

Nicolas Ratia

nicolas.ratia@gmail.com

1. Introducción

El baloncesto es un deporte dinámico en el que el análisis preciso y en tiempo real de los movimientos de los jugadores, la posesión del balón y las acciones de tiro resulta esencial para múltiples aplicaciones, como el entrenamiento profesional, la evaluación del rendimiento y la mejora de las transmisiones deportivas.

Tradicionalmente, este tipo de análisis se ha realizado mediante anotaciones manuales, lo cual implica un proceso intensivo en tiempo, sujeto a errores humanos y con limitaciones en cuanto a la escala y velocidad de procesamiento.

En este trabajo se presenta un sistema automatizado de análisis de partidos de baloncesto basado en visión por computadora e inteligencia artificial. El sistema combina técnicas de detección y seguimiento de objetos, integrando las siguientes herramientas y tecnologías:

Diferentes modelos de detección y segmentación entrenados con Roboflow, incluyendo arquitecturas basadas en **RF-DETR**, segmentación por instancias y **YOLO**.

Roboflow para el entrenamiento y manejo de datasets personalizados.

Supervision para el postprocesamiento de resultados y la visualización anotada de los mismos.

La arquitectura del sistema se basa en tres modelos especializados, cada uno diseñado para abordar una tarea específica:

- Detección de jugadores, balón y aro: identifica a los jugadores, árbitros, la pelota y la canasta dentro del entorno de juego.
- Segmentación de zonas del campo: detecta regiones clave de la cancha,

- como la línea de tres puntos y la zona pintada ("la botella").
- 3. **Identificación del portador del balón:** determina qué jugador tiene la posesión del balón en cada momento del juego.

Complementariamente, el sistema incorpora un clasificador que agrupa a los jugadores por equipo mediante técnicas de *clustering*, y un mecanismo para detectar automáticamente las acciones de tiro, identificando si se trata de lanzamientos de dos o tres puntos según la posición del jugador al momento del disparo.

Este enfoque permite realizar un análisis automatizado de eventos en el juego, reduciendo significativamente la necesidad de intervención humana y abriendo nuevas posibilidades para el análisis deportivo en tiempo real.

2. Estado del Arte

Detección de objetos en inteligencia artificial

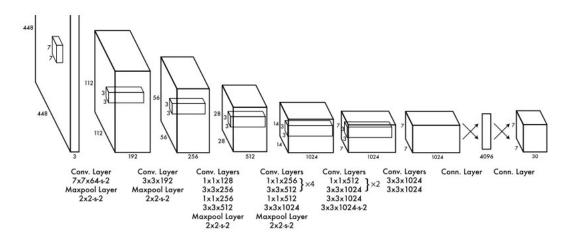
La detección de objetos es una tarea fundamental en visión por computadora que consiste en identificar y localizar instancias de objetos específicos dentro de una imagen o secuencia de video. A diferencia del reconocimiento de imagen tradicional —que solo clasifica la presencia de una clase—, la detección de objetos proporciona información espacial a través de bounding boxes y puede manejar múltiples objetos de diferentes clases simultáneamente.

En los últimos años, los avances en redes neuronales convolucionales (CNN) y arquitecturas basadas en aprendizaje profundo han revolucionado este campo. Modelos como R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN y SSD introdujeron enfoques de dos etapas y una etapa para mejorar la precisión y la velocidad.

Tecnologías utilizadas

El sistema propuesto se apoya en tecnologías avanzadas de visión por computador, entre las que destacan modelos de detección basados en YOLO, arquitecturas *transformer* como RF-DETR, y técnicas de segmentación por instancias, todas integradas mediante la plataforma Roboflow.

detección de objetos sin necesidad de un postprocesado tipo *Non-Maximum Suppression* (NMS). Esta arquitectura resulta especialmente robusta en escenarios complejos con objetos solapados, como los partidos de baloncesto, mejorando la precisión en detección múltiple.



YOLOv8 (You Only Look Once) es una de las últimas versiones de la familia de modelos YOLO, desarrollada por Ultralytics. Su principal ventaja es la capacidad de realizar detección en tiempo real, prediciendo directamente las cajas delimitadoras y las clases de los objetos en una sola pasada. Gracias a su equilibrio entre velocidad y precisión, YOLOv8 es ideal para aplicaciones como el análisis deportivo, donde se requiere inferencia rápida en video.

Roboflow es la plataforma utilizada para gestionar el ciclo completo del desarrollo de los modelos: desde la anotación del dataset hasta el entrenamiento, validación y exportación. Su entorno facilita la automatización del flujo de trabajo y permite experimentar rápidamente con diferentes arquitecturas.

RF-DETR es una adaptación accesible del modelo *DEtection TRansformer* (DETR), que combina una red convolucional como extractor de características (por ejemplo, ResNet) con un *transformer encoder-decoder* para realizar

Para tareas que requieren una segmentación espacial más precisa, como la identificación de zonas específicas de la cancha, se empleó Roboflow 3.0 *Instance Segmentation (Fast)*. A diferencia de los modelos de detección que generan únicamente *bounding boxes*, este enfoque proporciona máscaras a nivel de píxel que permiten identificar con exactitud la forma y los límites de cada región.

Clasificador de equipos (Team Classifier)

El clasificador de equipos implementado en este sistema se basa en un enfoque de clustering no supervisado aplicado a recortes individuales (crops) de jugadores extraídos mediante detección. Tras recolectar múltiples imágenes de cada jugador a lo largo del video, se aplican técnicas de agrupamiento visual (como K-means o similitud de embeddings) para asignar etiquetas de equipo. Este método permite separar eficazmente a los jugadores de ambos equipos incluso en contextos donde no hay uniformidad total ni etiquetas explícitas.

3. Desarrollo

Dataset

El conjunto de imágenes utilizado para entrenar y evaluar los modelos fue generado a partir de videos extraídos de fuentes oficiales, concretamente de las cuentas verificadas de la NBA. Estos videos fueron convertidos en fotogramas individuales (*frames*) para su posterior proceso de anotación.

El proceso de etiquetado comenzó de manera manual, creando una base inicial que permitió entrenar una primera versión preliminar del modelo. Esta versión temprana fue utilizada para realizar anotaciones automáticas sobre nuevas imágenes, las cuales se revisaron y corrigieron manualmente con el fin de mejorar la precisión y reducir errores.

Este ciclo de autoetiquetado asistido y refinamiento manual se repitió en tres iteraciones, aumentando progresivamente la calidad y cantidad del dataset. Como resultado, se obtuvieron más de 1.700 imágenes anotadas con sus respectivas etiquetas, almacenadas y gestionadas en la plataforma Roboflow.

Arquitectura general del sistema

El pipeline modelos:

Modelo de detección de jugadores, balón, canasta y árbitros: entrenado con la arquitectura RF-DETR, permite identificar las entidades principales del juego.

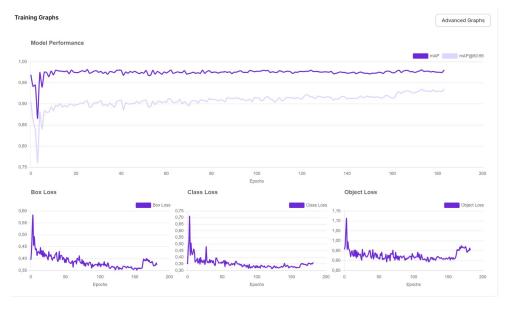
Modelo de segmentación del campo: basado en *Instance Segmentation (Fast)* de Roboflow 3.0, permite identificar con precisión las zonas claves de la cancha.

Modelo de detección del portador del balón: modelo preentrenado para general está conformado por los siguientes determinar la posesión del balón en cada fotograma.

Clasificador de equipos: utiliza un enfoque de *clustering visual* a partir de *crops* de los jugadores detectados.

Entrenamiento de los modelos

Los modelos fueron desarrollados en Roboflow, aplicando transformaciones estándar como redimensionado, normalización, rotaciones, recortes, cambios de iluminación, entre otros aumentos automáticos. Se monitorearon métricas clave como *precision*, *recall* y *loss*, permitiendo evaluar la evolución del modelo y evitar problemas como sobreajuste.



4. Resultados

El sistema fue evaluado sobre clips reales de partidos de la NBA. A continuación, se destacan algunos resultados visuales:

 Detección de entidades clave del juego: jugadores, árbitros, balón y canasta, identificados correctamente.



 Clasificación automática por equipos: separación automática por colores (azul/rojo) a partir de crops y clustering.



 Visualización segmentada del entorno de tiro: zonas del campo representadas con diferentes colores para análisis espacial. Estos resultados demuestran la capacidad del sistema para identificar entidades clave, diferenciarlas por equipo y extraer información contextual relevante.

5. Conclusiones

En resumen, el sistema logra identificar con precisión jugadores, árbitros, balón y canasta, segmentar zonas relevantes de la cancha y clasificar a los jugadores por equipos. Uno de los principales aportes es la detección automática de la posesión del balón y la estimación del tipo de lanzamiento según la zona del tiro.

El enfoque de anotación asistida, combinado con la flexibilidad de Roboflow, permitió desarrollar un *pipeline* robusto a partir de datos reales. Sin embargo, existen áreas de mejora: la separación por equipos puede verse afectada por colores similares o iluminación variable, y la detección precisa del lugar de tiro o de si el balón entra en la canasta sigue siendo un reto.

Futuras iteraciones podrían beneficiarse de arquitecturas multimodales, mejoras en el seguimiento temporal y uso de información contextual adicional para aumentar la robustez y precisión en entornos reales y competitivos.

6. Referencias

- [1] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). *You only look once: Unified, real-time object detection*. arXiv. https://arxiv.org/abs/1506.02640
- [2] Roboflow . (2024, agosto 22). Football AI Tutorial: From Basics to Advanced Stats with Python [Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=aBVGKoNZQUw
- [3] Roboflow. (2024, agosto 29). *Football AI | Community Q&A (Aug 29)* [Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=Xwou5qO--vY
- [4] Roboflow. (2023, enero 10). **YOLOv8: How to Train for Object Detection on a Custom Dataset** [Video]. YouTube. https://www.youtube.com/watch?v=wuZtUMEiKWY
- [5] Roboflow. (2024). *Supervision* (versión más reciente) [Software]. https://supervision.roboflow.com/latest/
- [6] DeepSeek. (2025). *DeepSeek: Plataforma de inteligencia artificial* [Sitio web]. https://www.deepseek.com/