte de los equipos para el análisis de jugadas o preparación de tácticas, aunque con menor fuerza debido a su falta de experiencia e inversión.

#### 2.2.1. Investigaciones previas

El estudio del uso de IA en la predicción de penales no es un área investigada en profundidad. Sin embargo, existen diversos documentos que apoyan el estudio de estadísticas y probabilidades en los disparos desde el punto de penal.

Se ha analizado un trabajo de fin de grado de un estudiante de España, buscando recopilar información que pueda llegar a ser relevante para el presente proyecto. Como

comenta el autor, la investigación busca generar un conjunto de información a partir de la recopilación de datos de la primera división española y el tratamiento de estos con *Deep Learning*, una rama de inteligencia artificial, para predecir la dirección de lanzamiento, el movimiento del portero y la culminación del remate en gol, parada o desvío (Garrido, 2021). El estudiante que plantea esta problemática describe ciertos conceptos interesantes como el uso de una red neuronal de clasificación, descartando una red convolucional, debido a que no contempla el procesamiento de imágenes. Otra característica destacada de su investigación es la división del arco en nueve zonas para facilitar el seguimiento de las ejecuciones, como puede observarse en la *Tabla I*.

TABLA I: División de una portería.

|                      |                   |                    |
|----------------------|-------------------|--------------------|
| IA: Izquierda Arriba | CA: Centro Arriba | DA: Derecha Arriba |
| IM: Izquierda Medio  | CM: Centro Medio  | DM: Derecha Medio  |
| IB: Izquierda Bajo   | CB: Centro Bajo   | DB: Derecha Bajo   |

Volvo, una reconocida empresa de la industria automotriz, sostiene la gran capacidad de estas tecnologías disruptivas para el análisis de datos en los deportes (Volvo, 2024) en uno de sus apartados de innovación. Dicha organización considera que los lanzamientos de penales son una cuestión meramente estadística y que, con un gran volumen de datos, la IA tiene información suficiente para generar mapas de calor y visualizaciones para entender los disparos de los jugadores.

### 2.2.2. Proyectos desarrollados

En cuanto a proyectos implementados, existen equipos que han comenzado a incorporarlos como asistentes de los cuerpos técnicos. La reconocida empresa Google trabajó exclusivamente con el Liverpool Football Club de Inglaterra para la investigación y el desarrollo de un sistema táctico de IA, denominado TacticAI, (TyC Sports, 2024) que les permite el cambio de estrategias y la optimización de toma de decisiones en la práctica. Este sistema parte de modelos predictivos y generativos a partir de la observación de jugadas y movimientos de los equipos, permitiéndole generar recomendaciones y predicciones sobre tiros de esquina, tiros libres, posicionamiento de jugadores, entre otras funcionalidades.

En cuanto al estudio concreto de los lanzamientos de penales, se halló una noticia que menciona el posible desarrollo de una herramienta que permita a los entrenadores aumentar la preparación para este tipo de escenarios (Clarín, 2017). El proyecto nace de un grupo de investigadores de Portugal durante la disputa de la Eurocopa 2016 y buscó ser perfeccionado durante la Copa Confederaciones 2017, torneo actualmente extinto, donde se aseguraba que el mismo estaría disponible previo a la finalización de ese año calendario. Su motivación parte de la ausencia algoritmos que permitiesen generar tales predicciones, por lo que encontraban un mercado sin explorar con grandes horizontes. Sin embargo, durante la recopilación de información para la elaboración de este trabajo, dicha herramienta no fue hallada y se desconoce su motivo.

### 2.3. User Research

En una entrevista con el Diario Olé, el ex entrenador de arqueros de Boca Juniors, Fernando Gayoso, planteó que desde su cuerpo técnico buscaban *'...tratar de ver en los posibles pateadores algún patrón, alguna seña en los momentos que pateaban, que nos pudieran dar alguna idea donde podían patear... a nosotros nos dio resultados porque lo que nosotros sacábamos en conclusión, generalmente terminaba pasando...'* (Scandolo, 2025) cuando se refería a las definiciones por penales que acercaron al club a la final de la Copa Libertadores 2023. Se destaca este fragmento y dicha entrevista ya que sirvió como base para la creación de las entrevistas profundizadas más adelante.

#### 2.3.1. Entrevistas

Como plan de investigación, se decidieron llevar a cabo dos entrevistas a personas relacionadas al ambiente del fútbol, más específicamente que cuenten con experiencia y conocimiento en el puesto de arqueros. El objetivo fue conocer sus cualidades, necesidades y oportunidades de mejora para poder obtener mejores resultados.

Las entrevistas realizadas, disponibles en el *Anexo II*, ayudaron a entender la perspectiva de los potenciales usuarios de esta solución y conocer qué características preferirían tener en una aplicación real.

#### 2.3.1.1. Entrenador de arqueros

El primer entrevistado fue Hernán Erario, quien se desempeña como entrenador de arqueros profesionales de manera individual y personalizada. Además de contar con el título de director técnico de fútbol profesional, también es Instructor de Fútbol Base FIFA, formación que le otorga conocimientos de entrenamiento, psicología, organización y reglamentación en este deporte. Su trabajo en equipos asentados en primera división, como Tigre, Velez Sarsfield y Banfield, entre otros, permiten garantizar la calidad de su aporte a este proyecto.

El exjugador comenta la presión que sienten los arqueros durante los partidos y como esta se intensifica en los penales y las tandas definitivas, enfatizando en la necesidad de mantener la calma durante estos momentos. Si bien plantea que se pueden practicar ciertas cosas en la semana previa a un partido, en el momento del lanzamiento el arquero suele confiar finalmente en su instinto.

En su labor cotidiano destaca algunas herramientas para analizar videos de los partidos o jugadas particulares para después trabajar en base a eso, como LongoMatch y Kinovea. También menciona que algunos equipos las usan para ver los penales y encontrar particularidades en los pateadores, como la postura o la carrera previa al disparo.

El actual entrenador considera que la información y las estadísticas disponibles en la actualidad son determinantes para el rendimiento del arquero, por lo que destaca que una herramienta para analizar penales podría ser útil para ahorrar tiempo, pero que necesita ser procesada por una persona y determinar la mejor decisión.

#### 2.3.1.2. Arquero

Para obtener una opinión complementaria, se realizó un acercamiento al ex arquero de las divisiones inferiores del Club Atlético Independiente de Avellaneda, uno de los considerados cinco grandes en Argentina, Lautaro Callejo. El joven oriundo de la ciudad de Quilmes actualmente milita en la Tercera Federación de la categoría amateur de España, luego de haber tomado un papel fundamental en el equipo Leonfortese del ascenso italiano. Su desarrollo temprano en el fútbol argentino aporta una experiencia cercana al marco geográfico que se encuentra bajo investigación, junto a su paso por el fútbol extranjero como un complemento interesante.

El portero contribuyó con una visión moderna y completa del fútbol actual y como los penales son una instancia clave en los partidos, ya que en caso de fallar cuesta recomponerse de estas situaciones. El joven afirma la importancia crucial que tienen los arqueros en las definiciones por penales, ya que si tienen un buen desempeño pueden contribuir mucho a la victoria del equipo. Su objetivo principal es contener al menos uno o dos penales en las tandas de penales, para poder darle más confianza a sus compañeros.

Si bien señala que la tranquilidad y la calma son fundamentales, siempre es una buena opción tener información adicional de los pateadores. Si no cuenta con información, suele esperar hasta el último instante para decidir hacia donde lanzarse luego de haber analizado al pateador en su camino hacia el balón. Al desempeñarse en una categoría aficionada, no cuenta con mucha información sobre sus rivales y esto lo lleva a priorizar su habilidad y experiencia a la hora de decidir.

Sin conocer mucho sobre tecnología e inteligencia artificial, afirma que cualquier herramienta que aporte información podría ayudarlo, pero que el instinto y lo observado en el terreno de juego lo ayudan mucho. En su actual equipo no suelen detenerse en los penales, pero sí en jugadas a balón parado como tiros libres y tiros de esquina para poder hacer una planificación táctica más minuciosa del equipo en general.

### 2.3.1.3. Conclusiones de entrevistas

Las entrevistas, en conjunto, permiten comprender que la toma de decisiones del arquero durante los penales combina información previa y lectura del gesto “en vivo”, apoyada en la calma y la experiencia, y que su mitigación resulta clave en el desenlace de los partidos. Sus testimonios legitiman el valor agregado de contar con información extra sobre los lanzadores, como tendencias, patrones, orientación, pero a su vez coinciden en que el instinto y lo observado en la carrera del pateador en el momento son determinantes ante la falta de información.

Para el proyecto, esto ayuda a fortalecer la necesidad identificada y permite tomar necesidades y requerimientos clave a incluir en el desarrollo del producto, como reportes claros y sencillos, búsquedas rápidas por jugador y tolerancia a escenarios sin datos. Así, la herramienta no pretende suplantar la actividad de los entrenadores o reemplazar la pericia del arquero, sino aumentarla con evidencia clara y oportuna que mejore la preparación y reduzca la incertidumbre en estos instantes decisivos.

### 2.3.2. User Persona

Se crearon dos User persona que se consideran principales targets de audiencia para el sistema planteado, a partir de la investigación de usuarios previamente desarrollada.

Por un lado, tenemos a un entrenador de arqueros en la *Figura 1*, que utiliza la herramienta como complemento a su trabajo diario. El usuario generaría predicciones antes de un partido de eliminación directa donde puede disputarse una tanda de penales, donde analiza a los jugadores disponibles del equipo rival y planifica el entrenamiento de preparación en base a la información capturada.



## PEDRO SANSICCO

*Entrenador de arqueros*  
*Especialista en penales*

- 47 años
- Casado
- Quilmes, Buenos Aires

**NECESIDADES**

- Una aplicación que le permita analizar videos y obtener sugerencias
- Utilizar la herramienta previo a un partido importante o en entrenamientos

**OBJETIVOS**

- Mejorar el rendimiento de los arqueros que entrena
- Preparar tandas de penales con mayor información y precisión
- Identificar patrones de pateadores de manera fácil y rapida

**FRUSTRACIONES**

- El análisis de los videos le lleva mucho tiempo
- No cuenta con una herramienta que lo ayude en su labor
- Cree que la intuición del arquero no es suficiente para contener penales

**TRAYECTORIA PROFESIONAL**

|                  |                                       |
|------------------|---------------------------------------|
| <b>2021-2025</b> | Independiente (ARG)                   |
| <b>2018-2021</b> | Godoy Cruz (ARG)                      |
| <b>2017</b>      | Curso nacional entrenamiento arqueros |
| <b>2016</b>      | Técnico Nacional de Fútbol (ATFA)     |

**TRAYECTORIA COMO JUGADOR**

|                  |                      |
|------------------|----------------------|
| <b>2011-2015</b> | Godoy Cruz (ARG)     |
| <b>2008-2011</b> | Gremio (BRA)         |
| <b>2001-2008</b> | Rayo Vallecano (ESP) |
| <b>1995-2001</b> | Aldosivi (ARG)       |

Figura 1: User persona de entrenador de arqueros.

En paralelo, se construyó un modelo para un jugador de fútbol profesional que se desempeña como portero, disponible en la *Figura 2*. Al igual que el entrenador, podría tomar provecho del sistema para estar mejor preparado previo a los partidos que disputa, en caso de que se sancione un penalti durante el mismo o si el partido alcanza una posible definición por penales.



Figura 2: User persona de arquero profesional.

## 2.4. Conclusiones

El fútbol, al igual que la mayoría de los otros deportes profesionales, cada vez se ajusta más al uso de tecnología para perfeccionar los rendimientos y alcanzar los mejores resultados para los equipos. Teniendo esto en cuenta, el área de los penales se sitúa como un terreno con mucho potencial para analizar y minimizar el margen de error y, a partir de la información recolectada, podemos confirmar que en la actualidad no existen soluciones de software que alcancen los objetivos que busca este proyecto.

TABLA II: Comparación de productos.

| Funcionalidad \ App | PENAL | Trabajo Final de Grado – Universidad Politécnica de Madrid | TacticAI |
|---------------------|-------|--|----------|
| Uso de IA           | SI    | SI   | SI       |
| Análisis de penales | SI    | SI   | NO       |

|                                    |    |    |    |
|------------------------------------|----|----|----|
| Análisis de trayectoria y patrones | SI | SI | NO |
| Análisis de postura corporal       | SI | NO | NO |

Se puede observar que el desarrollo de este trabajo, de tener resultados exitosos y cumplir con las expectativas planteadas, podría tener un amplio mercado por explorar.

### 3. Descripción del enfoque propuesto

El desarrollo consiste en tres elementos clave: la recolección de los penales ejecutados, y sus respectivos videos, para la construcción de un *dataset* estable; la utilización de algoritmos de visión por computadora para el análisis de estos y la extracción de características corporales de los pateadores; y la interacción final del usuario donde este pueda realizar consultas y predicciones a partir de la información capturada.

La consolidación de una base de datos acorde a las características de este proyecto incluye una estructura principal que almacena el núcleo del problema, agrupando los penales y características adicionales de los mismos, relacionándose a través de claves secundarias al resto de las estructuras. Estas se construyen a partir de la extracción de fuentes actualizadas de internet en una base de datos relacional.

La implementación de algoritmos de visión computacional permite identificar a las personas dentro del campo para luego, tras la interacción manual, tomar los datos corporales en un análisis más detallado de los ejecutantes de los disparos. Estos datos extraídos son incluidos en el *dataset* generado y son preprocesados antes de ser utilizados, garantizando la consistencia y relevancia de estos.

Los usuarios finales acceden al producto desarrollado para obtener información procesada y poder generar conocimiento a partir de su uso, sosteniendo el proceso de transformación digital en el ámbito deportivo (Leon, et. al., 2025).

La solución planteada propone una herramienta de apoyo para las personas ligadas al fútbol, específicamente desempeñando roles en contacto directo con los arqueros, proporcionando información adicional y permitiendo tomar decisiones estratégicas con mayor precisión.

#### 3.1. Aportes de la propuesta

El producto de software desarrollado realiza las siguientes contribuciones:

- Generación de un set de datos reutilizable de penales en el fútbol argentino.
- Fomento de la utilización de la tecnología, principalmente de IA y visión por computadora, en el fútbol.
- Contribución al planeamiento estratégico de los entrenadores, cuerpos técnicos y porteros.

- Ahorro de esfuerzo y tiempo empleado por el personal de los clubes dedicado al estudio y preparación de estos lanzamientos.
- Construcción de una herramienta para el análisis de disparos desde el punto del penal en el fútbol, evitando el posible sesgo y error humano.
- Base para posibles investigaciones y desarrollos futuros sobre esta área.

### 3.2. Análisis FODA

El análisis FODA, cuyo acrónimo corresponde a fortalezas, oportunidades, debilidades y amenazas, es una herramienta de diagnóstico sencilla que permite elaborar una perspectiva general de la situación de una organización en su uso más frecuente, pero que también se puede utilizar para explorar las posibilidades concretas de un nuevo proyecto o solución (Sánchez Huerta, 2020). Sus atributos evalúan las condiciones internas, dentro de fortalezas y debilidades, y externas, en las oportunidades y amenazas, para hacer un análisis integral.

En el contexto de este proyecto, se logró determinar el siguiente análisis:

- Fortalezas
  - o Stack moderno y modular: al utilizar visión computacional, una base de datos relacional y Machine Learning, entre otros componentes, la solución puede actualizarse, ajustarse y reorganizarse fácilmente.
  - o Escalabilidad: si bien el *dataset* inicial es acotado por el alcance definido, la solución puede crecer y adaptarse a necesidades futuras en caso de crecimiento.
  - o Solución no sesgada: al entrenar un modelo generalizado, el producto busca evitar sugerencias condicionadas y también prevé el error humano que puede estar implícito en un análisis.
- Oportunidades
  - o Falta de solución existente: no existen herramientas que busquen cubrir el análisis de estos eventos dentro de los partidos de fútbol.
  - o Ahorro de esfuerzo: los cuerpos técnicos realizan el análisis de los penales de manera manual, lo que podría facilitar y complementar su trabajo.
  - o Consolidación del *dataset*: no existe un *dataset* de penales del fútbol argentino que cuente con extracción de características físicas de los pateadores.

- Extensión a otras categorías: con una solución consolidada, se puede extender a nuevas ramas del fútbol como las divisiones inferiores o el fútbol femenino.
- Debilidades
  - Necesidad de interacción manual: al cargar los videos es necesaria la intervención para definir al pateador del disparo y así extraer correctamente sus posturas.
  - Posturas incorrectas o no detectadas: los algoritmos de detección de posturas no son precisos en su totalidad, por lo que pueden existir errores o falta de información.
  - Calidad de los videos: la resolución de los videos suele ser baja, además que no cuentan siempre con el mismo ángulo o altura de cámara, lo cual puede inferir en la fiabilidad de los datos a analizar.
- Amenazas
  - Dificultad para ingresar al mercado: el fútbol de las divisiones más altas de cada país suele tener herramientas de video análisis ya consolidadas y de renombre, por lo que puede ser complejo establecerse como marca ante los diferentes clubes o personas.
  - Resistencia al uso: ante la exigencia y las altas expectativas que mantiene el fútbol en Argentina, la solución puede ser rechazada si no genera resultados efectivos.

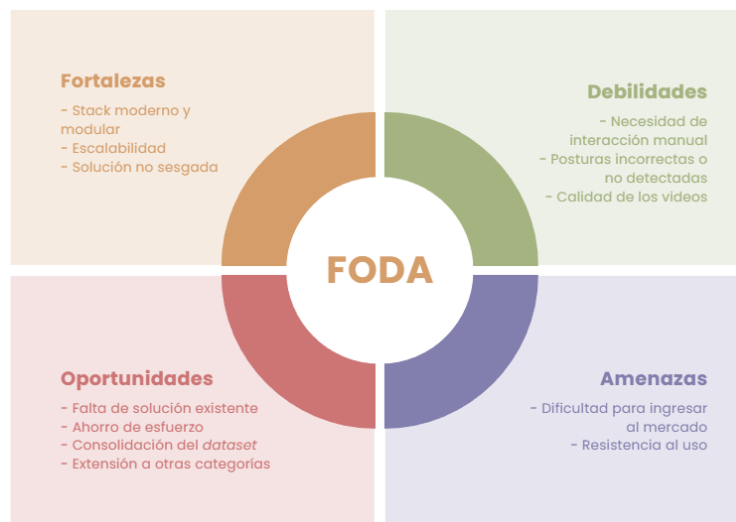


Figura 3: Análisis FODA.

### 3.3. Recolección de datos

La etapa inicial de este proyecto se enfoca en la construcción de un conjunto de datos propio, debido a la falta de disponibilidad de una base de datos que cubra las necesidades, lo cual resulta fundamental para el correcto funcionamiento del sistema final. Para ello se utilizan fuentes como *API-Football*, que facilita la extracción de información del deporte a analizar, y *YouTube*, una de las plataformas de contenido audiovisual del siglo XXI de mayor renombre (Morales, 2024), para la obtención de material oficial de los penales ejecutados.

Todos los materiales desarrollados como parte de este proyecto se encuentran detallados en el *Anexo III*.

#### 3.3.1. Penales ejecutados

Se hace uso de la interfaz de *API-Football* debido a su robustez, confiabilidad y disponibilidad de la información necesaria. Para evitar la limitación de las consultas efectuadas y anticipar posibles demoras, se contrata el plan de suscripción pago *PRO* que ofrece dicha plataforma, que permite 7500 consultas diarias (API-Football, 2025) para obtener datos sobre jugadores, torneos y partidos, entre otros. Además, esta herramienta ofrece a los usuarios, en cualquiera de sus planes, un *dashboard* en línea que permite realizar consultas con una interfaz gráfica sencilla para búsquedas rápidas.

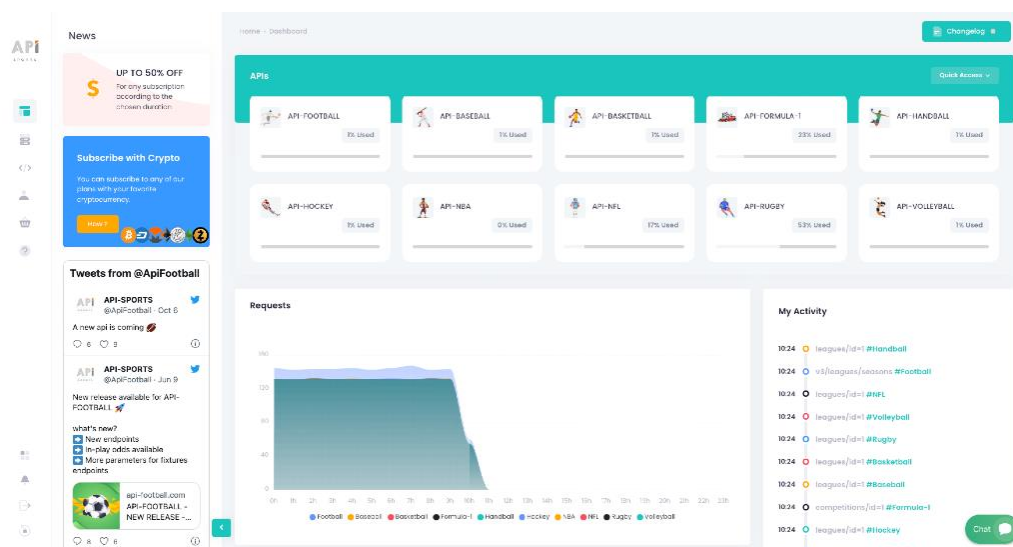


Figura 4: *Dashboard* interactivo de *API-Football*.

Inicialmente se desarrollaron una serie de programas en el lenguaje de programación Python. Las salidas generadas tienen formato de planilla de cálculo para una visualización más amena y estructurada.

El *script* bajo el nombre *competiciones.py* fue el primero en desarrollarse para poder obtener todas las competiciones que el servicio de *API-Sports* tenía disponible. Luego de su ejecución, se filtró de manera manual las competiciones previamente especificadas en el alcance de esta investigación.

Posteriormente, se elabora el programa *fixtures.py* que busca, a partir del archivo de salida de competiciones, los identificadores de cada partido disputado en los torneos relevantes. Nuevamente se realiza una intervención manual para garantizar que no existieran encuentros fuera del periodo entre enero de 2020 y junio de 2025.

A partir de los partidos recolectados, se crearon los *scripts eventos\_fixture.py* y *penales\_por\_equipo.py* cuyo objetivo es extraer todos los eventos registrados por la interfaz, para luego filtrar los lanzamientos de penal, y la cantidad de penales que fueron sancionados a cada equipo, respectivamente. Entre ambos archivos generados se genera una planilla con una estructura unificada que funciona como el esqueleto de la base de datos agregando un identificador único, a utilizar posteriormente como clave primaria.

Finalmente, se desarrolló un programa capaz de obtener nombre y apellido de todos los ejecutantes registrados en los penales obtenidos bajo el nombre de *jugadores.py*.

### 3.3.2. Videos

Teniendo en cuenta la fuente de información previamente consolidada, se utiliza la plataforma de almacenamiento y distribución multimedia de Google para hacerse de los videos que incluyeran las ejecuciones de los penales registrados para su estudio.

Se buscaron fuentes oficiales avaladas por la AFA que cuenten con los derechos de transmisión y distribución pertinentes, como *ESPN* y *TNT Sports* para torneos de liga (El Destape, 2025) y *TyC Sports* para la Copa Argentina (Aire Digital, 2025).

Los archivos buscados corresponden a los resúmenes de los encuentros en su versión completa. Los mismos fueron descargados y almacenados de manera local utilizando el programa *descarga\_de\_videos.py* desarrollado, que utiliza un *software* de uso libre disponible bajo la licencia del MIT (Soria, 2024).

Una vez finalizada la descarga de los materiales, se procesan de manera manual los archivos con la aplicación *Microsoft Clipchamp* en su versión gratuita de escritorio para recortar la duración de los videos, focalizando en los penales identificados. Esto permite la reducción de tamaño de los archivos, facilitando su almacenamiento y eliminando información innecesaria para este proyecto.

### 3.3.3. Posturas corporales

Para la obtención de las posturas corporales de los pateadores, parte fundamental del objeto de estudio, se procesan manualmente los videos optimizados a través del programa *detector.py* creado. El mismo detecta, utilizando el modelo de *YOLOv11* de visión computacional, a todas las personas presentes en el video en cuestión a partir de un parámetro de confiabilidad sugerido por la documentación del algoritmo. Cada jugador es identificado con un ID único y facilitado al usuario por pantalla para que este determine finalmente al pateador en cuestión.



Figura 5: Visualización por pantalla de la detección de jugadores.

```

🚀 INICIANDO ANÁLISIS DE LANDMARKS DE JUGADORES
=====
✓ Tracking de IDs consistente
✓ Detección de 17 keypoints corporales
✓ Selección interactiva de jugadores (uno o múltiples)
✓ Exportación a CSV
✓ Nombres de archivo basados en el video
📁 Procesando video: .\videos_limpios\51.mp4
🔪 Resolución: 1920x1080, FPS: 30, Frames totales: 151
🔵 PRIMERA PASADA: Detectando y trackeando jugadores...
Progreso: 19.9%
-----
💡 OPCIONES DE SELECCIÓN:
• Un jugador: Ingresa el número (ej: 2)
• Múltiples jugadores: Separa por comas (ej: 1,3,5)
• Todos los jugadores: Ingresa 'todos' o 'all'
• Cancelar: Ingresa 'q' o 'quit'
-----
¿Qué jugadores quieres analizar? (1-9): 1

```

Figura 6: Solicitud de entrada por terminal para selección de IDs.

El *script* genera un resumen de la información más relevante del video procesado, y permite al usuario ingresar uno o más IDs del pateador identificado. La decisión de permitir más de un valor se basa en la falta de precisión del modelo ante múltiples personas involucradas en el video generando, en algunos escenarios, más de un ID valido para el mismo pateador. Al consolidar el archivo de salida, se extrae cada uno de los *frames* del video y, en caso de seleccionar múltiples IDs, se queda con el que contemple mayor cantidad de valores no nulos, priorizando las entradas que aporten más información.

Finalmente, se realiza la segunda iteración para el video donde se extraen los *landmarks* del modelo de visión artificial usado, especificados con mayor detalle en secciones posteriores. El usuario recibe un nuevo sumario de la información extraída como se observa en la figura a continuación.

```

SEGUNDA PASADA: Extrayendo landmarks de 1 jugadores
Jugadores candidatos: [1]
Los datos se guardarán en: ./csvs/51.csv
Extrayendo 17 keypoints corporales por frame...
Estructura CSV: 52 columnas (frame + 17 keypoints x 3 valores)
Progreso: 33.1% | Landmarks detectados: 94.0%
Progreso: 66.2% | Landmarks detectados: 79.0%
Progreso: 99.3% | Landmarks detectados: 82.7%

✓ Análisis completado!
Frames procesados: 151
Frames con landmarks: 125 (82.8%)
Datos guardados en: ./csvs/51.csv

=====
ANÁLISIS COMPLETADO EXITOSAMENTE
=====

Jugador analizado: ID-1
Frames totales: 151
Archivo CSV: ./csvs/51.csv
    
```

Figura 7: Salida final por terminal del procesamiento de video.

Para poder visualizar los *landmarks* superpuestos al video analizado, se desarrolla *visualizador.py* que permite seleccionar un archivo multimedia en formato MP4 y un archivo en formato CSV que procesan la información y sirven para validación por parte del usuario.



Figura 8: Visualización de resultados obtenidos.

### 3.3.4. Consolidación

La construcción del *dataset* en cuestión resulta necesaria para garantizar la integridad, consistencia y fiabilidad de los datos. La fuente de datos en su totalidad a utilizar se propone como un diagrama de estrella explicado en profundidad en secciones subsiguientes del presente documento.

### 3.4. ETL

Tras la recolección y consolidación previamente detallada, se llevó adelante un proceso de extracción, transformación y carga (ETL, por sus siglas en ingles) para poder trabajar con los datos de manera adecuada. Estas conforman tres etapas sucesivas que, en conjunto, permiten la gestión de la información a partir de su adquisición, preparación y entrega eficiente y confiable a los sistemas y aplicaciones que los usan (Marchetti, 2023).

Inicialmente se cargó el *dataset* generado a la plataforma donde permite tener una visualización rápida de los datos extraídos, las columnas del set de datos, los tipos de datos, la distribución de la información, los valores únicos, entre otras características.

Luego de esto, se realiza la limpieza y preprocesamiento de los datos, eliminando aquellas filas que no tengan datos cruciales (altura y lado), no cuenten con al menos el 50% de los valores a evaluar y corregir las líneas con datos faltantes.

Posteriormente se pasa a la etapa de ingeniería de características, en la cual se busca separar las variables contextuales, detectar aquellas con valores únicos y eliminar las columnas no relevantes o que no aporten información. Finalmente, se muestra la distribución de las variables objetivo junto con el tamaño final del *dataset* a analizar.

Todo este proceso se encuentra documentado y almacenado en un repositorio de Colab, una herramienta en la nube de Google para este tipo de actividades, facilitado en el Anexo III.

### 3.5. Machine Learning

Como actividad inicial, se separaron las características a evaluar dentro del *dataset*, como las posturas corporales, de las variables objetivo, siendo estas la altura y el lado. Para preparar el entrenamiento y la prueba, se busca utilizar la técnica de estratificación para intentar dividir los datos en subgrupos homogéneos que cuenten con una distribución similar en las variables objetivo. En cuanto a las métricas a contemplar, se utiliza la exactitud o *accuracy*, el F1 score, la predicción exacta y Haming Loss (Schlosser et. al., 2024), además de matrices de confusión en cada modelo.

Para el desarrollo de los modelos, se utilizaron aquellos que permitan la predicción de múltiples objetivos debido a la necesidad de este proyecto, dentro de los cuales se focalizó en Random Forest y XGBoost.

### 3.5.1. Resultados

Luego de preparar y entrenar los modelos, se obtuvieron los siguientes resultados evaluados a partir de las métricas especificadas.

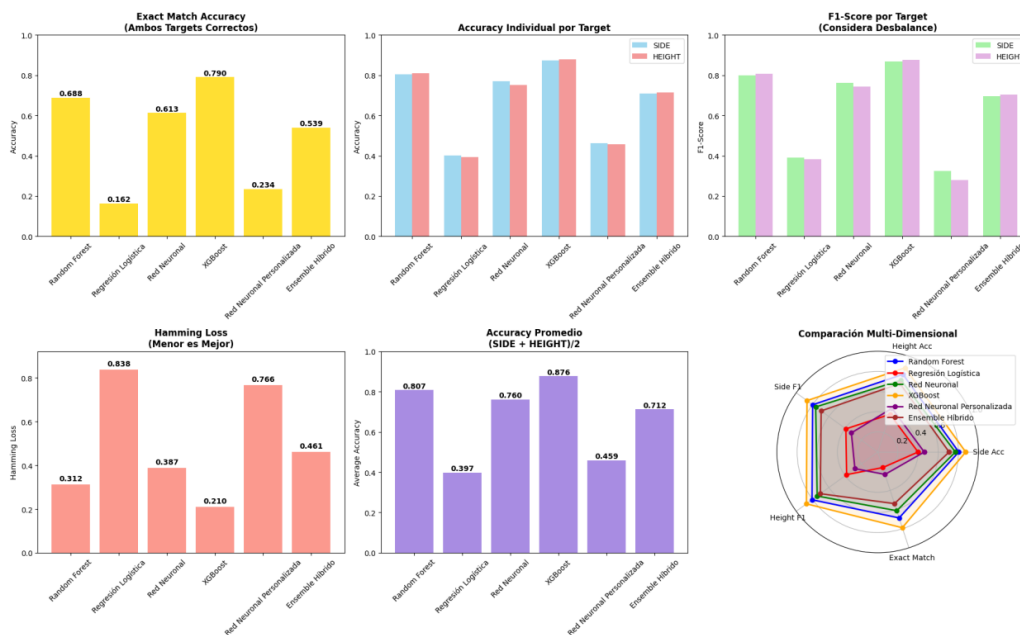


Figura 9: Métricas comparadas entre cada modelo.

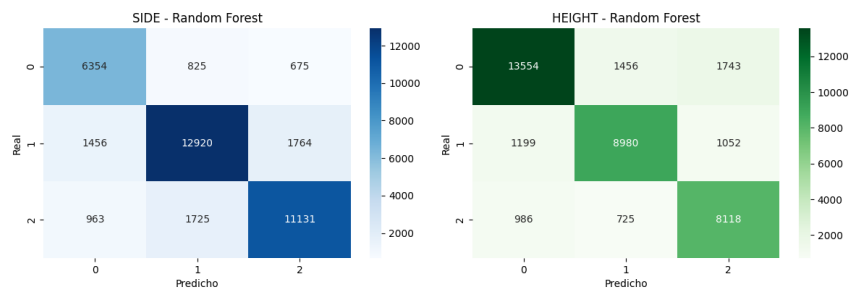


Figura 10: Matriz de confusión para Random Forest.

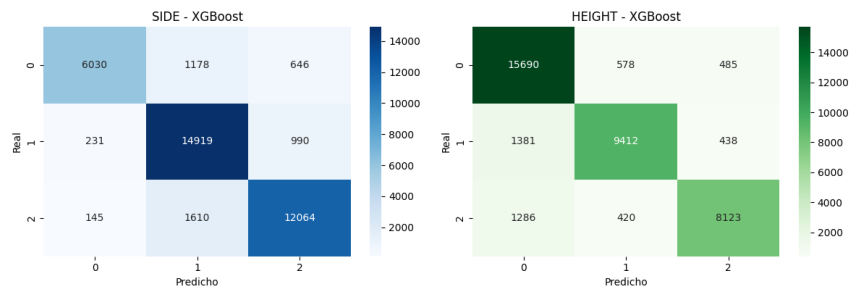


Figura 11: Matriz de confusión para XGBoost.

Teniendo en cuenta lo descripto anteriormente, se puede observar que ambos modelos se posicionaron en una ubicación destacada con respecto a los otros algoritmos. Con una predicción exacta cercana al 80% y una exactitud promedio de aproximadamente el 87%, podemos determinar que XGBoost es la opción más confiable y robusta para llevar a cabo el proyecto de manera final.

### 3.6. Requerimientos

Los siguientes elementos conforman los requerimientos, funcionales y no funcionales, del desarrollo del sistema.

#### 3.6.1. Funcionales

- Cargar videos de manera manual para su procesamiento.
- Permitir la selección manual de uno o más ID de jugadores para extraer las características corporales del pateador a analizar.
- Extraer posturas corporales del pateador desde el inicio de la carrera.
- Entrenar y ejecutar modelos de ML para predecir la dirección de los disparos.
- Asistir a los usuarios en la identificación de patrones recurrentes en las ejecuciones.
- Permitir la búsqueda por jugador, en caso de que existan registros válidos.
- Mostrar un análisis consolidado con posibles resultados en base al análisis de un video nuevo no procesado.
- Almacenar las estructuras de datos relevantes para el correcto análisis y procesamiento de los datos.

#### 3.6.2. No funcionales

- El procesamiento de un penal individual no debe superar los dos minutos.
- La extracción de *landmarks* debe cubrir al menos el 60% de los *frames* del video.
- Cada atributo postural recolectado debe tener por lo menos 50% de confianza.
- El modelo predictivo debe ser evaluado con métricas de exactitud, precisión y *recall*.
- La arquitectura de la base de datos en estrella debe permitir la incorporación futura de nuevas competiciones, jugadores y características.

- El diseño modular del sistema debe permitir la incorporación de nuevos modelos de IA o algoritmos de visión artificial.
- La interacción entre el usuario y el sistema debe realizarse a través de scripts y salidas de consola comprensibles para usuarios técnicos.
- Los datos son almacenados correctamente y su disponibilidad y consistencia es sólida.

### 3.7. Casos de uso

Se presenta el diagrama de casos de uso y posteriormente sus respectivas especificaciones.

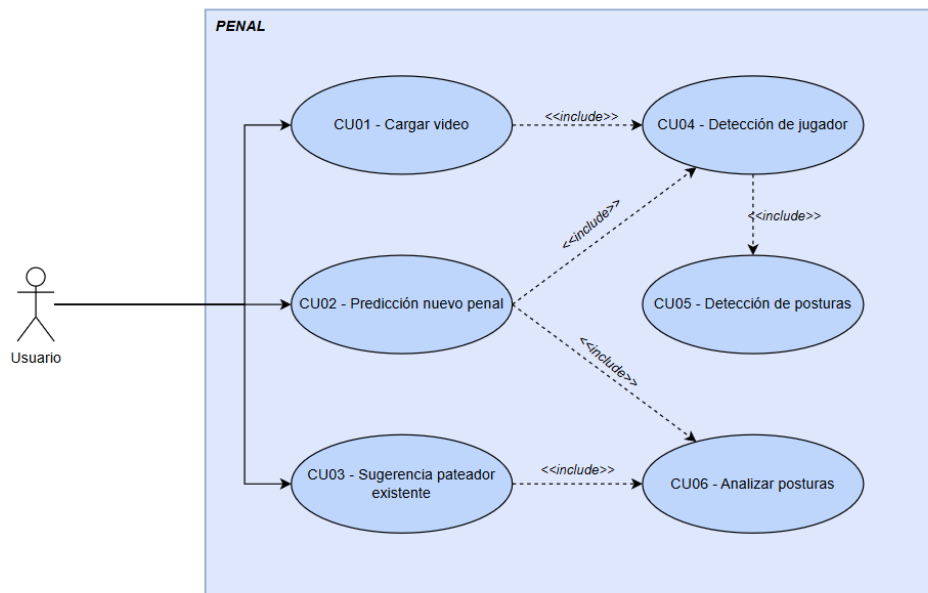


Figura 12: Diagrama de casos de uso.

#### 3.7.1. Cargar video

Tabla III: Especificación de caso de uso CU01 - Cargar video

|               |              |
|---------------|--------------|
| Nombre        | Cargar video |
| Identificador | CU01         |
| Actores       | Usuario      |

|                  |   |  |
|------------------|---|--|
| Precondición     | No aplica   |  |
| Descripción      | El usuario ingresa un nuevo video a la base de datos. |  |
| Secuencia normal | Paso  | Acción   |
|                  | 1.  | El usuario ingresa al sistema.                           |
|                  | 2.  | El usuario selecciona la opción de “Carga de video”.     |
|                  | 3.  | El usuario selecciona un video desde su ordenador local. |
|                  | <<include>>   | CU04 – Detección de jugador                              |
| Postcondición    | Se ingresa un nuevo video al sistema.                 |  |
| Excepciones      | E.3.1.  | El usuario cancela la carga del video.                   |
|                  | E.3.2.  | El archivo de video no está en un formato compatible     |

### 3.7.2. Predicción nuevo penal

Tabla IV: Especificación de caso de uso CU02 - Predicción nuevo penal

|               |   |
|---------------|---|
| Nombre        | Predicción nuevo penal  |
| Identificador | CU02  |
| Actores       | Usuario   |
| Precondición  | No aplica   |
| Descripción   | El sistema genera una predicción en base a un video no procesado. |

| Secuencia normal | Paso          | Acción   |
|------------------|---------------|--|
|                  | 1.            | El usuario ingresa al sistema.                             |
|                  | 2.            | El usuario selecciona la opción de “Predicción de video”.  |
|                  | 3.            | El usuario selecciona un video desde su ordenador local.   |
|                  | <<include>>   | CU04 – Detección de jugador                                |
|                  | <<include>>   | CU06 – Analizar posturas                                   |
|                  | Postcondición | El usuario recibe una sugerencia en base al video cargado. |
| Excepciones      | E.3.1.        | El usuario cancela la carga del video.                     |
|                  | E.3.2.        | El archivo de video no está en un formato compatible       |

### 3.7.3. Sugerencia pateador existente

Tabla V: Especificación de caso de uso CU03 - Sugerencia pateador existente

| Nombre           | Sugerencia pateador existente   |        |
|------------------|---|--------|
| Identificador    | CU03  |        |
| Actores          | Usuario   |        |
| Precondición     | No aplica   |        |
| Descripción      | El sistema genera una predicción en base a la información disponible de un jugador. |        |
| Secuencia normal | Paso  | Acción |

|               |  |   |
|---------------|--|---|
|               | 1.   | El usuario ingresa al sistema.  |
|               | 2.   | El usuario selecciona la opción de “Sugerencia de pateador”.            |
|               | 3.   | El usuario selecciona un jugador dentro de la base de datos disponible. |
|               | <<include>>  | CU06 – Analizar posturas  |
| Postcondición | El usuario recibe una sugerencia en base al pateador seleccionado. |   |
| Excepciones   | E.3.1.   | El jugador solicitado no esta en la base de datos.                      |

### 3.7.4. Detección de jugador

Tabla VI: Especificación de caso de uso CU04 - Detección de jugador

|                  |   |   |
|------------------|---|---|
| Nombre           | Detección de jugador  |   |
| Identificador    | CU04  |   |
| Actores          | Usuario   |   |
| Precondición     | El video se carga correctamente.  |   |
| Descripción      | El sistema analiza el video cargado para detectar al jugador necesario. |   |
| Secuencia normal | Paso  | Acción  |
|                  | 1.  | El sistema procesa el video utilizando el algoritmo de visión computacional.          |
|                  | 2.  | El sistema identifica los jugadores y permite el ingreso de uno o más IDs al usuario. |

|                   |  |   |
|-------------------|--|---|
|                   | 3.   | El usuario selecciona un ID para su procesamiento.        |
|                   | <<include>>  | CU05 – Detección de posturas                              |
| Flujo alternativo | 2.1.   | El usuario selecciona más de un ID para su procesamiento. |
| Postcondición     | El sistema detecta correctamente el objeto para su posprocesamiento. |   |
| Excepciones       | E.2.1.   | El sistema no detecta ningún jugador.                     |
|                   | E.3.1.   | El usuario cancela la selección de ID.                    |
|                   | E.3.2.   | El usuario selecciona un ID invalido.                     |

### 3.7.5. Detección de posturas

Tabla VII: Especificación de caso de uso CU05 - Detección de posturas

|                  |   |   |
|------------------|---|---|
| Nombre           | Detección de posturas   |   |
| Identificador    | CU05  |   |
| Actores          | Usuario   |   |
| Precondición     | El usuario selecciona un ID valido para su procesamiento.                   |   |
| Descripción      | El sistema detecta y extrae correctamente las posturas del ID seleccionado. |   |
| Secuencia normal | Paso  | Acción  |
|                  | 1.  | El sistema procesa el video a través del algoritmo de visión computacional. |

|               |                                  |   |
|---------------|----------------------------------|---|
|               | 2.                               | El sistema extrae las características corporales de los pateadores. |
| Postcondición | El sistema procesa las posturas. |   |

### 3.7.6. Analizar posturas

Tabla VIII: Especificación de caso de uso CU06 - Analizar posturas

|                  |  |   |
|------------------|--|---|
| Nombre           | Analizar posturas  |   |
| Identificador    | CU06   |   |
| Actores          | Usuario  |   |
| Precondición     | El usuario selecciona un ID valido para su procesamiento.            |   |
| Descripción      | El sistema analiza la información y genera una respuesta al usuario. |   |
| Secuencia normal | Paso   | Acción  |
|                  | 1.   | El sistema procesa la entrada del usuario.  |
|                  | 2.   | El sistema procesa, a través del algoritmo de ML, la información de la base de datos. |
|                  | 3.   | El sistema construye una respuesta en base a lo analizado.                            |
| Postcondición    | El sistema genera un análisis al usuario.                            |   |

### 3.8. Diseño de producto

Se presenta la identidad visual y se busca reflejar la experiencia de uso del sistema, definiendo criterios que aseguren la consistencia entre el producto, sus objetivos y su funcionalidad.

### 3.8.1. Nombre

La elección del nombre busca ser clara y concisa, utilizando el objeto de estudio como principal atractivo, por lo que se bautizó a la solución bajo el título de “PENAL”.

### 3.8.2. Logo

Para la creación del logo se utiliza *Canvas*, una herramienta gratuita de diseño gráfico en línea. Se incluye el nombre del aplicativo dentro de un arco de fútbol con el fin de ser inmersivo en la problemática de estudio, y se usó la paleta de colores para incluir el termino IA de manera sutil y así captar la atención visual de potenciales clientes y usuarios. Para el texto se inclina por la fuente Gotham por su sobriedad y claridad para la lectura.







Figura 13: Logo de PENAL.

### 3.8.3. Paleta de colores

Para la elección de colores se considera el impacto emocional ocasionado por el espectro seleccionado (Assael, 2025), es por eso que se opta por una paleta vinculada al azul como elemento principal. El significado de este está relacionado principalmente con la inteligencia, la eficiencia y la calma, elementos muy determinantes tanto para pateadores como para porteros en los lanzamientos desde el punto del penal.

TABLA IX: Paleta de colores.

| Color | Ejemplo | Función | Hexadecimal | RGB |
|-------|---------|---------|-------------|-----|
|-------|---------|---------|-------------|-----|

|             |   |            |         |               |
|-------------|---|------------|---------|---------------|
| Azul        |  | Principal  | #12229d | 18, 34, 157   |
| Azul claro  |  | Principal  | #5cb6f9 | 92, 182, 249  |
| Azul oscuro |  | Secundario | #050a30 | 5, 10, 48     |
| Blanco      |  | Secundario | #ffffff | 255, 255, 255 |

### 3.9. Diagramas de secuencia

A continuación, se definen diferentes flujogramas que detallan el procedimiento seguido por el sistema para actuar en las correspondientes situaciones.

#### 3.9.1. Predicción de un penal basado en posturas

En el posterior flujo de secuencias se muestra el escenario donde un usuario solicita a la aplicación la predicción de un penal a partir de un archivo de posturas sugerido.

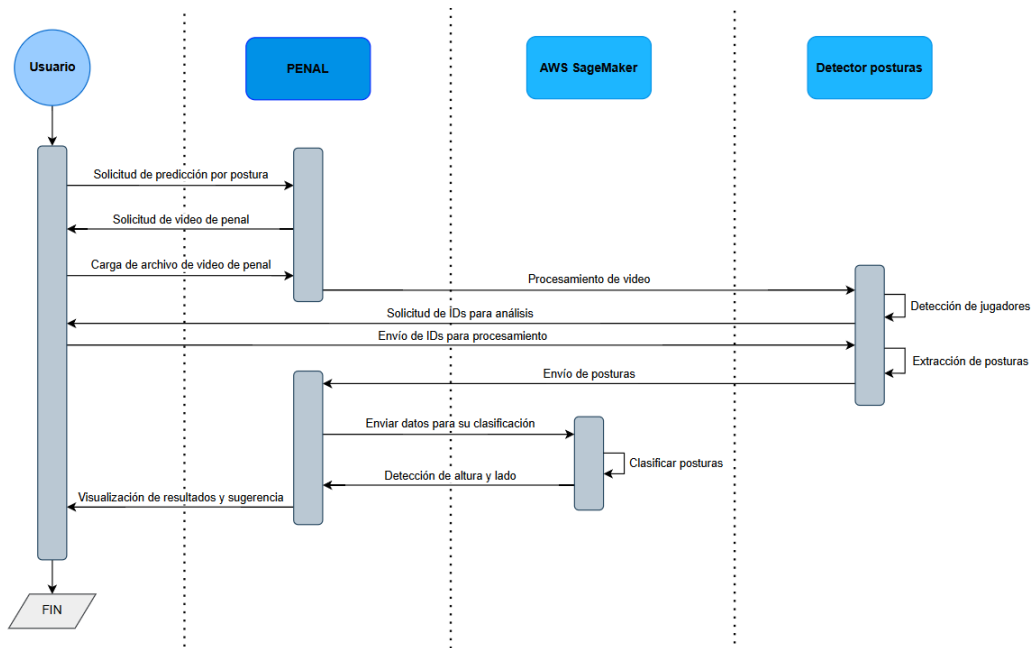


Figura 14: Predicción de un penal basado en posturas.

### 3.9.2. Predicción de lanzamiento basado en pateador

En el siguiente flujograma se especifican la interacción del usuario con el sistema para obtener las preferencias de disparo del pateador y la sugerencia de posibles alturas y posición para su ejecución.

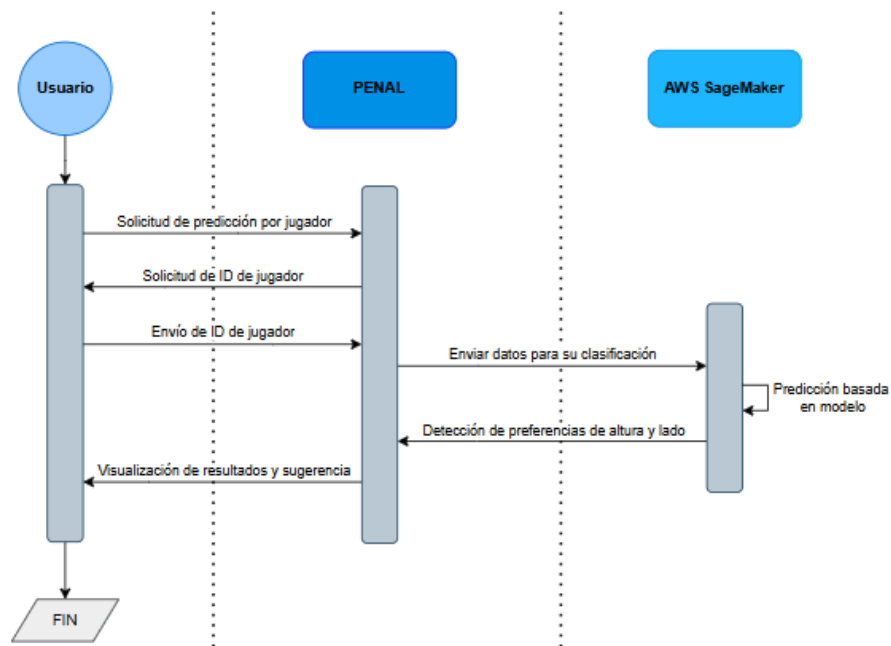


Figura 15: Predicción de lanzamiento basado en pateador.

### 3.10. Diagrama de flujo

En la siguiente sección se muestra la representación del flujo entre pantallas que puede seguir el usuario al utilizar la solución.

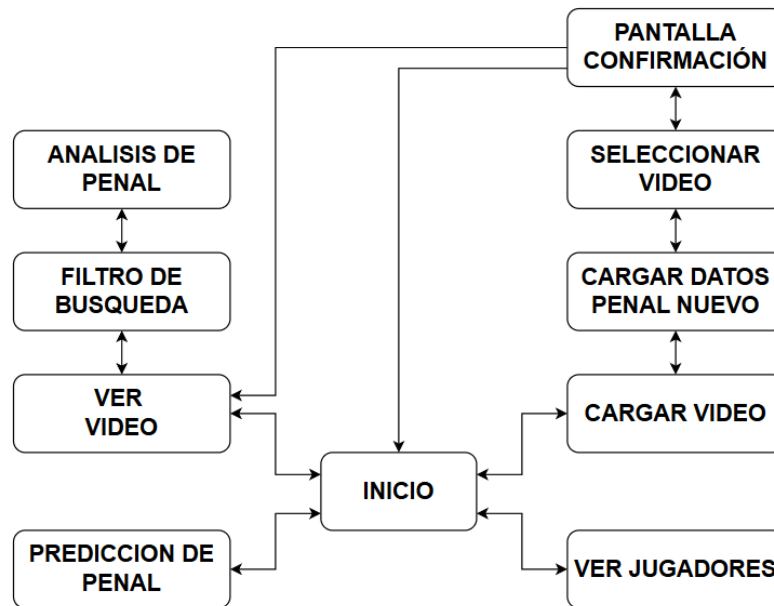


Figura 16: Representación de flujo entre pantallas.

### 3.10.1. Pantalla de inicio

La pantalla principal permite al usuario navegar entre las distintas funcionalidades y secciones de la herramienta.



Figura 17: Pantalla de inicio.

### 3.10.2. Ver video

Luego de avanzar, se permite al usuario realizar un filtro sobre los penales a consultar para luego mostrar el video junto con la superposición de las posturas y un resumen de la información.

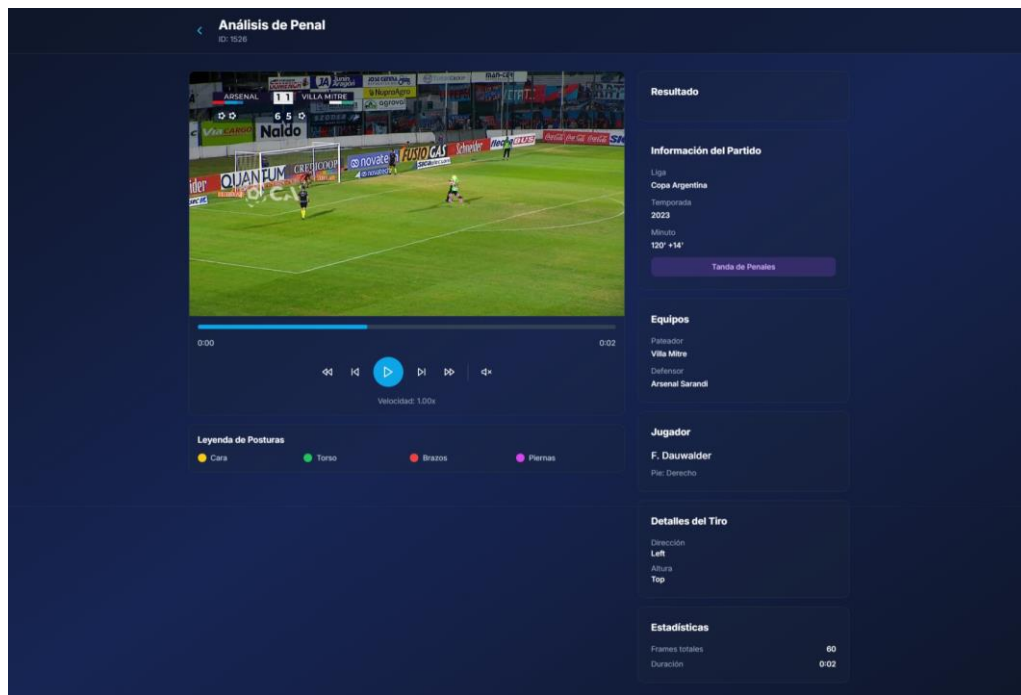


Figura 18: Pantalla de análisis de penal.

### 3.10.3. Cargar video

El usuario pasa por varias etapas y pantallas al utilizar esta funcionalidad, tal como se describe en el diagrama de flujo previo.

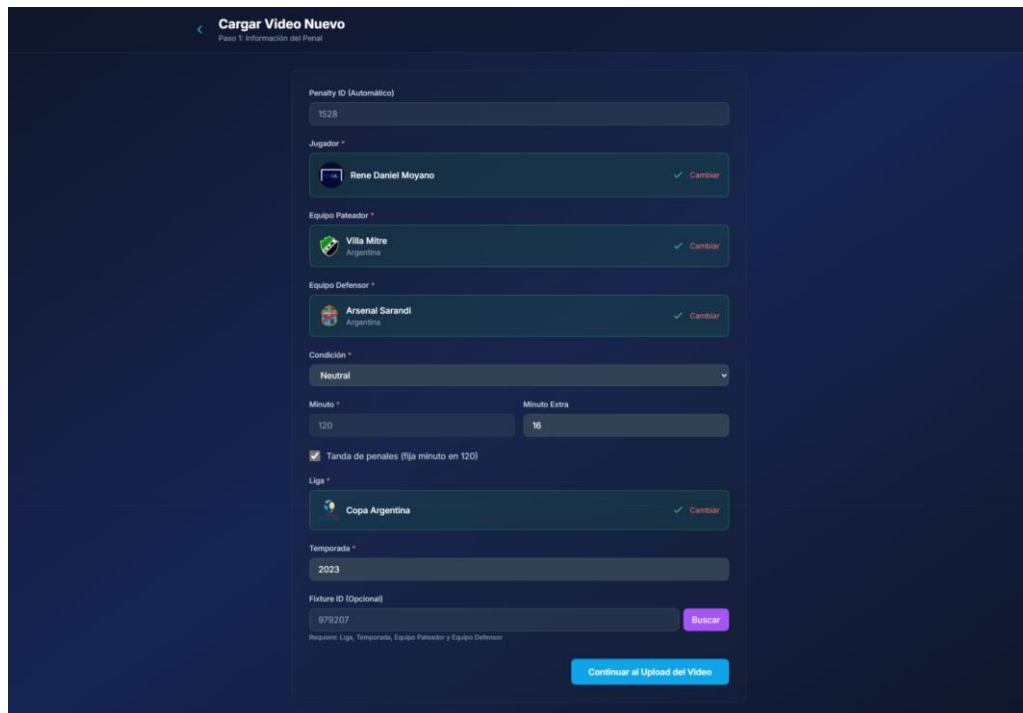


Figura 19: Pantalla de carga de datos.

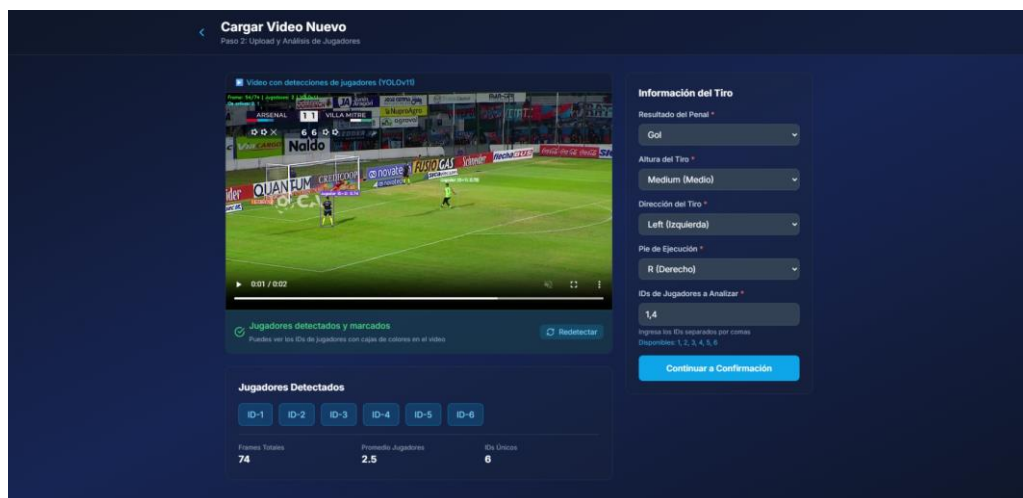


Figura 20: Pantalla de detección de jugadores.

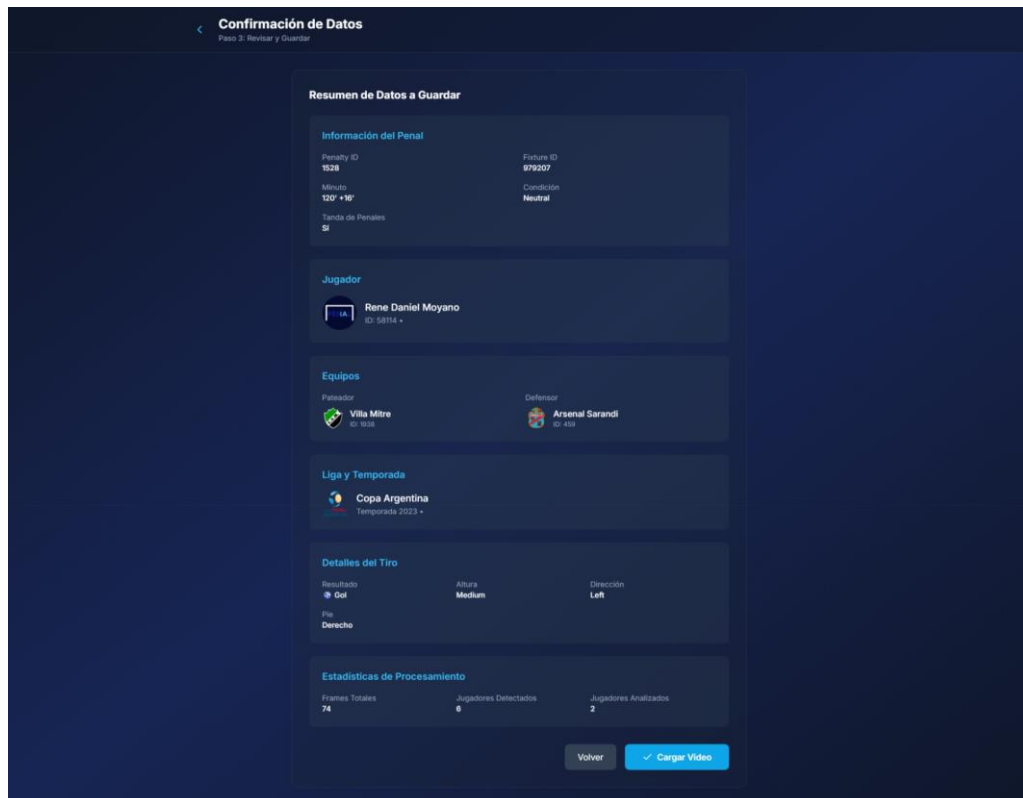


Figura 21: Pantalla de confirmación.

### 3.10.4. Ver jugadores

Se permite a los usuarios tener un listado de todos los jugadores registrados en el sistema, para los cuales puede tener la efectividad de como dato clave y permitiendo filtrar por cada uno.

| ID     | NOMBRE CORTO | NOMBRE          | APELLIDO           | PIE HÁBIL | TOTAL | CONVERTIDOS | ERRADOS | EFFECTIVIDAD |
|--------|--------------|-----------------|--------------------|-----------|-------|-------------|---------|--------------|
| 58836  | L. Abascia   | Lucas Nicolás   | Abascia            | Derecho   | 1     | 1           | 0       | 100.0%       |
| 6859   | M. Abero     | Mathias Nicolas | Abero Villan       | Izquierdo | 1     | 1           | 0       | 100.0%       |
| 5979   | R. Abila     | Ramon Dario     | Abila              | Derecho   | 8     | 2           | 6       | 25.0%        |
| 298051 | G. Abrego    | Gonzalo Damian  | Abrego Federicci   | Derecho   | 2     | 2           | 0       | 100.0%       |
| 6612   | J. Acevedo   | Hector Jonas    | Acevedo            | Izquierdo | 3     | 3           | 0       | 100.0%       |
| 6113   | N. Acevedo   | Nelson Fernando | Acevedo            | Derecho   | 2     | 1           | 1       | 50.0%        |
| 5224   | D. Achucarro | David Eduardo   | Achucarro Trinidad | Izquierdo | 2     | 1           | 1       | 50.0%        |
| 5779   | F. Agiero    | Facundo         | Agiero             | Derecho   | 1     | 1           | 0       | 100.0%       |
| 70898  | L. Agiero    | Lucas Ezequiel  | Agiero             | Derecho   | 1     | 1           | 0       | 100.0%       |
| 35584  | E. Aguilera  | Victor Emanuel  | Aguilera           | Derecho   | 1     | 1           | 0       | 100.0%       |
| 6577   | G. Alanis    | Gabriel Gustavo | Alanis             | Izquierdo | 1     | 1           | 0       | 100.0%       |

Figura 22: Pantalla de listado de jugadores.

### 3.11. Diagramas de arquitectura

La solución se implementa en AWS siguiendo el diagrama adjunto y se apoya en componentes administrados para simplificar operación y asegurar trazabilidad de extremo a extremo. A continuación, se describen los roles y responsabilidades de cada elemento y los flujos principales.

- Amazon RDS (*Relational Database Service*): almacena la base de datos relacional construida en un modelo estrella y centraliza la información estructurada. Se busca utilizar PostgreSQL para manipular la información ya que garantiza consistencia y buen funcionamiento ante consultas complejas.
- Amazon S3: se dispone de uno destinado a los videos cargados o que son consultados por los usuarios y otro destinado a almacenar los modelos entrenados. Las cargas y lecturas se realizan desde Lambda y SageMaker, donde se vuelven a entrenar los modelos a partir de lo recolectado en la base de datos relacional y se consultan los mismos al momento de realizar una predicción para un determinado video, respectivamente.
- AWS Lambda: la función de proceso busca dividir la petición del usuario según corresponda, la función de API consulta datos en la interfaz de *API-Football* en caso de que se busque agregar nuevos datos, y la función de ETL extrae la información de la base de datos para depositarla en el S3.
- API Gateway: expone la API Rest para recibir las peticiones de los usuarios y enviarlas a las Lambdas correspondientes. Entrega las solicitudes a la Lambda de Proceso y retorna respuestas estandarizadas con códigos HTTP y mensajes de error consistentes.
- Amazon SageMaker: constituye el servicio de entrenamiento y despliegue de los modelos de ML para poder predecir la información para los usuarios. Consume los modelos entrenados desde S3 y devuelve los resultados cuando el usuario solicita predicciones. Se documenta la versión de datos y del modelo utilizado en cada ejecución para garantizar reproducibilidad.

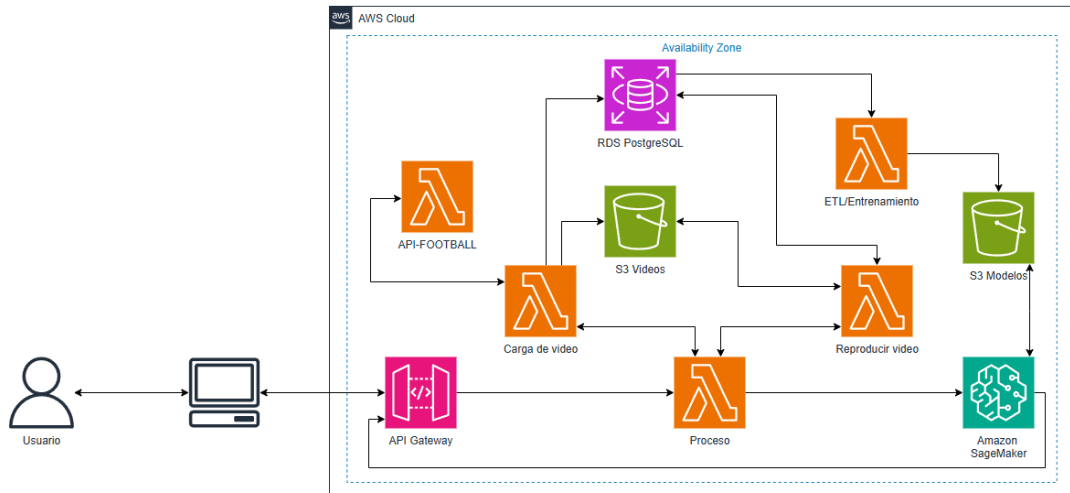


Figura 23: Diagrama de arquitectura de la solución sobre AWS.

### 3.12. Frameworks y lenguajes

Se describen los lenguajes, frameworks y librerías que sustentan la solución propuesta, garantizando rendimiento, reproducibilidad y mantenibilidad.

#### 3.12.1. Python

Se opta por la utilización de este lenguaje de programación ya que es uno de los más recomendados por y para los desarrolladores (Ipsen, 2024). Su selección se basa en la facilidad de uso, la rápida integración con diversas APIs (*Application Platform Interface*) y su amplia variedad de librerías públicas, que permiten la reutilización de funcionalidades ya desarrolladas. En adición a esto, Python se adapta fácilmente a escenarios donde se utiliza *machine learning* e Inteligencia Artificial, lo cual facilita etapas posteriores del desarrollo de la solución.

El servicio de backend del desarrollo también se realizó en este lenguaje debido a la portabilidad de los programas desarrolladas en etapas tempranas del proyecto, agilizando así la reutilización de código.

#### 3.12.2. React

Para la capa web del proyecto se adoptó esta tecnología por su facilidad al construir interfaces mantenibles, predecibles y rápidas de desarrollar. Esta tecnología redujo la

complejidad identificada y permitió encapsular la lógica de presentación y reutilizar componentes en distintas páginas sin la necesidad de duplicar código y esfuerzo.

La elección se justifica por un ecosistema robusto que integra de forma directa con la API del proyecto y los formatos de salida planteados. Su base simple, coherente y escalable permitieron desarrollar una interfaz con gran rapidez y eficacia de manera evolutiva y constante.

### 3.12.3. YOLOv11

Como bien se anticipa en secciones anteriores, se utilizan herramientas de *computer vision* para poder detectar a los pateadores y extraer sus características físicas. Para esto, se decide realizar una comparación entre los principales desarrollos realizados sobre esta área de estudio donde podemos encontrar como alternativas: MediaPipe y YOLO.

La primera es una herramienta mantenida por Google que provee una serie de bibliotecas y herramientas para aplicar técnicas sobre IA en aplicativos personalizados. Entre las principales características que ofrece esta opción encontramos: detección de rostro, detección de puntos de referencia de pose, detección de objetos, detección de puntos de referencia de la mano, entre otros (MediaPipe Solutions, 2025).

YOLO (You Only Look Once), una herramienta desarrollada por Ultralytics, nace en 2015 en su versión inicial y continúa evolucionando hasta su último modelo en versión once, al día de la fecha de este documento (Ultralytics, 2025). Su solución ofrece un mejor rendimiento, detección de objetos, segmentación, estimación de pose y seguimiento, que permite aprovechar al máximo la información de los videos recopilada con anterioridad, además de rapidez, precisión y una reputación consolidada (Argente Martí, 2023).

La estimación de pose propuesta por este modelo propone los siguientes puntos clave: nariz, ojo izquierdo, ojo derecho, oreja izquierda, oreja derecha, hombro izquierdo, hombro derecho, codo izquierdo, codo derecho, muñeca izquierda, muñeca derecha, cadera izquierda, cadera derecha, rodilla izquierda, rodilla derecha, tobillo izquierdo y tobillo derecho. Todas estas fueron incluidas en la construcción del diagrama de base de datos (ver figura 20).

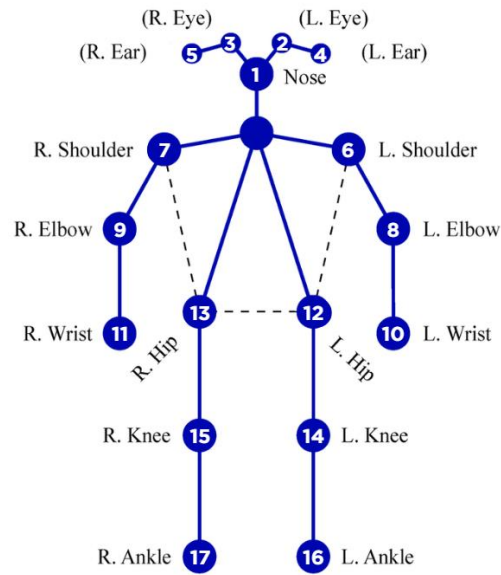


Figura 24: Landmarks obtenidos a partir del modelo de YOLOv11.

Al comparar entre ambas herramientas, se decide la inclinación por la solución de YOLOv11 debido a que permite el aprovechamiento de CPU y GPU, su velocidad de procesamiento es superior gracias a su arquitectura, obtiene una mayor precisión con menos parámetros, ofrece mejores resultados para predecir la postura de objetos poco visibles, entre las principales características analizadas.

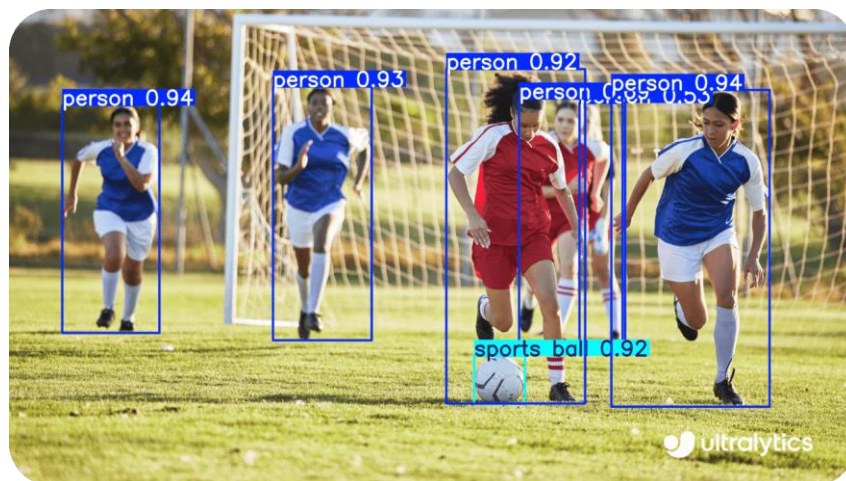


Figura 25: Demostración de uso de YOLOv11 de Ultralytics.

### 3.13. Diagrama de base de datos

El esquema propuesto para la base de datos consiste en un modelo relacional de tipo estrella, con una tabla de hechos centrada en el evento penal y dimensiones para jugadores,

equipos y competiciones. Se adoptan convenciones consistentes de nomenclatura en *snake\_case*, documentación de unidades con coordenadas normalizadas entre 0 y 1 y del sistema de ejes (origen y orientación) y se explicita la semántica de atributos como *height* y *side*.

La estructura principal se complementa con una tabla de alta granularidad para posturas por *frame* separada para evitar una alta concentración de filas y optimizar el almacenamiento y las consultas analíticas a futuro. El diseño adopta un esquema ancho con columnas fijas por puntos clave (*x*, *y*, *confidence*), lo que simplifica el acceso tabular y evita *joins* adicionales durante la analítica.

La elección del esquema se centra en los siguientes factores clave:

- Favorecer el análisis con sentencias de uniones entre tablas simples.
- Disminuir la redundancia, normalizando los nombres de jugadores, equipos y ligas en sus respectivas dimensiones.
- Mejor escalamiento al mantener las posturas, con su amplia cantidad de filas por penal, aisladas del objeto principal y así permitir consultas más dinámicas.

La consolidación de este conjunto de datos busca evitar entradas duplicadas en cualquiera de sus estructuras, generar un sistema con la menor redundancia posible y permitir la ampliación de atributos de manera sencilla y efectiva. Este diseño equilibra normalización para reducir redundancia y mejorar la integridad con desnormalización controlada propia de un diagrama de estrella (Quiroz, 2003). La separación de las dimensiones de la tabla de hechos principal permite un mejor escalamiento, a la vez que preserva la flexibilidad para incorporar nuevas dimensiones, atributos y resúmenes materializados sin comprometer la consistencia del modelo.

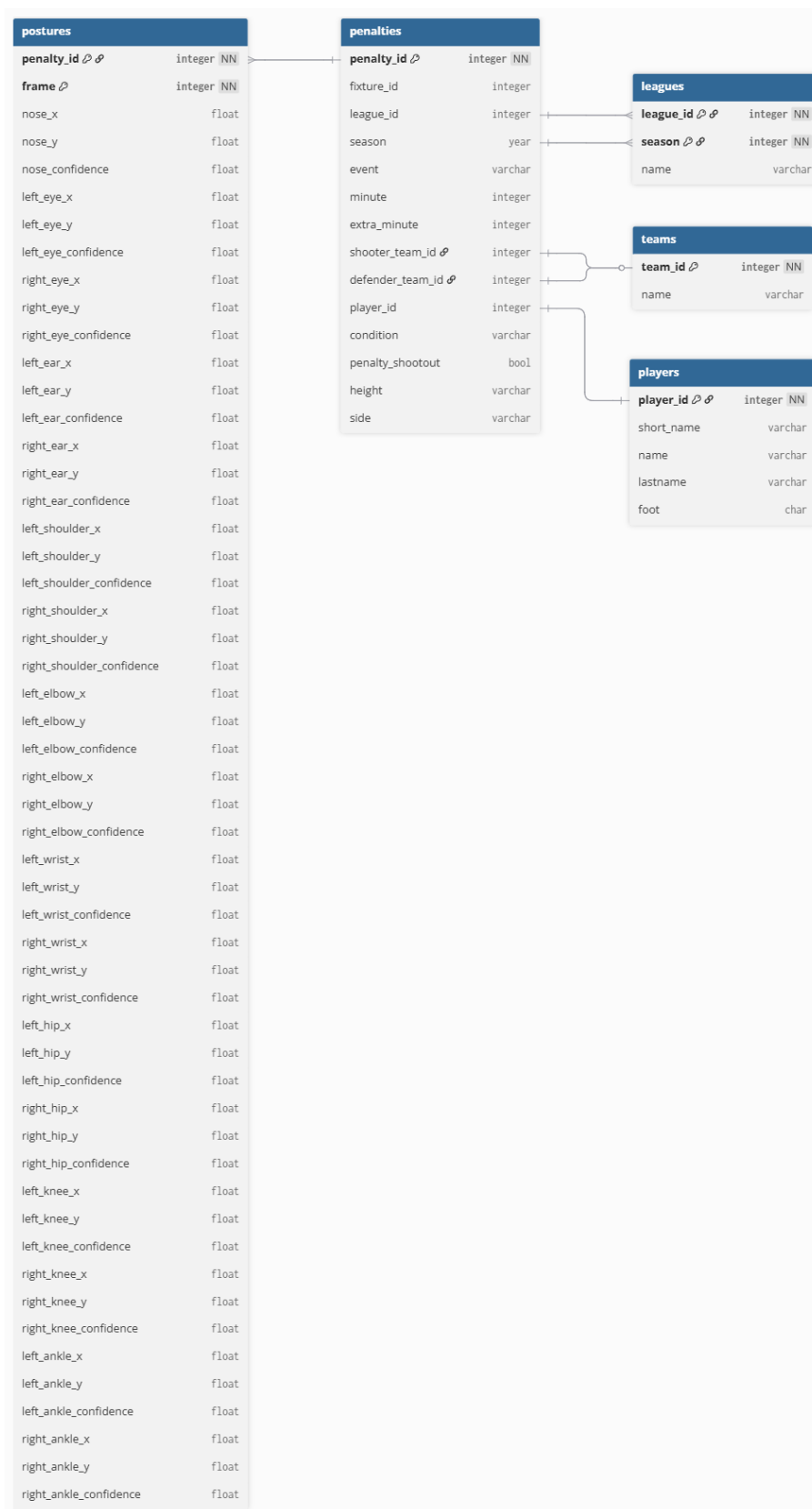


Figura 26: Diagrama de base de datos.

## 4. Metodología de trabajo

Dado que el proyecto se ejecuta de manera individual y posee un alcance delimitado y estable, se adopta el modelo en cascada por su adecuación a contextos que privilegian la planificación previa, la documentación firme y el control secuencial del trabajo (Samaratova, 2024). Esta elección reduce la complejidad propia de enfoques iterativos, garantiza la producción de evidencia verificable al cierre de cada fase y mitiga el riesgo de desvío de alcance al exigir la estabilización de requisitos antes del diseño e implementación.

A su vez, se utilizan herramientas de renombre y alta confiabilidad para desarrollar la parte técnica de este proyecto.

### 4.1. Modelo en cascada

Se determina la utilización de esta metodología de planificación considerando las principales ventajas que ofrece y se adaptan a este trabajo:

- Simpleza y facilidad de uso.
- Rigidez y especificidad de cada fase del proyecto.
- Adecuado para proyectos cortos y de alcance acotado.
- Relación fuerte con proyectos con objetivos y diseños fijos.
- Foco en la documentación.

El modelo *waterfall* para el desarrollo de software consiste en cinco etapas bien definidas (Senarath, 2021):

- Análisis: donde se define el problema, los casos de uso y los requerimientos que busca alcanzar la solución.
- Diseño: se caracteriza por la elaboración de diagramas de arquitectura lógica y física, el modelado de datos, y otros esquemas que ayuden a entender el producto.
- Implementación: se construye diseñada y especificada, siguiendo los principios previamente establecidos.
- Verificación: prioriza la ejecución de pruebas y detección de errores en el desarrollo.
- Mantenimiento: una vez finalizado, se despliega el producto y se da cierre al proyecto, donde solo se trabaja en el mantenimiento o mejora de esta.

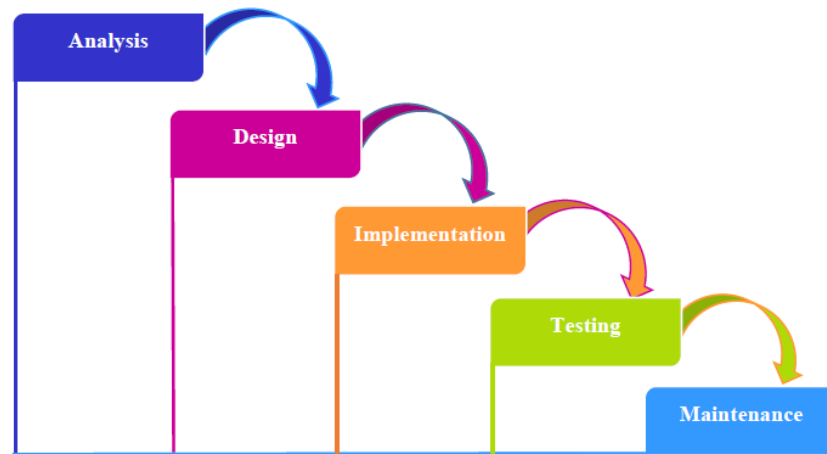


Figura 27: Fases de la metodología en cascada.

## 4.2. Herramientas de trabajo

Durante la organización y el correcto desarrollo de este trabajo, se utilizaron las siguientes aplicaciones que permitieron optimizar y gestionar los recursos desarrollados e implementados de manera más eficiente y práctica.

### 4.2.1. Trello

Se utiliza esta herramienta en su versión gratuita para la planificación y visualización de las tareas. La misma cuenta con una gran variedad de funcionalidades y se adapta perfectamente a la metodología en cascada empleada.

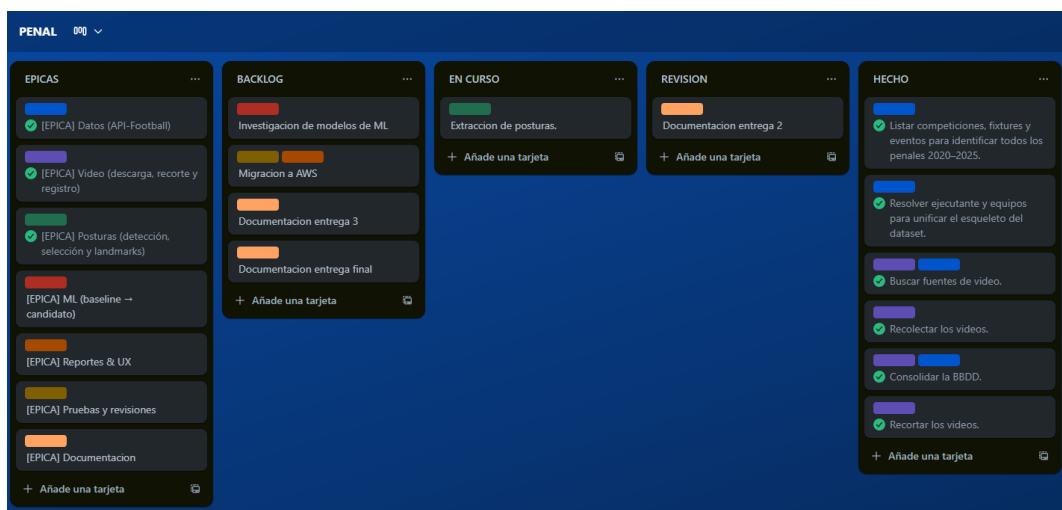


Figura 28: Tablero parcial de Trello.

#### 4.2.2. GitHub

Para el almacenamiento y versionado de código se utiliza esta herramienta consolidada en el mercado vinculado al desarrollo de *software*. Todos los programas y componentes se encuentran vinculados a un repositorio integral, con el objetivo de servir como respaldo y facilitar la portabilidad del código fuente.



Figura 29: Logo de GitHub.

#### 4.2.3. Visual Studio Code

Se inclina por la utilización de este *IDE* para el desarrollo y pruebas locales de los productos construidos. Su organización en distintos espacios de trabajo, junto a sus extensiones y la integración con GitHub hacen de esta una herramienta crucial gracias a su compatibilidad y facilidad de uso.

#### 4.2.4. Amazon Web Services (AWS)

En la actualidad, AWS se identifica como el proveedor líder en cuanto a los servicios en la nube se refiere (Gartner, 2025). Su escalabilidad y variedad de herramientas lo posicionan como uno de los principales productos en el mercado tecnológico.



**Gartner**

Figura 30: Cuadrante mágico de Gartner para plataformas de servicios en la nube.

### 4.3. Desafíos

Durante el desarrollo del trabajo se enfrentaron diversas situaciones que complejizaron el correcto progreso de este o bien derivaron en cambios importantes para permitir su continuidad y cronograma preestablecido. Entre ellos podemos encontrar:

- Recolección de datos: como bien se menciona en el trabajo, se utiliza la interfaz de *API-Football* para la extracción inicial de los penales ocurridos. Esta herramienta cuenta con una gran de partidos registrados, aunque también posee errores notables en cuanto a la información disponible. Para evitar trasladar estos errores al proyecto, se realizan chequeos entre diferentes fuentes deportivas y sitios web de futbol para hacer una validación cruzada de la información.
- Recolección de videos: la búsqueda y descarga de los videos es una tarea que ocupa gran parte del tiempo empleado en este desarrollo. En algunas

circunstancias, el material audiovisual registrado por las entidades oficiales cuenta con falta de penales o incluso una calidad de visualización muy baja, lo cual afecta al procesamiento y detección de características posteriores.

- Escasez de cámaras: para consolidar la base de datos se opta por utilizar siempre la cámara de transmisión de los partidos. Estas suelen estar a una altura y distancia considerable del penal, lo que reduce la calidad del video y además no permite una generalización para el procesamiento de estos.
- Incapacidad de detectar automáticamente el pateador: a pesar de implementar diferentes técnicas, no se logra identificar de manera automática a los lanzadores de los penales. Esto se debe, principalmente, a la gran cantidad de jugadores involucrados en los videos y la baja confianza de los algoritmos de visión computacional en detectar solo al jugador en cuestión.
- Incapacidad de detectar automáticamente el lugar de disparo: al igual que el punto previo, los algoritmos de visión artificial no lograron captar con una precisión aceptable el lugar donde se efectúa el disparo. En este caso, se debe a la movilidad de la cámara y a la poca definición de los videos, logrando que los algoritmos no sean capaces de detectar la pelota y el arco correctamente.
- Detección de jugadores: la falta de calidad en los videos provoca que los algoritmos no identifiquen siempre al pateador correctamente. Esto se soluciona permitiendo la detección de múltiples IDs por jugador y así maximizar la extracción de características corporales.

#### 4.4. Futuras mejoras

Se consideran las siguientes características a mejorar e incorporar en el sistema desarrollado, con la intención de mejorar la calidad del producto y la experiencia de los usuarios. Algunos puntos están fuertemente relacionados con los desafíos descritos con anterioridad, siendo estos:

- Obtención de diferentes ángulos de cámaras: se podría mejorar la detección de posturas al incluir nuevas perspectivas, como detrás del pateador o de frente a este, y así normalizar la posición de los objetos.

- Incorporar análisis para los arqueros: si bien la intención de la solución busca ser una herramienta para arqueros, la misma podría derivar en una herramienta que ayude a identificar patrones en los porteros.
- Automatizar el procesamiento de videos: de esta manera desligar a los usuarios de la intervención manual para seleccionar al pateador.
- Procesamiento de múltiples videos: en caso de lograr una automatización precisa, se podría procesar múltiples videos al mismo tiempo y así aumentar el tamaño de los datos registrados de manera periódica y automatizada.
- Desarrollar una interfaz gráfica: teniendo en cuenta que no todos los potenciales usuarios de la solución tengan conocimiento técnico, se busca adaptar la herramienta junto a una interfaz que facilite el uso de esta para los clientes.
- Desarrollar una aplicación móvil: considerando que los cuerpos técnicos utilizan dispositivos móviles, como tabletas, dentro del campo de juego de los partidos, la construcción de un *software* portátil permitiría la construcción de estrategias en tiempo real en, por ejemplo, una tanda de penales.

## 5. Desarrollo de negocio

### 5.1. Modelo de negocio

En la siguiente sección se detalla el modelo de negocios planteado para la solución de PENAL.

#### 5.1.1. Misión

Desarrollar y validar una herramienta tecnológica para el análisis de penales en el fútbol argentino. Basándose en visión por computadora y aprendizaje automático, transformar los datos de video en evidencia clara, trazable y útil para entrenadores y arqueros, mejorando la preparación previa y la toma de decisiones durante los penales dentro de un partido mediante consultas eficientes y un modelo de datos robusto.

#### 5.1.2. Visión

Transformar la forma en la que se toman de decisiones estratégicas en la preparación de penales en el fútbol. Establecer a PENAL como una referencia académica y profesional en Argentina para el análisis objetivo de disparos desde el punto de penal que, a partir de los videos, entregue evidencia confiable desde un enfoque robusto, de calidad y con mejora continua.

#### 5.1.3. Business Model Canvas

Esta es una herramienta estratégica que permite visualizar los atributos clave dentro de una organización. Dicho modelo permite describir, de forma sintética y bien diferenciada, como la solución crea, entrega y captura valor a través de los principales recursos que la involucran, tanto externos como internos. A través de esta, se pueden diseñar, innovar y ajustar los componentes a los distintos modelos de negocio de manera eficiente, permitiendo adaptarse a un escenario empresarial de cambios constantes y hacerse de guía en el éxito a largo plazo (Osterwalder et. al., 2009).

Se define el siguiente Business Model Canvas para la solución PENAL:

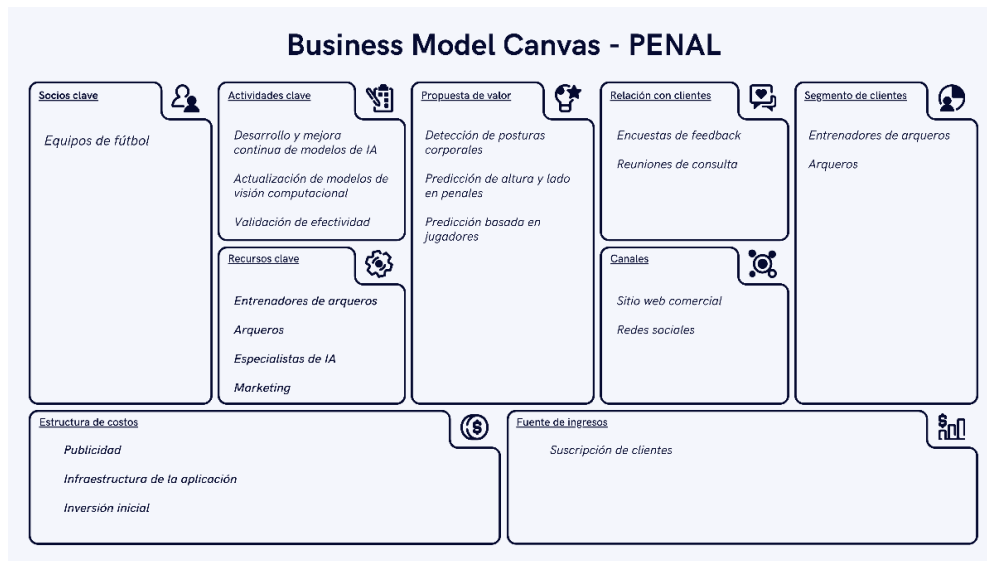


Figura 31: Business Model Canvas de PENAL.

#### 5.1.3.1. Propuesta de valor

PENAL busca destacarse como un sistema de análisis y predicción de disparos de penales al combinar tecnologías de vanguardia con una fuente de datos robusta. A partir de tecnologías como la inteligencia artificial y la visión computacional, esta solución funciona sin sesgo ni condicionantes externos como puede suceder al realizar un análisis manual por una persona. De esta manera, se busca acompañar y facilitar la tarea de los entrenadores para maximizar las posibilidades de defender estas jugadas de gol. Como funcionalidad secundaria, se busca generar una sugerencia sobre los patrones de los jugadores contemplados en la base de datos y sus tendencias de disparo.

#### 5.1.3.2. Socios clave

Se busca mantener una relación de sociedad principal con los equipos de futbol que estén interesados en mitigar los goles que reciben desde el punto de penal, ya sea durante la ejecución de los partidos o en definiciones de eliminación directa. Este sector tiene la posibilidad de proveer la herramienta a sus empleados y trabajar en base a ella. La única restricción relacionada para los clientes es no mantener vínculos con más de un equipo por país o selección nacional por región ya que, si muchos equipos cuentan con esta ventaja en el mismo ambiente, no sería de utilidad para ninguno.

#### 5.1.3.3. Actividades clave

Teniendo en cuenta la base técnica de este producto generado, el mantenimiento y la mejora continua de los modelos de *machine learning* y visión computacional resulta una tarea crucial que debe realizarse periódicamente para que la solución no sufra deterioros. Además, es necesario validar la efectividad de los modelos entrenados y realizar ajustes en caso de que sea necesario.

#### 5.1.3.4. Recursos clave

Se identifican como recursos clave a los entrenadores de arqueros y a los propios porteros de las instituciones para que estos aporten su experiencia y sabiduría en el mantenimiento de la solución. Los especialistas de inteligencia artificial ayudarán a optimizar el sistema y el equipo de marketing ayudará en la promoción del servicio y así alcanzar un mayor número de clientes.

#### 5.1.3.5. Segmento de clientes

Si bien se apunta a que las instituciones deportivas adquieran la solución, se comprende en el segmento de clientes a los entrenadores de arqueros y a los arqueros que desempeñen sus actividades cotidianas en dichos equipos.

#### 5.1.3.6. Relación con clientes

Resulta muy importante mantener encuestas de *feedback* con los usuarios finales para detectar errores u oportunidades de mejora dentro de la solución. En conjunto con esto, se sugiere mantener una relación cercana con los clientes a través de reuniones de consulta, coordinadas previamente con los usuarios.

#### 5.1.3.7. Canales

Como herramienta principal se propone, a futuro, el desarrollo de un sitio web comercial que permita explicar el alcance de la solución, conocer a los socios que forman parte de esta y servir como un punto de contacto con posibles interesados en adquirir el servicio. Además, utilizar las redes sociales como punto de difusión y acercamiento al público objetivo.

#### 5.1.3.8. Estructura de costos

La estructura de mantenimiento de la solución está conformada por un pago de publicidad para ayudar en la promoción de la herramienta, los costos asociados a la infraestructura y mantenimiento de la aplicación de manera mensual y la inversión inicial que debe desembolsarse para poder comenzar su operación.

#### 5.1.3.9. Fuente de ingresos

La principal fuente de ingresos económicos de PENAL se genera a partir de la suscripción mensual de clientes, con costos variables dependiendo el tipo de pago realizado.

### 5.2. Plan de negocios

En el siguiente apartado se detalla el plan de negocios construido junto con su análisis y comparación financiera. En este se contempla el modelo de suscripción propuesto, los supuestos considerados en el análisis económico, el costo de inversión inicial y el flujo de fondos proyectado. Al evaluar el proyecto, se considera la tasa interna de retorno (TIR), el valor actual neto (VAN) y el periodo de recuperación de la inversión.

#### 5.2.1. Modelo de suscripción

La propuesta de monetización tiene como fuente de ingresos el servicio de suscripción. A modo de exhibición, se ofrece a los clientes una demostración gratuita para que conozcan el sistema, comprendan el flujo general del mismo y aclaren sus potenciales dudas. Sobre esta base, y para quienes decidan adquirir la solución, se define un plan por equipo con suscripción mensual de USD 4.000 que habilita el acceso completo a la aplicación, la base de datos y los modelos utilizables.

Al tratarse de una versión inicial, se incluyen las actualizaciones dentro del ciclo de versión y soporte asistido por canales remotos sin cargos extra.

#### 5.2.2. Supuestos para el análisis económico

El análisis propuesto está proyectado a cinco años, utilizando una tasa TREMA (Tasa de Rendimiento Efectivo Mínimo Aceptable) del 22% que suele recomendarse en la evaluación de proyectos tecnológicos. Para anualizar los costos, se consideran cargas de 160

horas mensuales para recursos de dedicación a tiempo completo y 80 horas para aquellos a medio tiempo.

El mercado objetivo se limita a clubes y categorías efectivamente cubiertos por el alcance de competencias del proyecto, modelándose a tasas de adopción progresivas sin migrar a universos no trabajados. En cuanto a la infraestructura, se incorporan los costos asociados a la operación en la nube de la base relacional, el almacenamiento del *dataset*, y los respectivos elementos requeridos de la arquitectura del sistema.

### 5.2.3. Inversión inicial

La inversión inicial se destina a la puesta en marcha de un prototipo funcional que permita un flujo de ingesta y transformación de los datos, una interfaz programática estable y un conjunto mínimo de funcionalidades que permitan la correcta utilización del sistema por los usuarios finales. Junto a esta, también se considera la utilización de una estrategia promocional mínima para poder alcanzar clientes de manera directa.

En cuanto a los recursos humanos necesarios se consideran:

- Un desarrollador *front-end* encargado de para diseñar la página web y las interfaces iniciales del sistema.
- Un desarrollador *back-end* para el desarrollo de los servicios de la aplicación.
- Un científico de datos para el entrenamiento y validación de los algoritmos y modelos de *machine learning*.
- Un analista funcional que se encargue de las pruebas y la documentación requerida para el proyecto.

Toda esta información, extraída de la web oficial de CoderHouse (CoderHouse, 2025), se encuentra con sus valores en moneda dólar estadounidense y separada por cantidad y medidas requeridas en la tabla a continuación.

Tabla X: Costos de la inversión inicial.

| Descripción             | Cantidad | Unidad | Costo unitario | Costo total |
|-------------------------|----------|--------|----------------|-------------|
| Desarrollador front-end | 160      | Horas  | \$ 25          | \$ 4.000    |

|                                  |     |        |          |           |
|----------------------------------|-----|--------|----------|-----------|
| Desarrollador back-end           | 160 | Horas  | \$ 30    | \$ 4.800  |
| Científico de datos              | 160 | Horas  | \$ 30    | \$ 4.800  |
| Analista funcional               | 160 | Horas  | \$ 15    | \$ 2.400  |
| Marketing                        | 1   | Unidad | \$ 3.000 | \$ 3.000  |
| Costo total de inversión inicial |     |        |          | \$ 19.000 |

#### 5.2.4. Presupuesto de operación y mantenimiento

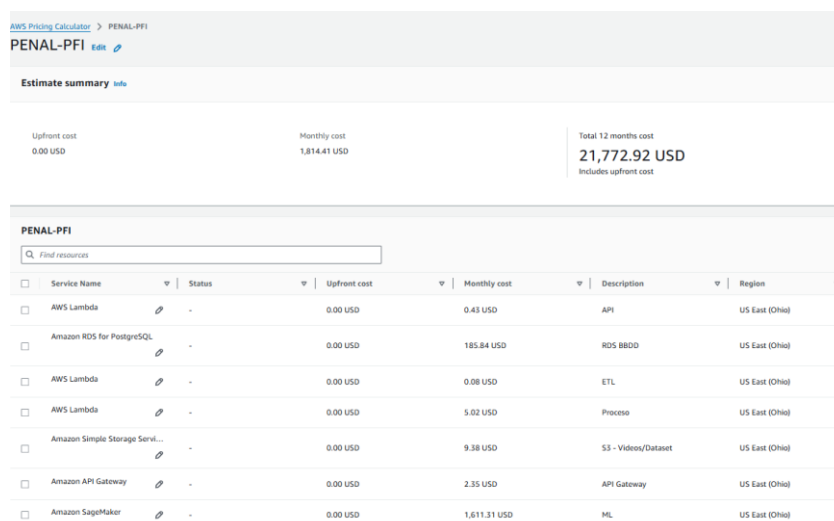
Una vez que la aplicación se encuentre en su versión de producción final, se debe tener en cuenta los siguientes costos vinculados a la continuidad del servicio y la mejora incremental, como se propuso previamente. Para esto se necesita:

- Un desarrollador *full-stack* para unificar el soporte de ambas áreas
- Un científico de datos que monitoree los sistemas de ML y lidere los cambios en caso de que así se requiera.
- El servicio de AWS como infraestructura central en la nube, cuyos costos pueden identificarse en la figura 25 tras lo evaluado en la calculadora de costos de dicha organización (AWS Pricing Calculator, 2025).
- Un presupuesto asignado a la publicidad y promoción del proyecto para obtener nuevos clientes.

Tabla XI: Costos de operación y mantenimiento.

| Descripción              | Cantidad | Unidad | Costo unitario | Costo mensual | Costo anual |
|--------------------------|----------|--------|----------------|---------------|-------------|
| Desarrollador full-stack | 80       | Horas  | \$ 25          | \$ 2.000      | \$ 24.000   |

|  |    |        |          |          |                  |
|--|----|--------|----------|----------|------------------|
| Analista funcional   | 80 | Horas  | \$ 15    | \$ 1.200 | \$ 14.400        |
| Científico de datos  | 80 | Horas  | \$ 30    | \$ 2.400 | \$ 28.800        |
| Marketing  | 1  | Unidad | \$ 1.000 | \$ 1.000 | \$ 12.000        |
| <b>Costo total de operación y mantenimiento anualizado</b> |    |        |          |          | <b>\$ 79.200</b> |



| Service Name                   | Status | Upfront cost | Monthly cost | Description         | Region         |
|--------------------------------|--------|--------------|--------------|---------------------|----------------|
| AWS Lambda                     | -      | 0.00 USD     | 0.43 USD     | API                 | US East (Ohio) |
| Amazon RDS for PostgreSQL      | -      | 0.00 USD     | 185.84 USD   | RDS DB00            | US East (Ohio) |
| AWS Lambda                     | -      | 0.00 USD     | 0.08 USD     | ETL                 | US East (Ohio) |
| AWS Lambda                     | -      | 0.00 USD     | 5.02 USD     | Proceso             | US East (Ohio) |
| Amazon Simple Storage Servi... | -      | 0.00 USD     | 9.38 USD     | S3 - Videos/Dataset | US East (Ohio) |
| Amazon API Gateway             | -      | 0.00 USD     | 2.35 USD     | API Gateway         | US East (Ohio) |
| Amazon SageMaker               | -      | 0.00 USD     | 1,611.31 USD | ML                  | US East (Ohio) |

Figura 32: Costos de infraestructura de AWS.

### 5.2.5. Flujo de fondos

Para poder estimar la tracción comercial, se tienen en cuenta tres escenarios de adopción sobre el mercado objetivo trabajado para el proyecto. En el escenario pesimista, la incorporación de clubes es lenta restringiendo el crecimiento de ingresos recurrentes manteniendo un solo cliente durante todo el análisis. En el escenario neutro la adopción es gradual, logrando una consolidación más fuerte y así un incremento positivo en el dinero entrante adquiriendo un cliente nuevo por año. Y en el escenario optimista, existe una tasa de incorporación más acelerada, aumentan las suscripciones y la solución escala a otras regiones, generando el mayor ingreso económico esperado gracias a que los clientes aumentan de a dos unidades por año.

Tabla XII: Flujo de fondos de escenario neutro.

| Descripción                         | Año              |                   |                   |                   |                   |                   |
|-------------------------------------|------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|
|                                     | 0                | 1                 | 2                 | 3                 | 4                 | 5                 |
| Inversión inicial                   | -\$19.000        | -                 | -                 | -                 | -                 | -                 |
| Equipo de mantenimiento de software | -                | -\$67.200         | -\$67.200         | -\$67.200         | -\$67.200         | -\$67.200         |
| Infraestructura de AWS              | -                | -\$21.780         | -\$21.780         | -\$21.780         | -\$21.780         | -\$21.780         |
| Marketing                           | -                | -\$12.000         | -\$12.000         | -\$12.000         | -\$12.000         | -\$12.000         |
| <b>COSTOS</b>                       | <b>-19.000</b>   | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> |
| <b>INGRESOS</b>                     | <b>-</b>         | <b>\$48.000</b>   | <b>\$96.000</b>   | <b>\$144.000</b>  | <b>\$192.000</b>  | <b>\$240.000</b>  |
| <b>Flujo de fondos neto</b>         | <b>-\$19.000</b> | <b>-\$52.980</b>  | <b>-\$4.980</b>   | <b>\$43.020</b>   | <b>\$91.020</b>   | <b>\$139.020</b>  |

Tabla XIII: Flujo de fondos de escenario optimista.

| Descripción                         | Año       |           |           |           |           |           |
|-------------------------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
|                                     | 0         | 1         | 2         | 3         | 4         | 5         |
| Inversión inicial                   | -\$19.000 | -         | -         | -         | -         | -         |
| Equipo de mantenimiento de software | -         | -\$67.200 | -\$67.200 | -\$67.200 | -\$67.200 | -\$67.200 |

|                             |                  |                   |                   |                   |                   |                   |
|-----------------------------|------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| Infraestructura de AWS      | -                | -\$21.780         | -\$21.780         | -\$21.780         | -\$21.780         | -\$21.780         |
| Marketing                   | -                | -\$12.000         | -\$12.000         | -\$12.000         | -\$12.000         | -\$12.000         |
| <b>COSTOS</b>               | <b>-19.000</b>   | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> |
| <b>INGRESOS</b>             | <b>-</b>         | <b>\$48.000</b>   | <b>\$144.000</b>  | <b>\$240.000</b>  | <b>\$336.000</b>  | <b>\$432.000</b>  |
| <b>Flujo de fondos neto</b> | <b>-\$19.000</b> | <b>-\$52.980</b>  | <b>\$43.020</b>   | <b>\$139.020</b>  | <b>\$235.020</b>  | <b>\$331.020</b>  |

Tabla XIV: Flujo de fondos de escenario pesimista.

| Descripción                         | Año              |                   |                   |                   |                   |                   |
|-------------------------------------|------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|
|                                     | 0                | 1                 | 2                 | 3                 | 4                 | 5                 |
| Inversión inicial                   | -\$19.000        | -                 | -                 | -                 | -                 | -                 |
| Equipo de mantenimiento de software | -                | -\$67.200         | -\$67.200         | -\$67.200         | -\$67.200         | -\$67.200         |
| Infraestructura de AWS              | -                | -\$21.780         | -\$21.780         | -\$21.780         | -\$21.780         | -\$21.780         |
| Marketing                           | -                | -\$12.000         | -\$12.000         | -\$12.000         | -\$12.000         | -\$12.000         |
| <b>COSTOS</b>                       | <b>-19.000</b>   | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> | <b>-\$100.980</b> |
| <b>INGRESOS</b>                     | <b>-</b>         | <b>\$48.000</b>   | <b>\$48.000</b>   | <b>\$48.000</b>   | <b>\$48.000</b>   | <b>\$48.000</b>   |
| <b>Flujo de fondos neto</b>         | <b>-\$19.000</b> | <b>-\$52.980</b>  | <b>-\$52.980</b>  | <b>-\$52.980</b>  | <b>-\$52.980</b>  | <b>-\$52.980</b>  |

El escenario optimista logra un VAN de 669.440 dólares y un TIR de 111%, mientras que su contraparte pesimista tiene un VAN negativo de 282.160 dólares y un TIR negativo, indicando que el proyecto genera pérdidas y no es rentable.

Tabla XV: Resultados del análisis económico en el escenario neutro.

|     |           |
|-----|-----------|
| VAN | \$193.640 |
| TIR | 44%       |
| IR  | 1132%     |

En base a lo analizado, podemos afirmar que el proyecto es rentable en el escenario neutro, con una TIR del 44% y un VAN de 193.640 dólares, alcanzando el periodo de repago aproximadamente en el cuarto año. Considerando el bajo costo de la inversión inicial, el proyecto alcanza números interesantes con un bajo riesgo asociado en caso de que no alcance el mercado objetivo.

## 6. Pruebas funcionales

En este apartado se incluyen la totalidad de las pruebas funcionales realizadas, junto a su objetivo principal y la descripción del paso a paso para su replicación.

### 6.1. Visualización de video

Tabla XVI: Caso de prueba 1, visualización de video.

| ID       | CP-01   | Ambiente de prueba   | Aplicación web  |
|----------|---|--|---|
| Objetivo | Analizar un video previamente almacenado por la aplicación, con la superposición activa de las posturas corporales detectadas e información adicional sobre el pateador y el lanzamiento. |  |   |
| #        | Acción  | Resultado esperado   | Resultado obtenido  |
| 1        | El usuario ingresa al sitio web.  | Se redirige a la página de inicio del sistema.                                 | Página de inicio en pantalla.                             |
| 2        | El usuario selecciona la opción 'Ver video con posturas'.   | Se redirige a la página de filtro de videos.                                   | Página de filtro de videos en pantalla.                   |
| 3        | El usuario selecciona la opción de 'Buscar penales' sin aplicar filtro.   | El sistema actualiza la vista con el listado de todos los penales disponibles. | Página actualizada con el listado de penales disponibles. |
| 4        | El usuario selecciona el primer video de la lista.  | El sistema redirija a la página de visualización de video.                     | Página de visualización de video en pantalla.             |
| 5        | El usuario reproduce el video en pantalla.  | El video se reproduce en la pantalla actual.                                   | El video comienza a reproducirse.                         |

|             |                                  |
|-------------|----------------------------------|
| Excepciones |                                  |
| 3.1.        | No existen videos en el sistema. |
|             | Resultado                        |
|             | Exitoso                          |

## 6.2. Subida de video

Tabla XVII: Caso de prueba 2, subida de video.

|          |  |   |   |
|----------|--|---|---|
| ID       | CP-02  | Ambiente de prueba                                    | Aplicación web                                    |
| Objetivo | Cargar un nuevo video al sistema, con la detección de objetos, las posturas de los lanzadores y la altura y el lado del disparo. |   |   |
| #        | Acción   | Resultado esperado                                    | Resultado obtenido                                |
| 1        | El usuario ingresa al sitio web.   | Se redirige a la página de inicio del sistema.        | Página de inicio en pantalla.                     |
| 2        | El usuario selecciona la opción 'Cargar video nuevo'.  | Se redirige a la página de formulario de carga.       | Página de formulario de carga en pantalla.        |
| 3        | El usuario completa todos los campos obligatorios sobre la información del lanzamiento.  | Se habilita el botón 'Continuar al upload del video'. | Botón 'Continuar al upload del video' habilitado. |
| 4        | El usuario selecciona el botón 'Continuar al upload del video'.  | Se redirige a la página de carga de video.            | Página de carga de videos en pantalla.            |
| 5        | El usuario carga un video en un formato  | El sistema habilita nuevos campos para el input del   | Nuevos campos de input                            |

|             |  |  |  |
|-------------|--|--|--|
|             | valido sobre un lanzamiento de penal.                      | usuario.   | en pantalla.                                 |
| 6           | El usuario completa los nuevos campos en pantalla.         | Se habilita el botón 'Continuar a confirmación'.   | Botón 'Continuar a confirmación' habilitado. |
| 7           | El usuario selecciona el botón 'Continuar a confirmación'. | Se redirige a la página de 'Resumen'.              | Página de 'Resumen' en pantalla.             |
| 8           | El usuario selecciona el botón 'Cargar video'.             | Se muestra un mensaje de éxito al cargar el video. | Mensaje de éxito en pantalla.                |
| Excepciones |  |  |  |
| 5.1.        | Formato de video invalido o falla de procesamiento.        |  |  |
| 5.2.        | No se detectaron jugadores en el video cargado.            |  |  |
| 7.1.        | No se detectaron posturas en el video cargado.             |  |  |
| 8.1         | Falla al cargar el video.                                  |  |  |
| Resultado   |  |  | Exitoso                                      |

### 6.3. Predecir desde video

Tabla XVIII: Caso de prueba 3, predecir desde video.

|          |  |                    |                |
|----------|--|--------------------|----------------|
| ID       | CP-03  | Ambiente de prueba | Aplicación web |
| Objetivo | Cargar un nuevo video sin procesar al sistema para generar una predicción del lanzamiento en cuestión. |                    |                |

| #           | Acción  | Resultado esperado   | Resultado obtenido                                |
|-------------|---|--|---|
| 1           | El usuario ingresa al sitio web.  | Se redirige a la página de inicio del sistema.               | Página de inicio en pantalla.                     |
| 2           | El usuario selecciona la opción 'Predicción de penal'.                        | Se redirige a la página de predicción de penal.              | Página de predicción de penal en pantalla.        |
| 3           | El usuario carga un video en un formato valido sobre un lanzamiento de penal. | El sistema habilita nuevos campos para el input del usuario. | Nuevos campos de input en pantalla.               |
| 4           | El usuario completa los nuevos campos en pantalla.                            | Se habilita el botón 'Realizar predicción'.                  | Botón 'Realizar predicción' habilitado.           |
| 5           | El usuario selecciona el botón 'Realizar predicción'.                         | Se redirige a la página de 'Resultados de predicción'.       | Página de 'Resultados de predicción' en pantalla. |
| Excepciones |   |  |   |
| 3.1.        | Formato de video invalido o falla de procesamiento.                           |  |   |
| 3.2.        | No se detectaron jugadores en el video cargado.                               |  |   |
| 5.1.        | No se detectaron posturas en el video cargado.                                |  |   |
| Resultado   |   |  | Exitoso   |

#### 6.4. Ver lista de jugadores

Tabla XIX: Caso de prueba 4, ver lista de jugadores.

|           |   |  |   |
|-----------|---|--|---|
| ID        | CP-04   | Ambiente de prueba                               | Aplicación web                              |
| Objetivo  | Consultar la totalidad de los jugadores disponibles en la base de datos junto a sus respectivas estadísticas. |  |   |
| #         | Acción  | Resultado esperado                               | Resultado obtenido                          |
| 1         | El usuario ingresa al sitio web.  | Se redirige a la página de inicio del sistema.   | Página de inicio en pantalla.               |
| 2         | El usuario selecciona la opción 'Ver jugadores'.  | Se redirige a la página de listado de jugadores. | Página de listado de jugadores en pantalla. |
| Resultado |   |  | Exitoso                                     |

### 6.5. Ver videos de jugador

Tabla XX: Caso de prueba 5, ver videos de jugador.

|          |  |  |   |
|----------|--|--|---|
| ID       | CP-05  | Ambiente de prueba                               | Aplicación web                              |
| Objetivo | Consultar la totalidad de los videos almacenados por cada jugador en la base de datos junto a sus respectivas estadísticas y análisis. |  |   |
| #        | Acción   | Resultado esperado                               | Resultado obtenido                          |
| 1        | El usuario ingresa al sitio web.   | Se redirige a la página de inicio del sistema.   | Página de inicio en pantalla.               |
| 2        | El usuario selecciona la opción 'Ver jugadores'.   | Se redirige a la página de listado de jugadores. | Página de listado de jugadores en pantalla. |
| 3        | El usuario selecciona el primer jugador de   | Se redirige a la página de listado de videos.    | Página de listado de videos en pantalla.    |

|             |  |  |   |
|-------------|--|--|---|
|             | la lista.  |  |   |
| 4           | El usuario selecciona el primer video de la lista. | El sistema redirija a la página de visualización de video. | Página de visualización de video en pantalla. |
| 5           | El usuario reproduce el video en pantalla.         | El video se reproduce en la pantalla actual.               | El video comienza a reproducirse.             |
| Excepciones |  |  |   |
| 3.1.        | No existen jugadores en el sistema.                |  |   |
| 3.2.        | No existen videos en el sistema para ese jugador.  |  |   |
| Resultado   |  |  | Exitoso                                       |

### 6.6. Análisis de jugador

Tabla XXI: Caso de prueba 6, análisis de jugador.

|          |  |  |   |
|----------|--|--|---|
| ID       | CP-06  | Ambiente de prueba                               | Aplicación web                              |
| Objetivo | Consultar un jugador en particular del sistema y obtener una sugerencia sobre su preferencia y atributos de lanzamiento junto a sus estadísticas y análisis. |  |   |
| #        | Acción   | Resultado esperado                               | Resultado obtenido                          |
| 1        | El usuario ingresa al sitio web.   | Se redirige a la página de inicio del sistema.   | Página de inicio en pantalla.               |
| 2        | El usuario selecciona la opción 'Ver jugadores'.   | Se redirige a la página de listado de jugadores. | Página de listado de jugadores en pantalla. |
| 3        | El usuario selecciona el botón 'Análisis' del  | Se redirige a la página                          | Página de análisis de                       |

|             |                                     |                      |                      |
|-------------|-------------------------------------|----------------------|----------------------|
|             | primer jugador de la lista.         | análisis de jugador. | jugador en pantalla. |
| Excepciones |                                     |                      |                      |
| 3.1.        | No existen jugadores en el sistema. |                      |                      |
|             |                                     |                      | Resultado            |
|             |                                     |                      | Exitoso              |

## 7. Conclusiones

PENAL es una herramienta de análisis y predicción de penales en el fútbol argentino, buscando asistir en la toma de decisiones de los entrenadores y los arqueros para este tipo de situaciones. Este sistema combina la recolección de videos, visión por computadora y aprendizaje automático para resultar en un producto integral que cumpla con los objetivos establecidos.

La utilización de tecnologías como *machine learning*, AWS y visión artificial buscan destacar a PENAL como una herramienta innovadora, de gran atractivo para los potenciales clientes y disruptiva en el mercado de este deporte. Esto, junto a la necesidad detectada y la recopilación de información de protagonistas clave, permiten consolidar a esta solución con una gran ventaja competitiva. Si bien estas, y otras tecnologías, continúan desarrollándose constantemente, podemos afirmar que aún queda un gran espacio por explorar dentro de su aplicación en el mundo futbolístico.

En cuanto al análisis económico del proyecto, se considera un escenario neutro donde el crecimiento de clientes es positivo y a un ritmo acotado. Con esto se puede afirmar que el proyecto cuenta con una base económica sólida para su comercialización.

Se tiene en cuenta para futuras funcionalidades que pueden ser agregadas a la presente aplicación una interfaz visual que se adapte mejor a los usuarios finales para el uso comercial y productivo del aplicativo. Esto se debe al alcance acotado que se le dio al desarrollo de este proyecto y la focalización en el desarrollo de un sistema predictivo para la posición de los disparos desde el punto de penal como principal atractivo. Además, contemplar el uso de diferentes cámaras estratégicas para obtener sugerencias más acertadas.

En resumen, se considera que el producto desarrollado cuenta con un gran potencial inicial para poder desarrollarse como una herramienta revolucionaria en la asistencia del planeamiento estratégico de los entrenadores de arqueros para la contención de penales, cumpliendo todos los objetivos planteados en un principio. Su escalabilidad y arquitectura ayudan a la posibilidad de crecimiento con la que cuenta la solución generada.

La solución planteada no tiene la intención de reemplazar o disminuir la participación de los entrenadores en el planeamiento de estrategias de los penales, sino que tiene como propósito principal ser de apoyo a los usuarios que la utilicen en este deporte y así obtener resultados inmediatos.

## Bibliografía y referencias

- AIRE DIGITAL [en línea]. “Qué canal transmitirá todos los partidos de la Copa Argentina 2025: ‘Los derechos de TV pertenecen...’”. 2025. [consulta: 22 jul. 2025]. Disponible en: <https://www.airedesantafe.com.ar/deportes/que-canal-transmitira-todos-los-partidos-la-copa-argentina-2025-los-derechos-tv-pertenecen-n606023>
- AMBITO [en línea]. “¿Cuántos clubes de fútbol profesionales existen en Argentina?”. 2019. [consulta: 16 abr. 2025]. Disponible en: <https://www.ambito.com/deportes/fifa/cuantos-clubes-futbol-profesionales-existen-argentina-n5070809>
- API-FOOTBALL [en línea]. 2025. Disponible en: <https://www.api-football.com/>
- ARGENTE MARTI, Vicent [en línea]. “Mejora de rendimiento deportivo mediante la detección de posturas por visión artificial”. Universitat Politècnica de Valencia. 2023. [consulta: 27 sep. 2025]. Disponible en: <https://riunet.upv.es/server/api/core/bitstreams/6fbd1422-8b7c-4be2-b227-c7ebe8aa6327/content>
- ASOCIACIÓN DEL FÚTBOL ARGENTINO [en línea]. “Reglas de Juego 2024/25”. 2024. [consulta: 25 may. 2025]. Disponible en: <https://assets1.afa.com.ar/Imagenes/Junio/Boletin-6512-Complementario-02-x-Reglas-de-Juego-2024-25.pdf>
- ASOCIACIÓN DEL FÚTBOL ARGENTINO [en línea]. “Campeones de Primera División”. 2025. [consulta: 15 abr 2025]. Disponible en: <https://www.afa.com.ar/es/pages/campeones-de-primera-division>
- ASSAEL, Daniel [en línea]. “La psicología del color: el significado de los colores y cómo aplicarlos a tu marca”. Canvas. 2025. [consulta: 30 jul. 2025]. Disponible en: [https://www.canva.com/es\\_mx/aprende/psicologia-del-color/](https://www.canva.com/es_mx/aprende/psicologia-del-color/)
- AWS Pricing Calculator [en línea]. Amazon Web Services. 2025. [consulta: 2 oct. 2025]. Disponible en: <https://calculator.aws/#/estimate?id=829867403a651e473246fe57a6f7dc40bdfa1923>
- CABALLERO SANTAFE, J. S. y NUÑEZ LAZARO, H. E. [en línea]. “Tecnologías emergentes aplicadas en el deporte”. Revista científica Facultad de Ingeniería. 2022.

- [consulta: 27 sep. 2025]. Disponible en: <https://revistas.unicordoba.edu.co/index.php/rii/article/view/3808/5919>
- CHEN, Michael. Oracle [en línea]. “¿Qué es el big data?”. 2024. [consulta: 7 jun. 2025]. Disponible en: <https://www.oracle.com/ar/big-data/what-is-big-data/>
  - CLARIN [en línea]. “El programa que permite anticipar hacia dónde se va a patear un penal”. 2017. [consulta: 27 may. 2025]. Disponible en: [https://www.clarin.com/deportes/futbol/programa-permite-anticipar-va-patear-penal\\_0\\_SJOuMOzNZ.html?srsId=AfmBOop5C6lGH4fiXg33vpSTE3qswtiIMige4Dpqu0jgJkOwP9-6lUH2](https://www.clarin.com/deportes/futbol/programa-permite-anticipar-va-patear-penal_0_SJOuMOzNZ.html?srsId=AfmBOop5C6lGH4fiXg33vpSTE3qswtiIMige4Dpqu0jgJkOwP9-6lUH2)
  - CoderHouse [en línea]. “Los sueldos promedio según carrera y país”. 2025. [consulta: 1 oct. 2025]. Disponible en: <https://www.coderhouse.com/ar/sueldos>
  - COLUMBIA ENGINEERING [en línea]. “Artificial Intelligence (AI) vs. Machine Learning”. 2025. [consulta: 22 may. 2025]. Disponible en: <https://ai.engineering.columbia.edu/ai-vs-machine-learning/>
  - EL DESTAPE [en línea]. “El anuncio histórico sobre la TV del fútbol argentino que afecta a la AFA”. 2025. [consulta: 22 jul. 2025]. Disponible en: <https://www.eldestapeweb.com/deportes/futbol-argentino/el-anuncio-historico-sobre-la-tv-del-futbol-argentino-que-afecta-a-la-afa-20254710116>
  - ESPN [en línea]. “El origen del fútbol en Argentina”. 2022. [consulta: 16 abr. 2025]. Disponible en: [https://www.espn.com.ar/futbol/mundial/nota/\\_id/10679057/argentina-origen-futbol-historia-copa-del-mundo-2022-perfil](https://www.espn.com.ar/futbol/mundial/nota/_id/10679057/argentina-origen-futbol-historia-copa-del-mundo-2022-perfil)
  - GARRIDO CARPIO, Miguel [en línea]. “Predicción de lanzamientos de penalti en LaLiga Santander mediante el uso de Redes Neuronales”. Universidad Politécnica de Madrid. 2021. [consulta: 28 may. 2025]. Disponible en: [https://oa.upm.es/68429/1/TFG\\_MIGUEL\\_GARRIDO\\_CARPIO.pdf](https://oa.upm.es/68429/1/TFG_MIGUEL_GARRIDO_CARPIO.pdf)
  - GARTNER [en línea]. “Magic Quadrant for Strategic Cloud Platform Services”. 2025. [consulta: 20 ago. 2025]. Disponible en: [https://www.gartner.com/doc/reprints?id=1-2LM5HTYC&ct=250805&st=sb&trk=59e09e9f-ef2e-4f08-9d0c-fce0d64139c7&sc\\_channel=el](https://www.gartner.com/doc/reprints?id=1-2LM5HTYC&ct=250805&st=sb&trk=59e09e9f-ef2e-4f08-9d0c-fce0d64139c7&sc_channel=el)
  - IBM [en línea]. “¿Qué es el aprendizaje automático?”. 2021. [consulta: 20 may. 2025]. Disponible en: <https://www.ibm.com/think/topics/machine-learning>

- INTEL [en línea]. “How Are CNNs and Deep Learning Connected?”. 2025. [consulta: 8 jun. 2025]. Disponible en: <https://www.intel.com/content/www/us/en/internet-of-things/computer-vision/convolutional-neural-networks.html>
- IPSEN, Adam [en línea]. “Top 10 programming languages for 2025”. Pluralsight. 2025. [consulta: 24 jul. 2025]. Disponible en: <https://www.pluralsight.com/resources/blog/upskilling/top-programming-languages-2025>
- KANNY, Samantha et. al. [en línea]. “A comparative approach of machine learning models to predict attrition in a diabetes management program”. PLOS Digital Health. 2025. [consulta: 30 sep. 2025]. Disponible en: <https://journals.plos.org/digitalhealth/article?id=10.1371/journal.pdig.0000930>
- LEON, David E. et. al. [en línea]. “La influencia de la inteligencia artificial en el deporte: transformando el juego”. 2025. [consulta: 28 sep. 2025]. Disponible en: <https://revistas.sena.edu.co/index.php/CITEISA/article/view/7115/6614>
- MARCHETTI, Jerónimo [en línea]. “Análisis de herramientas de ETL y reporting en entornos Big Data”. Universidad Nacional de La Plata. 2023. [consulta: 27 sep. 2025]. Disponible en: [https://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/165008/Documento\\_completo.pdf-PDFA.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/165008/Documento_completo.pdf-PDFA.pdf?sequence=1&isAllowed=y)
- MEDIAPIPE SOLUTIONS [en línea]. “Guía de soluciones de MediaPipe”. Google. 2025. [consulta: 30 jul. 2025]. Disponible en: <https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/guide?hl=es-419>
- MICROSOFT [en línea]. “¿Qué es la visión artificial?”. 2025. [consulta: 20 may. 2025]. Disponible en: <https://azure.microsoft.com/es-es/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-computer-vision#clasificaci%C3%B3n-de-objetos>
- MORALES, Juan Carlos [en línea]. “¿Qué es YouTube? Pregunta seria”. Google. 2024. [consulta: 10 jul. 2025]. Disponible en: <https://support.google.com/youtube/community-guide/278093747/%C2%BFqu%C3%A9-es-youtube-primera-pregunta-hacia-el-%C3%A9xito?hl=es>
- MURTOVI, Alnis et. al. [en línea]. “Forest GUMP: a tool for verification and explanation”. International Journal on Software Tools for Technology Transfer. 2023.

- [consulta: 30 sep. 2025]. Disponible en: <https://eldorado.tu-dortmund.de/server/api/core/bitstreams/44d5279e-25cb-4cf4-9d09-e1c594flcbc6/content>
- OSTERWALDER, Alexander; PIGNEUR, Ives [en línea]. "Business Model Generation". Self-published. 2009. [consulta: 1 oct. 2025].
  - PRENSA RIVER PLATE [en línea]. "Supercopa Argentina 2019: por qué la juegan River y Racing y motivos por los que se disputa en 2021". 2021. [consulta: 15 abr. 2025]. Disponible en: [https://argentina.as.com/argentina/2021/03/04/futbol/1614880294\\_357050.html](https://argentina.as.com/argentina/2021/03/04/futbol/1614880294_357050.html)
  - QUIROZ, Javier [en línea]. "El modelo relacional de bases de datos". 2003. [consulta: 29 sep. 2025]. Disponible en: <https://ingenieriasimple.com/conred/el%20modelo%20relacional.pdf>
  - REAL ACADEMIA ESPAÑOLA [en línea]. 2024. [consulta: 25 ago. 2025]. Disponible en: <https://dle.rae.es/>
  - SAMARATOVA, A. K. [en línea]. "Features of using waterfall methodologies in Project management". 2024. [consulta: 30 sep. 2025]. Disponible en: <https://cyberleninka.ru/article/n/features-of-using-waterfall-methodologies-in-project-management/viewer>
  - SANCHEZ HUERTA, David [en línea]. "Análisis FODA o DAFO". 2020. [consulta: 29 sep. 2025]. Disponible en: [https://books.google.com.ar/books?hl=es&lr=&id=6h0JEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT10&dq=analisis+foda&ots=8\\_QlRgarwn&sig=Umaqa2yo3cUyYn43OPVoWqX1viE&redir\\_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.com.ar/books?hl=es&lr=&id=6h0JEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT10&dq=analisis+foda&ots=8_QlRgarwn&sig=Umaqa2yo3cUyYn43OPVoWqX1viE&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false)
  - SCANDOLO, Ramiro. Diario Olé [en línea]. "Gayoso con Olé: su nuevo rol por la enfermedad, el secreto de los penales y el arco de Boca". 2025. [consulta: 18 abr. 2025]. Disponible en: [https://www.ole.com.ar/boca-juniors/gayoso-boca-penales-libertadores\\_0\\_vnWIXjkfwt.html](https://www.ole.com.ar/boca-juniors/gayoso-boca-penales-libertadores_0_vnWIXjkfwt.html)
  - SCHLOSSER, Tobias et. al. [en línea]. "A Consolidated Overview of Evaluation and Performance Metrics for Machine Learning and Computer Vision". 2024. [consulta: 3 oct. 2025]. Disponible en: [https://www.researchgate.net/publication/374558675\\_A\\_Consolidated\\_Overview\\_of](https://www.researchgate.net/publication/374558675_A_Consolidated_Overview_of)

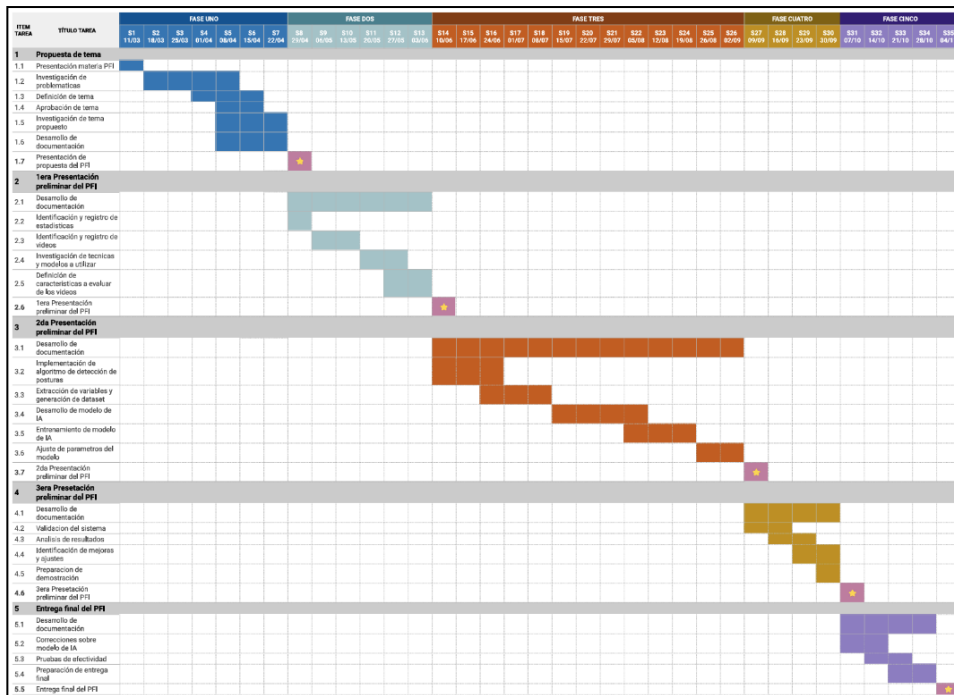
[Evaluation and Performance Metrics for Machine Learning and Computer Vision?channel=doi&linkId=65253a810d999b4754b30cf1&showFulltext=true](https://www.researchgate.net/publication/353324450_Waterfall_Methodology_Prototyping_and_Agile_Development?channel=doi&linkId=65253a810d999b4754b30cf1&showFulltext=true)

- SENARATH, Udesh S. [en línea]. "Waterfall methodology, prototyping and agile development". 2021. [consulta: 30 sep. 2025]. Disponible en: [https://www.researchgate.net/publication/353324450\\_Waterfall\\_Methodology\\_Prototyping\\_and\\_Agile\\_Development](https://www.researchgate.net/publication/353324450_Waterfall_Methodology_Prototyping_and_Agile_Development)
- SORIA, Pierre-Henry [en línea]. "Download Any Videos From YouTube". MIT. 2024. [consulta: 26 jul. 2025]. Disponible en: <https://github.com/pH-7/Download-Simply-Videos-From-YouTube>
- TURING, Alan M. [en línea]. "Computing Machinery and Intelligence". 1950. [consulta: 25 sep. 2025]. Disponible en: <https://courses.cs.umbc.edu/471/papers/turing.pdf>
- TYC SPORTS [en línea]. "La inteligencia artificial llegó al fútbol: Liverpool y Google crearon un asistente técnico que ayuda a ganar". 2024. [consulta: 25 may. 2025]. Disponible en: <https://www.tycsports.com/gaming/la-ia-llego-al-futbol-liverpool-y-google-crearon-un-asistente-tecnico-que-ayuda-a-ganar-id572152.html>
- ULTRALYTICS [en línea]. "Documentacion de Ultralytics YOLO". 2025. [consulta: 1 sep. 2025]. Disponible en: <https://docs.ultralytics.com/es/>
- VOLVO [en línea]. "El impacto de la IA en las tácticas y estrategias del fútbol". 2024. [consulta: 7 jun. 2025]. Disponible en: <https://tecvolucion.com/impacto-ia-tacticas-estrategias-futbol/>

## Anexo I - Cronograma

Se presenta el cronograma inicial y sus actualizaciones, con sus correspondientes fechas de modificación. Las celdas con el símbolo “+” han sido agregadas al cronograma inicial por necesidad de cambio de fecha o extensión de estas, y aquellas con el símbolo “-” han sido removidas o replanificadas para más adelante debido a falta de tiempo.

Cronograma presentado en la propuesta inicial el 29 de abril de 2025:



Se pospuso la identificación y registro de videos para la segunda etapa del proyecto debido a la demora encontrada en la identificación y registro de estadísticas a recolectar ya que eran necesarias para continuar correctamente. La investigación sobre las características a considerar se adelantó para poder facilitar la búsqueda de modelos y técnicas posteriores, acotando los potenciales sistemas a utilizar.

Cronograma modificado para la primera entrega parcial el 10 de junio de 2025:



Learning se demoró debido a la larga duración de las actividades de extracción de posturas de los videos, elemento clave para el diseño y entrenamiento de los modelos.

No se presentan modificaciones para el cronograma en la tercera entrega parcial el 7 de octubre de 2025 y tampoco para la entrega final el 4 de noviembre de 2025.

## Anexo II – Entrevistas

Entrevista a entrenador de arqueros

Información general:

- Entrevistado: Hernán Erario
- Entrevistador: Mariano Fortunato Rossi
- Fecha: 06/06/2025
- Modalidad: virtual - Teams

Entrevista:

Mariano Fortunato: ¿Qué fue lo que te llevo a dedicarte al entrenamiento de arqueros?

Hernán Erario: Desde chico siempre jugué ahí, siempre tuve cariño por el puesto porque mi papá jugaba de lo mismo entonces como que lo heredé. Jugué un tiempo en primera y después quise seguir metido en el deporte asique hice los cursos que hacían falta y empecé.

MF: Teniendo en cuenta tu pasado como arquero profesional, ¿Cuál crees que es la mayor adversidad que enfrenta un arquero durante los partidos?

HE: La presión y la responsabilidad, si te equivocas quedas muy marcado. Si sacas mal, das mal un pase o te comes un gol todos te miran mal, a veces hasta el técnico que es el que más te tiene que bancar.

MF: Tanto como arquero o como entrenador, ¿Qué importancia le das a los penales durante un partido?

HE: Durante un partido un penal te puede cambiar mucho. Si te lo meten no hay tanto reproche quizás, pero cuando lo atajas todo el equipo lo festeja como loco.

MF: ¿Y durante una tanda de penales?

HE: Ahí cambia un poco más la cosa. Juega otro tipo de presión, es uno atrás del otro. Aunque quizás hay más chance de atajarlos si te metes en la cabeza de los pateadores, sigue siendo complicado.

MF: ¿Te ha tocado vivir tandas de penales decisivas?

HE: No recuerdo ninguna en particular ahora, pero quizás me olvido de alguna. En mi época no había Copa Argentina ni nada de eso, asique muchas no tuve.

MF: ¿Cómo se preparan desde lo mental y lo técnico?

HE: Igual que cualquier otro penal, pero acá sos héroe o villano. Si no atajas ninguno estas al horno, si atajas 1 o 2 puede que seas el mejor del partido. Para mí siempre hay que estar tranquilo, sabiendo que el que pateo también tiene sus cosas buenas sino no va a estar pateando.

MF: ¿Qué tan determinante crees que puede ser la información previa sobre el pateador?

HE: Hoy en día seguro es muy determinante, hay mucha información y estadística dando vuelta entonces algunos arqueros estudian antes de los partidos.

MF: ¿En qué medida el análisis previo de penales influye en el rendimiento real del arquero?

HE: Yo creo que mucho. El “Dibu” (Emiliano Martínez) siempre cuenta que mira videos antes de los partidos para ver a donde patean o que hacen antes.

MF: ¿Usan alguna herramienta?

HE: No que yo sepa. Se usa mucho análisis de video en general, de eso si hay varias herramientas como LongoMatch o Kinovea, pero depende de cada entrenador. Yo uso mucho esas dos.

MF: ¿Suelen analizar videos de penales rivales? ¿Miran algún aspecto en específico?

HE: Como te decía, se miran los pateadores y se trata de ver a donde suelen patear, si son zurdos o diestros, el pie de apoyo también dice mucho, si frenan la carrera.

MF: ¿Qué decisiones toma un arquero antes del remate? ¿Se planifica o es más instintivo?

HE: 50-50. Si tenés algún dato de para donde suele patear te sirve, pero cuando empieza la carrera te la terminas jugando para donde vos creas. A veces los jugadores se anotan en un machete en las copas, pero nada te garantiza que va a patear ahí.

MF: ¿Cómo ha evolucionado el entrenamiento específico de arqueros en penales a lo largo del tiempo?

HE: Antes se practicaba con el equipo, si alguno se quedaba después de horario y quería seguir un rato peloteando. Hoy en día con todos los videos que hay dando vueltas yo creo que se complementa un poco con eso, pero siempre tenés que practicar en la cancha.

MF: ¿Cómo crees que influye el lenguaje corporal del pateador en la decisión del arquero?

HE: Mucho. El pie de apoyo te marca bastante a veces, algunos solo miran a la pelota, otros solo al arquero. Cada uno tiene sus técnicas.

MF: ¿Qué limitaciones ves en el uso de herramientas tecnológicas para la toma de decisiones dentro del campo?

HE: Hoy se usa mucho video análisis, pero el que termina tomando la última decisión es el cuerpo técnico. Para mí es una buena herramienta.

MF: ¿Consideraría útil un sistema que analice los movimientos del pateador y prediga la dirección del remate?

HE: Si, seguro. Todo lo que nos ayude a los entrenadores a no tener que estar mirando mil horas viendo videos de penales esta buenísimo. Pero igual el arquero después va a hacer lo que sienta en el partido.

MF: ¿Qué tipo de datos cree que serían más útiles para mejorar el rendimiento en penales?

HE: Quizás la trayectoria, la carrera. Para donde suele patear. Si prefiere colocar o pegarle con fuerza.

Entrevista a arquero

Información general:

- Entrevistado: Lautaro Callejo
- Entrevistador: Mariano Fortunato Rossi
- Fecha: 07/06/2025
- Modalidad: virtual - Teams

Entrevista:

Mariano Fortunato: Teniendo en cuenta tu experiencia, ¿Cuál crees que es la mayor adversidad que enfrenta un arquero durante los partidos?

Lautaro Callejo: Si te equivocás, se nota y cuesta el doble recuperarse. A veces atajas diez por partido, pero si te meten un gol se olvidan de todo.

MF: ¿Qué es lo que más te motiva durante un partido?

LC: Atajar una pelota clave y sentir el aliento de la gente. Eso te levanta como nada.

MF: ¿Hay algo que te parezca más importante en un arquero en el fútbol actual?

LC: Sí, hoy tenés que jugar bien con los pies, ya no alcanza solo con atajar. Atajar penales es un plus para mi gusto.

MF: ¿Qué importancia le das a los penales durante un partido?

LC: Muchísima, en el partido pueden cambiar todo. También depende si vas ganando o como está el partido.

MF: ¿Y durante una tanda de penales?

LC: Ahí el arquero puede ser el gran responsable de que el equipo siga o quede afuera. Es mucha cabeza e intuición, siempre hay que estar lo más tranquilo posible.

MF: ¿Te ha tocado vivir tandas de penales decisivas? ¿Cómo se preparan desde lo mental y lo técnico?

LC: Sí. Me acuerdo de una abajo de la lluvia y en el barro en Italia. Pasamos y fui la figura, de esa no me olvido más. Desde lo mental, trato de estar lo más frío posible, no pensar en la presión y confiar en mi laburo.

MF: ¿Tenes alguna estrategia personal para decidir hacia dónde lanzarte?

LC: Miro mucho como se para, la carrera, los ojos. A veces es puro instinto, pero trato de no tirarme por tirar.

MF: ¿Has cambiado tu forma de atajar penales a lo largo de tu carrera?

LC: Sí, sin dudas. Antes me tiraba más por intuición, a lo loco. Con los años aprendí a estudiar más al rival, a tener paciencia y a leer mejor los movimientos. Hoy atajo penales con más cabeza que reflejo, si los atajo.

MF: ¿Observas alguna señal en el pateador que te ayude a anticiparte?

LC: Sí, siempre. La carrera te dice mucho: si es muy recta, suele ir cruzado; si se abre, puede buscar el otro palo.

MF: ¿Qué tipo de patrones has observado en pateadores en tu experiencia?

LC: Muchos repiten el mismo estilo: carrera parecida, mismo palo. Algunos esperan que el arquero se mueva, otros le pegan fuerte sin mirar. La mayoría tiene sus mañas y a veces se notan.

MF: ¿Crees que la inteligencia artificial puede usarse como parte del análisis técnico y la planificación en el fútbol?

LC: No estoy muy metido en el tema, pero si, seguro.

MF: ¿Preferís guiarte por tu instinto o por datos/estrategia previamente estudiada?

LC: Depende del momento. Si tengo info del pateador, la uso. Pero en el momento del penal, muchas veces hay que hacer lo que te parece y listo.

MF: ¿Te parecería útil un sistema que analice videos y te diga hacia dónde puede patear un rival?

LC: Te sumaría un montón. No te garantiza atajar, pero llegás con ventaja y más confianza seguro.

MF: ¿Qué tipo de predicciones te gustaría que haga ese sistema?

LC: Me gustaría que me diga hacia dónde patea más seguido, si cambia de lado según el momento del partido, si espera que el arquero se mueva.

MF: ¿Qué limitaciones o riesgos ves en este tipo de soluciones tecnológicas aplicadas al fútbol?

LC: El riesgo es depender demasiado y que te nuble el instinto. También puede fallar si el pateador cambia su forma ese día. La tecnología ayuda, pero no reemplaza lo que ves y sentís en la cancha.

### Anexo III – Repositorios

Todos los programas creados y utilizados están disponibles en el repositorio de almacenamiento de GitHub de acceso público.

Como bien se menciona, los archivos usados son:

- *competiciones.py*
- *descarga\_de\_videos.py*
- *detector.py*
- *eventos\_fixture.py*
- *fixtures.py*
- *jugadores.py*
- *penales\_por\_equipo.py*
- *visualizador.py*

Enlace de acceso: <https://github.com/marifortu45/PFI-PENAL-2025.git>

Enlace de acceso al repositorio de Google Colab:  
<https://colab.research.google.com/drive/1jludmepN6uVitdAGXIE460v6DEgQxMt-?usp=sharing>

Enlace de acceso al repositorio de BackEnd: <https://github.com/marifortu45/PFI-PENAL-2025-BACKEND.git>

Enlace de acceso al repositorio de FrontEnd: <https://github.com/marifortu45/PFI-PENAL-2025-FRONTEND.git>