

# Proyecto final de IA y Simulación

Juan Carlos Espinosa Delgado C-411

Raudel Gómez Molina C-411

Alex Sierra Alcalá C-411

28 de abril de 2024

# Contents

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Modelación basada en Agentes</b>	<b>4</b>
2.1	Modelación del ambiente . . . . .	4
2.2	Tipos de Agentes . . . . .	4
2.2.1	Agente jugador . . . . .	4
2.2.2	Agente entrenador . . . . .	5
2.3	Características de los agentes . . . . .	6
<b>3</b>	<b>Simulación de partidos</b>	<b>6</b>
3.1	Campo de juego y posiciones . . . . .	6
3.2	Atributos de los jugadores . . . . .	8
3.3	Acciones de los jugadores . . . . .	9
3.4	Acciones de los entrenadores . . . . .	10
<b>4</b>	<b>Integración con LLM</b>	<b>10</b>
<b>5</b>	<b>Detalles de implementación</b>	<b>11</b>
5.1	Mecanismo de simulación . . . . .	11
5.2	Implementación de reglas y lógica difusa . . . . .	11
5.3	Encapsulamiento de las estrategias de los agentes . . . . .	12
<b>6</b>	<b>Análisis experimental</b>	<b>12</b>
6.1	Experimento 1: Comparación de estrategias de selección de acciones de los jugadores . . . . .	12
6.2	Experimento 2: Comparación de estrategias de selección de alineación de los entrenadores . . . . .	14
6.3	Experimento 3: Comparación de estrategias de selección de acciones de los entrenadores . . . . .	16
6.4	Datos generales . . . . .	18
6.5	Análisis de los resultados . . . . .	18
<b>7</b>	<b>Conclusiones</b>	<b>19</b>
<b>8</b>	<b>Recomendaciones</b>	<b>19</b>

# 1 Introducción

El fútbol es un deporte de equipo muy popular en todo el mundo, y su simulación mediante técnicas de inteligencia artificial (IA) se ha convertido en un área de investigación activa. La simulación de partidos de fútbol permite a los investigadores y profesionales del deporte estudiar diferentes estrategias, tácticas y escenarios de juego sin la necesidad de partidos físicos reales.

Este informe presenta los resultados de un proyecto de simulación de un partido de fútbol utilizando técnicas de IA. El objetivo del proyecto era desarrollar un modelo de simulación que pudiera generar partidos de fútbol realistas y que permitiera a los usuarios experimentar con diferentes parámetros y estrategias para hacer predicciones de estos partidos.

## 2 Modelación basada en Agentes

Para realizar simulaciones de los juegos hacemos uso de agentes inteligentes, nuestro ambiente consistirá en el estado actual del juego, que está compuesto por sus jugadores, la estrategia que siguen, sus atributos de jugador actuales, los entrenadores, el terreno y las estadísticas actuales del partido. Nuestros agentes serán los jugadores y entrenadores y su función objetivo será ganar el partido.

### 2.1 Modelación del ambiente

Nuestro ambiente consta de las siguientes características:

1. **Accesibilidad:** Nuestro ambiente es totalmente accesible, cada jugador posee conocimiento acerca del resto de los jugadores y de sus posiciones en el terreno, de dónde se encuentra el balón y de las estadísticas actuales del partido. Importante aclarar que para los jugadores se tiene en cuenta un atributo de visión y cansancio, que limita las acciones que este puede tomar.
2. **Determinista o no determinista:** Nuestro ambiente es un ambiente no determinista, ya que, al no conocer el resultado de cada acción con certeza, existe incertidumbre acerca del estado del ambiente luego de realizar una acción.
3. **Episódico o secuencial:** Este ambiente es secuencial, ya que las decisiones del agente pueden influir de forma positiva o negativa en el futuro, por lo que tiene que razonar las consecuencias de sus acciones.
4. **Estático o dinámico:** Es un ambiente estático, ya que permanece inalterable mientras no se realice una acción sobre él, de hecho, todos los jugadores deben realizar su acción (la cual puede ser no hacer nada) para poder avanzar en el partido.
5. **Discreto o continuo:** Optamos por que el tiempo fuera discreto, aunque eso no aleje un poco de la realidad. En cada instancia de tiempo, cada jugador puede realizar un número constante de acciones (solo una). Cada jugador no puede decidir de forma independiente el instante exacto de tiempo en que realizará su acción, sino que se sigue un orden preestablecido en cada instancia de tiempo. Todas estas consideraciones simplifican de forma considerable el problema aunque lo alejan un poco de la realidad.

### 2.2 Tipos de Agentes

#### 2.2.1 Agente jugador

Nuestros jugadores son agentes puramente reactivos ya que basan su decisión enteramente en el presente, sin referencia a lo que haya pasado anteriormente. Estos simplemente responden directamente al ambiente. Implementamos varias estrategias que pueden ser usadas por el agente. Estas perfectamente pueden ser combinadas en un mismo juego por varios agentes y actúan de forma independiente.

Una de estas estrategias se basa en tipos de comportamiento entre los que se encuentran: ofensivo, defensivo, evitar cansancio y el respeto por la posición inicial impuesta por el entrenador. En dependencia de si los jugadores son defensas, mediocampistas o delanteros, tendrán una estrategia basada en una heurística, la cual funciona dándole pesos a cada uno de los comportamientos del agente, y un pequeño peso a un comportamiento aleatorio. De esta forma cada jugador puede variar su configuración de comportamiento en dependencia de su posición en la alineación.

Otra estrategia implementada se basa en la búsqueda del posible árbol de juego (esta implementación tuvo sus complicaciones ya que las transiciones de posibles acciones son no deterministas). Por esta razón optamos por evaluar todas las posibles acciones del agente y tomando cada una de estas simular el comportamiento del resto de los agentes y en la próxima instancia de tiempo volver a evaluar todas las posibles acciones del agente y así hasta cierto nivel que se especifica. Una vez finalizadas estas simulaciones se evalúa que tan bueno es la posición obtenida en el campo usando una función de evaluación y se toma la mejor decisión en base a este número. En esta función se le da una valoración

a qué tan bien está posicionado el equipo del jugador ofensivamente en caso de tener el balón o defensivamente en caso de que la posesión sea del equipo contrario. Para hacer esta valoración tenemos en cuenta la posición del balón y la distancia a la que este se encuentra de la portería rival, las oportunidades de pase, el marcador actual del partido y se hace una valoración también de la ventaja que tiene un equipo sobre otro en el terreno haciendo uso de las estadísticas del partido con diferentes pesos en donde por ejemplo se usan los goles, faltas, pases, pases, tiros y tarjetas, donde un gol tiene bastante mas peso que un pase o un disparo. Teniendo en cuenta los valores numéricos todos estos factores el jugador evalúa la posición ofensiva/defensiva de su equipo basado en reglas de lógica difusa donde por ejemplo, si el jugador considera que un atacante está lejos (según lo que considere lejos ese jugador) de la portería rival, este no tiene una posición ofensiva buena. Todas las reglas mencionadas anteriormente se aplican al algoritmo de evaluación usando lógica difusa.

Como en la vida real, un jugador no sabe cómo percibe el resto de los jugadores los datos de un partido, este no tiene conocimiento de sus funciones de evaluación en nuestra simulación, por lo que a la hora de ejecutar la búsqueda su predicción del partido no es del todo exacta, haciendo su pensamiento más realista. Para intuir las acciones del resto de los jugadores, hace uso de las heurísticas explicadas anteriormente, dependiendo si el jugador a predecir es defensor, centrocampista o delantero, teniendo en cuenta los comportamientos más probables de estos tipos de jugadores.

### 2.2.2 Agente entrenador

Nuestros agentes entrenadores, son agentes puramente reactivos ya que, al igual que los jugadores, basan su decisión enteramente en el presente, sin referencia a lo que haya pasado anteriormente.

Su primera tarea será la de elegir el 11 inicial. Para ello tienen distintas posibilidades de formaciones (4-3-3, 5-3-2, etc). Para cada formación eligen a los 11 jugadores haciendo uso de una heurística que consiste en que el mejor 11 posible a alinear es aquel que mejores jugadores tenga en general (basado en los atributos de los jugadores de nuestro dataset). Optamos por esta heurística de evaluación un tanto greedy ya que evaluar todas las combinaciones sobre el campo de los jugadores es un problema combinatorio muy costoso computacionalmente, esto tiene la desventaja que solo se evalúa el jugador que mejor para una posición y no existe una evaluación conjunta. El entrenador explora todas las combinaciones de 11 jugadores posibles de la plantilla en donde ningún jugador esté fuera de posición (por ejemplo no ve ninguna combinación en la que Messi sea portero) todo esto después de aplicar la heurística descrita anteriormente. Luego de elegir para cada formación su mejor alineación, el entrenador simula varias veces todas sus formaciones posibles y las del entrenador rival y decide alinear la que más porcentaje de victoria le dé. Al ser no determinista nuestra simulación y no saber el resultado de cada acción en el juego con certeza, no pudimos hacer usos de algoritmos como el **MTCS** para el cual está probada su eficacia en este tipo de contextos pero en el caso de los deterministas, por lo que se optó por la idea descrita anteriormente.

Una vez empezado el partido con las alineaciones decididas por cada entrenador, estos también pueden ejecutar acciones. Entre estas se encuentran hacer cambios de jugadores y cambios de formaciones. En los cambios de formaciones los entrenadores si podrán situar jugadores en posiciones que no aparezcan entre las posibles a jugar por estos, teniendo una penalización en sus atributos de habilidades (ya que en la vida real los jugadores que juegan fuera de sus posiciones habituales no son igual de buenos que en estas). Para tomar las decisiones sobre qué acción ejecutar, los entrenadores siguen el mismo algoritmo descrito para elegir la alineación inicial pero en este caso asumen que el técnico rival jugará random ya que no es posible probar todas las posibles acciones y llegar hasta el final del partido.

Otra estrategia implementada para los entrenadores es siguiendo la misma idea que la búsqueda de los jugadores. En este caso es mucho más fácil ya que solo se tiene en cuenta la interacción de los dos entrenadores, por lo que en este caso se puede hacer uso de una especie de **minimax** (con el no determinismo de las transiciones presente). Para la ejecución del mismo se evalúan todas las posibles acciones de ambos entrenadores y se simula hasta la próxima instancia de tiempo en que le corresponda jugar, así hasta llegar a bajar una cantidad de niveles y luego utilizar la misma evaluación del campo que utilizaban los jugadores más simplificada.

## 2.3 Características de los agentes

1. **Reactivos:** Estos agentes toman decisiones basadas únicamente en la información inmediata del entorno. Responden directamente a estímulos o cambios en el entorno. En el contexto de nuestra simulación, los agentes jugadores reaccionan instantáneamente a la posición y movimiento del balón, tomando decisiones en todo momento para lograr sus objetivos.
2. **Proactivos:** Estos agentes planifican y anticipan posibles escenarios futuros en lugar de simplemente reaccionar a eventos actuales. Estos agentes pueden tomar decisiones considerando un objetivo a largo plazo y diseñando estrategias para alcanzarlo. En nuestro proyecto, los entrenadores podrían actuar como agentes proactivos al planificar la alineación del equipo, realizar cambios tácticos durante el partido y ajustar la estrategia en función del desarrollo del juego.

## 3 Simulación de partidos

### 3.1 Campo de juego y posiciones

El terreno de juego se representa gráficamente con un array de 20 filas por 11 columnas donde se intenta simular un campo de fútbol real, con límites por los lados y por el fondo, y con dos porterías. Una vez que introducimos a los jugadores en el campo para simular un partido, ocupan las posiciones predeterminadas para cada posición, que varían dependiendo de la táctica utilizada. Aquí podemos ver un ejemplo de las formaciones iniciales de un partido y de las posiciones que existen:

**	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**
**	**	**	**	**	01		**	**	**	**
**	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**
**	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**
**	**	**	04	**	03	**	06	**	**	**
**	02	**	**	**	**	**	**	**	23	**
**	**	09	**	**	19	**	**	07	**	**
**	**	**	**	**	14	**	**	**	**	**
**	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**
**	**	**	10	**	**	**	08	**	**	**
**	**	**	16	**	**	**	14	**	**	**
**	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**
**	**	**	**	**	05	**	**	**	**	**
**	**	**	**	16	**	09	**	**	**	**
**	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**
**	**	18	**	21	**	03	**	20	**	**
**	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**
**	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**
**	**	**	**	**	01	**	**	**	**	**
**	**	**	**	**	**	**	**	**	**	**
00:00										
FC Barcelona					Real Madrid CF					
	0									
	0									
	0									
	0									

DEMARCACIÓN	REPRESENTACIÓN	POSICIÓN
PORTERO	GK	Portero
DEFENSA	LB	Lateral izquierdo
	RB	Lateral derecho
	CB	Defensa central
CENTROCAMPISTA	CM	Medio centro
	CDM	Medio centro defensivo
	RM	Medio derecho
	LM	Medio izquierdo
DELANTERO	RW	Extremo derecho
	LW	Extremo izquierdo
	ST	Delantero centro

### 3.2 Atributos de los jugadores

Los datos de los equipos y jugadores son extraídos de un dataset del FIFA 22 de EA Sports. Un jugador tiene un nombre, un conjunto de posiciones, equipo al que pertenece, un dorsal y, además, doce atributos preestablecidos. A continuación una relación de en qué acciones se usa cada uno de los atributos:

SUCESOS POSIBLES EN LA SIMULACIÓN	ATRIBUTOS QUE UTILIZA EL JUGADOR CON EL BALÓN (ATACANTE)	ATRIBUTOS QUE UTILIZA EL JUGADOR SIN EL BALÓN (DEFENSOR)
Pase	Visión	-
Anticipación en el pase	Reacción y control de balón (del receptor del pase)	<u>Intercepción y defensa</u>
Regate (movimiento hacia una posición contigua con defensores cerca)	Velocidad, Regate	Velocidad, Defensa
Falta en el regate	-	Agresividad
Disparo a puerta	Disparo	Reflejos, estirada (del portero)

Además de los atributos vistos en la tabla anterior, hacemos uso de la resistencia de los jugadores. cada acción que realiza un jugador tiene un costo de estamina. Existe también la acción de moverse en el terreno, tanto con balón

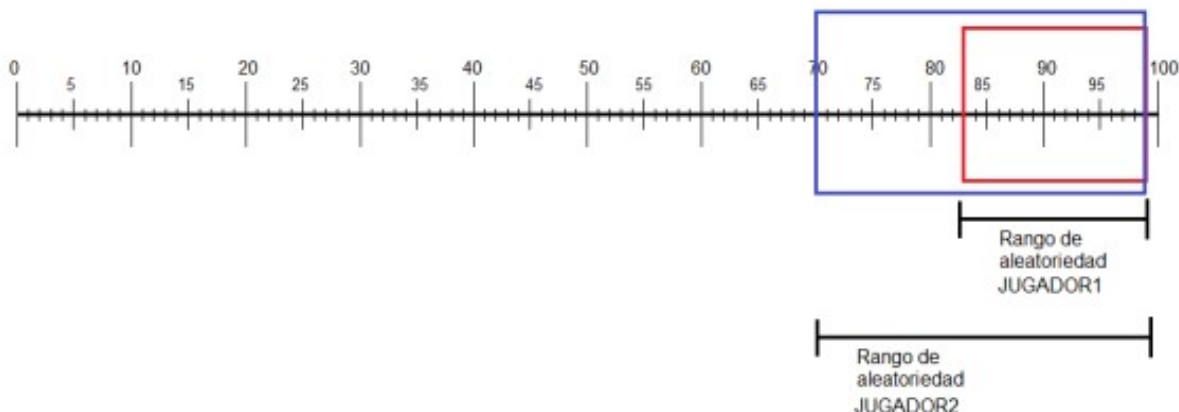


como sin él, donde lo único que sucede es la disminución de estamina sin tener que utilizar ninguno de los atributos de la tabla.

Los atributos preestablecidos son valores numéricos previamente asignados en el dataset, con valores posibles del 1 al 99, pero que generalmente se encuentran entre 60 y 85, donde se evalúa de forma precisa cómo de bueno es un jugador en un aspecto físico o técnico a la hora de jugar un partido. Para poner un ejemplo, un atributo es la Velocidad. Si un jugador llamado JUGADOR1 tiene un valor de 83 de velocidad, y otro jugador llamado JUGADOR2 tiene un valor de 70 de velocidad, significa que el JUGADOR1 es más rápido que el JUGADOR2. Esto quiere decir que, a la hora de jugar el partido, es más probable que JUGADOR1 gane a JUGADOR2 en velocidad. Es importante no confundir esta última frase. Es más probable que JUGADOR1 gane a JUGADOR2 en velocidad, pero no significa que JUGADOR1 gane a JUGADOR2 siempre.

Para explicar cuál es la probabilidad de que gane uno u otro jugador, explicaremos a continuación cómo funciona el algoritmo de probabilidades:

Supongamos que ocurre un pase, donde el receptor (del equipo atacante) tiene 81 en reacciones y 85 en control del balón y el defensa que quiere interceptar tiene 68 en intercepción y 72 en defensa. Hacemos una normalización que no es más que la media de los atributos implicados del jugador y sacaremos un valor aleatorio entre ese factor y 99. Ese será nuestro factor de aleatoriedad.



Con estos datos, podemos afirmar que, si JUGADOR1 y JUGADOR2 disputasen una recepción de un pase en medio de un partido, JUGADOR1 tendría más posibilidades de ganarla, pero esto no implica que tenga que ganar siempre. Obviamente, cuanto más diferencia hay entre los valores de los jugadores, más fácil es ganar el algoritmo de aleatoriedad para el de valor superior. En caso de empate en los factores de aleatoriedad ganará el duelo el jugador a la defensa.

### 3.3 Acciones de los jugadores

Como ya mencionamos anteriormente las acciones de los jugadores ocurren en una instancia de tiempo en la que cada agente decide una única acción para realizar. El orden en que los agentes deciden sus acciones es secuencial y se basa en la posición que estos tengan en el campo, comenzando por el jugador que tiene la pelota. Las acciones que pueden realizar los jugadores son las siguientes:

1. **Nothing:** El jugador entre sus decisiones posibles tiene la de no hacer nada, esta es la única que no resta estamina.
2. **Pass:** El jugador con balón tiene la posibilidad de pasar la pelota a los compañeros que se encuentre en su rango de vision, el pase siempre llega con éxito.

3. **Move:** Todo jugador tiene la posibilidad de moverse sobre el terreno, la única limitante es que no se puede mover a un lugar donde ya haya un jugador.
4. **Dribble:** Junto con la acción de moverse con el balón, el jugador puede decidir si intentar regatear para que los defensores de las casillas contiguas a la casilla objetivo no le roben el balón.
5. **StealBall:** Los jugadores a la defensa tienen la posibilidad de robar el balón si alguien del equipo rival recibe un pase o se mueve con el balón hacia una casilla contigua a la suya.
6. **Shoot:** Los jugadores con balón siempre tienen la oportunidad de disparar, con una probabilidad de que el balón vaya a portería en dependencia de su habilidad de tiro y distancia a esta, y en caso de que vaya a puerta hay otra probabilidad de que sea gol.

### 3.4 Acciones de los entrenadores

Los entrenadores no pueden actuar en todas las instancias de tiempo al igual que los jugadores esto tratando de imitar la realidad en la que en todo momento los entrenadores no realizan sus acciones. Las acciones que ejecuten los entrenadores solo serán aplicadas una vez que se reorganice el juego en el campo, esto solo ocurre cuando se produce un disparo a portería. Las posibles acciones de los entrenadores son las siguientes:

1. **entrenadorNothing:** El entrenador entre sus decisiones posibles tiene la de no hacer nada.
2. **ChangePlayer:** El entrenador tiene la posibilidad de cambiar jugadores del terreno por otros que pertenezcan a su lista de jugadores posibles a alinear siempre que le queden cambios.
3. **ChangeLineUp:** Todo entrenador tiene la posibilidad de cambiar la formación en medio de un partido, penalizando a los jugadores que queden jugando fuera de sus posiciones habituales.

## 4 Integración con LLM

El componente de **NLP** que usamos en nuestro proyecto fue darle la facilidad al usuario que desea realizar la simulación del juego de fútbol la posibilidad de configurar dicha simulación en lenguaje natural. Para completar esta tarea usamos la api de **Gemini** en su versión pro, la idea básica fue realizar trabajo de **prompt engineer** a la consulta realizada por el usuario y así obtener la consulta original en un formato que se acople a nuestro sistema.

Los posibles parámetros de configuración de la simulación son los siguientes:

- **Equipos implicados en la simulación:** para obtener estos parámetros optamos por filtrar primero los equipos por liga ya que era imposible proporcionarle al modelo todos los equipos de nuestro dataset, así que primero el usuario deberá especificar la liga y luego los equipos implicados en el juego. Por tanto primero se le pide al modelo que identifique de todas las posibles ligas la que especificó el usuario y luego se le proporcionan todos los equipos de dicha liga y se le pide seleccionar el equipo local y el equipo visitante en el siguiente formato: FC Barcelona vs CF Real Madrid.
- **Estrategia de los entrenadores para elegir la alineación:** las posibles estrategias para el entrenador en este caso son **random** y **simulate** las cuales están basadas en las estrategias descritas anteriormente. Por lo que entonces se le pide al modelo que identifique estos parámetros.
- **Estrategia de los entrenadores para elegir las acciones durante el juego:** las posibles estrategias para el entrenador en este caso son **random**, **simulate** y **minimax** las cuales están basadas en las estrategias descritas anteriormente. Por lo que entonces se le pide al modelo que identifique estos parámetros.

- **Estrategia de los jugadores para elegir las acciones durante el juego:** las posibles estrategias para los jugadores en este caso son **random**, **heuristic** y **minimax** las cuales están basadas en las estrategias descritas anteriormente. Por lo que entonces se le pide al modelo que identifique estos parámetros.

```
Describe tu simulación, especifica:
* liga
* equipo local
* equipo visitante
* estrategia del manager local para elegir la alineación
* estrategia del manager visitante para elegir la alineación
* estrategias de los jugadores para tomar decisiones

Deseo simular el clásico del fútbol español, que los entrenadores elijan las estrategias al azar y los jugadores tengan estrategias heurísticas
```

## 5 Detalles de implementación

### 5.1 Mecanismo de simulación

Como estamos haciendo uso de varios algoritmos de búsqueda para la ejecución de las acciones de los agentes durante el juego fue necesario la creación de un mecanismo de memoria sobre las acciones que se ejecutan. Para ello se encapsuló la lógica de cada acción en la clase **Action** a la cual se le implementaron las funciones **execute** y **reset**. Siguiendo esta idea se definió un mecanismo de **Dispatch** mediante el cual los agentes ejecutan sus acciones y estas se guardan en un pila (**stack**) para después poder ser reseteadas en el momento que así se requiera. En el caso de las acciones de los entrenadores que no tiene un efecto inmediato se hace uso de una nueva pila (**lazy\_stack**) en la cual se introducen estas acciones y en el momento indicado se comprimen y se aplican al juego de manera análoga a lo anterior este mecanismo de acciones lazy también cuenta con un mecanismo de **reset**.

Para simular el juego en concreto se hace uso de una clase **Simulator** la cual se encarga de ejecutar una instancia de tiempo y resetear una instancia de tiempo.

Para proveer un mecanismo de simulación de los agentes se emplea la clase **SimulatorAgent** la cual posee una función para simular el resto del comportamiento del medio que así lo requiera el agente, una función para simular el resto de la instancia de tiempo correspondiente así como las respectivas funciones de reset de cada una de las funciones antes mencionadas. Además se le provee al agente una función para interactuar directamente con el **Dispatch** del juego.

### 5.2 Implementación de reglas y lógica difusa

Usamos un sistema de lógica difusa para determinar qué tan buenas eran las posiciones defensivas y ofensivas de los jugadores sobre el terreno en un partido de fútbol. El sistema consta de dos partes principales: una para determinar las posiciones defensivas y otra para las posiciones ofensivas. Cada parte utiliza variables de entrada y salida difusas, así como reglas difusas para mapear las entradas a las salidas correspondientes.

Ambas tienen las mismas variables de entrada:

- Distancia a la posición inicial en el Line-Up (baja, media, alta).
- Distancia al balón (baja, media, alta).
- Función del jugador (defensa, centrocampista o delantero).

Mientras que las variables de salida son:

- Posicionamiento defensivo.
- Posicionamiento ofensivo.

Cada una con posibles valores de bueno, normal y malo en el conjunto difuso al que pertenecen.

Para su implementación se utilizó la biblioteca scikit-fuzzy de Python. Se han definido antecedentes y consecuentes difusos, así como reglas difusas para cada parte del sistema.

Los valores obtenidos usando estas funciones, se promedian para todos los jugadores de un mismo equipo, para tener una idea de qué tan bien parados están de forma conjunta sobre el terreno. Esta es una de las métricas usadas para desarrollar la función de evaluación sobre una instancia del juego.

El sistema de lógica difusa proporciona una forma flexible y adaptable de determinar el valor de las posiciones de los jugadores en un partido de fútbol. Al considerar múltiples variables y reglas difusas, el sistema puede tomar decisiones inteligentes en tiempo real para optimizar el rendimiento defensivo y ofensivo del equipo.

### 5.3 Encapsulamiento de las estrategias de los agentes

Para cada tipo de acción de los agentes (jugar para los jugadores, realizar acciones durante el partido y establecer alineación para los técnicos) se crea una interfaz que permite encapsular dicho comportamiento y que sea posible permitir más de una configuración sin afectar el resto del funcionamiento del agente.

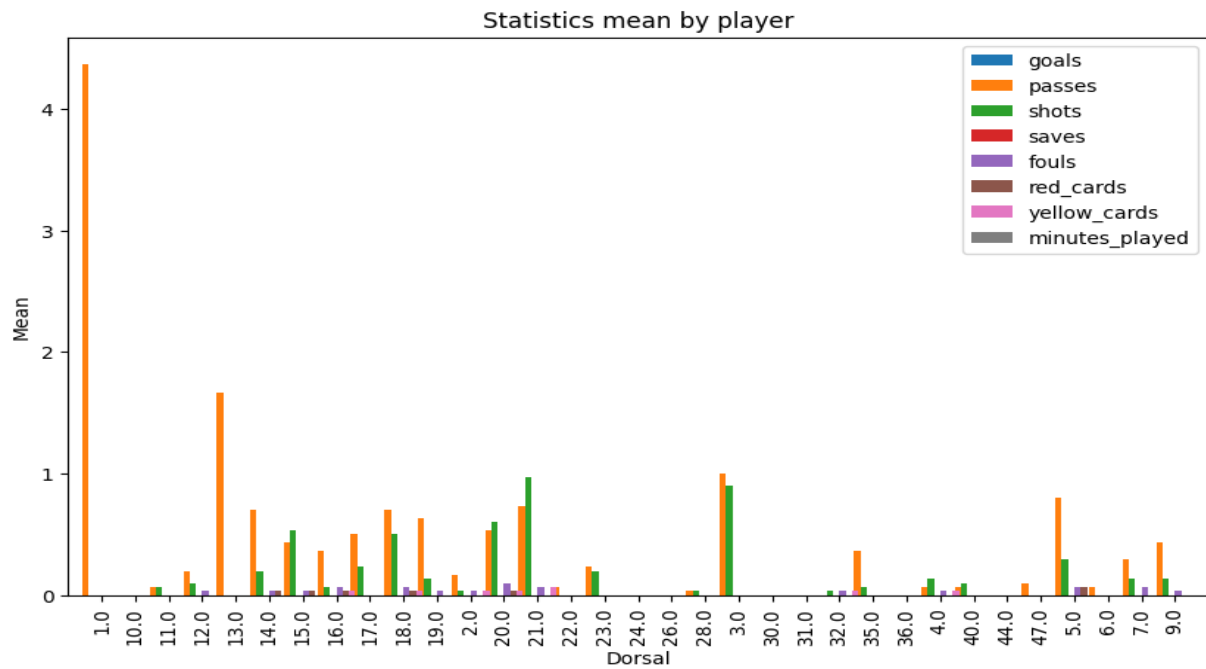
## 6 Análisis experimental

Con el objetivo de evaluar el rendimiento de nuestro sistema de simulación, realizamos una serie de experimentos para medir la eficacia de las diferentes estrategias de los agentes y la influencia de los parámetros de configuración en el resultado. Para ello, simulamos varios partidos de fútbol con diferentes configuraciones heurísticas vs configuraciones aleatorias y analizamos los resultados obtenidos en cuanto a las estadísticas de los jugadores.

### 6.1 Experimento 1: Comparación de estrategias de selección de acciones de los jugadores

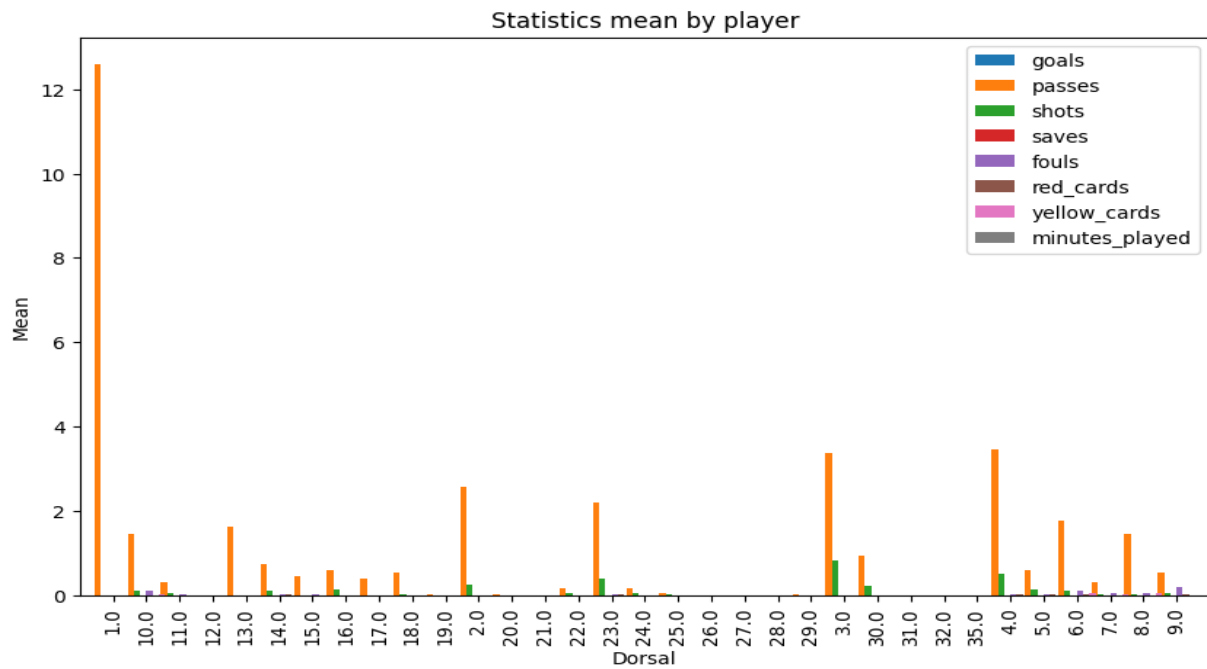
Agente Jugador inteligente:

	property	mean	std_dev	median	25th_percentile	50th_percentile	75th_percentile
0	goals	0.500000	0.562731	0.0	0.0	0.0	1.00
1	possession	52.933333	18.073799	53.0	37.5	53.0	64.75
2	shots	5.466667	1.564893	5.0	5.0	5.0	6.75
3	passes	14.600000	5.432004	14.0	11.0	14.0	16.75
4	fouls	0.700000	0.822598	0.0	0.0	0.0	1.00



Agente Jugador aleatorio:

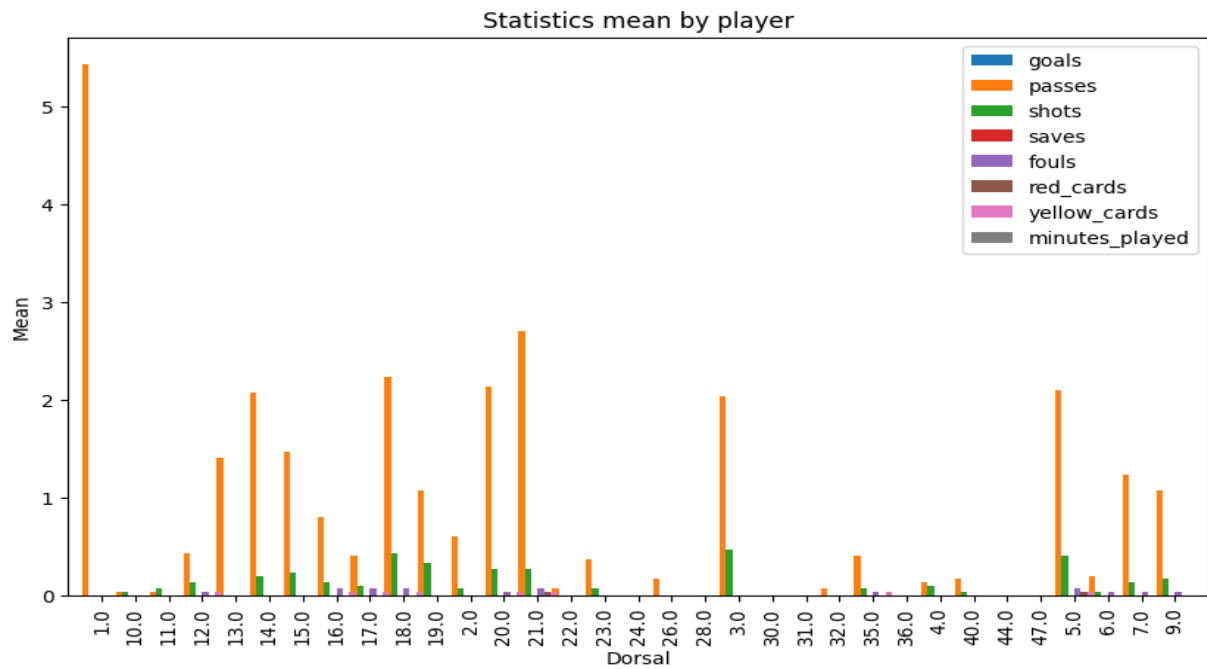
	property	mean	std_dev	median	25th_percentile	50th_percentile	75th_percentile
0	goals	0.266667	0.442217	0.0	0.00	0.0	0.75
1	possession	127.066667	18.073799	127.0	115.25	127.0	142.50
2	shots	3.200000	1.492202	3.0	2.00	3.0	4.00
3	passes	36.433333	8.085721	37.5	30.25	37.5	41.75
4	fouls	0.733333	1.152774	0.0	0.00	0.0	1.00



## 6.2 Experimento 2: Comparación de estrategias de selección de alineación de los entrenadores

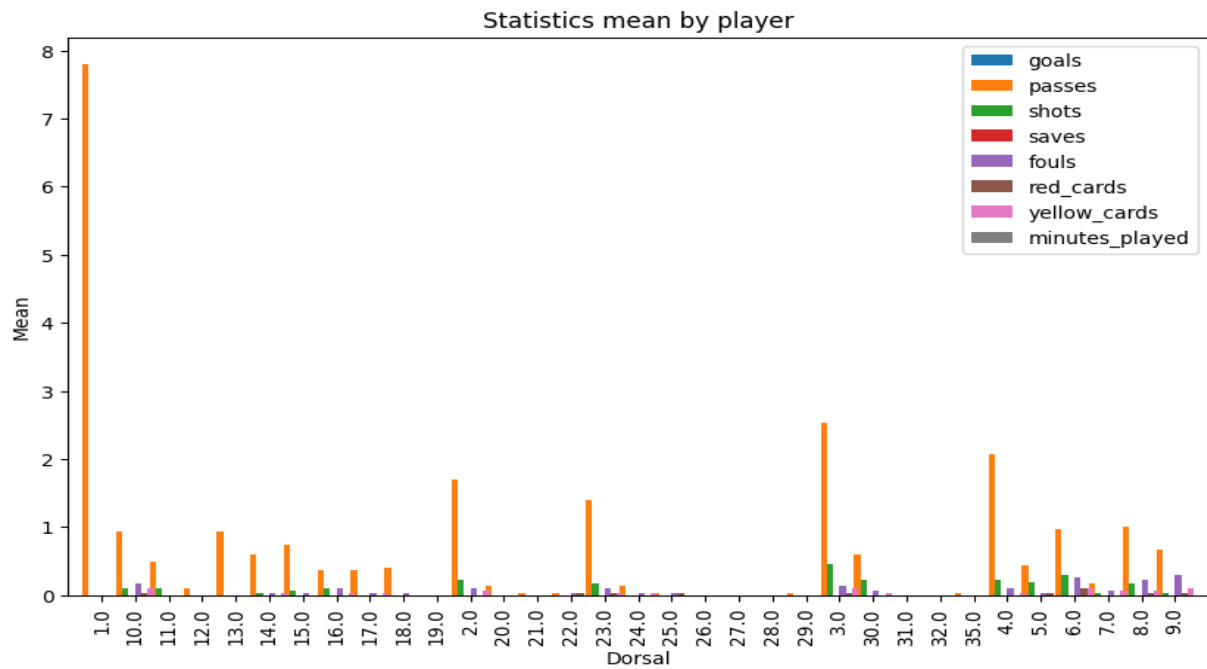
Agente Entrenador inteligente:

	property	mean	std_dev	median	25th_percentile	50th_percentile	75th_percentile
0	goals	0.500000	0.718795	0.0	0.00	0.0	1.00
1	possession	95.100000	21.343773	94.0	79.75	94.0	112.25
2	shots	3.733333	1.314872	3.5	3.00	3.5	4.00
3	passes	28.800000	7.377443	28.0	23.50	28.0	32.00
4	fouls	0.533333	0.805536	0.0	0.00	0.0	1.00



Agente Entrenador aleatorio:

	property	mean	std_dev	median	25th_percentile	50th_percentile	75th_percentile
0	goals	0.400000	0.611010	0.0	0.00	0.0	1.00
1	possession	84.900000	21.343773	86.0	67.75	86.0	100.25
2	shots	2.466667	1.203698	2.0	2.00	2.0	3.00
3	passes	24.700000	7.371793	23.0	18.00	23.0	30.75
4	fouls	1.900000	1.598958	1.0	1.00	1.0	3.00

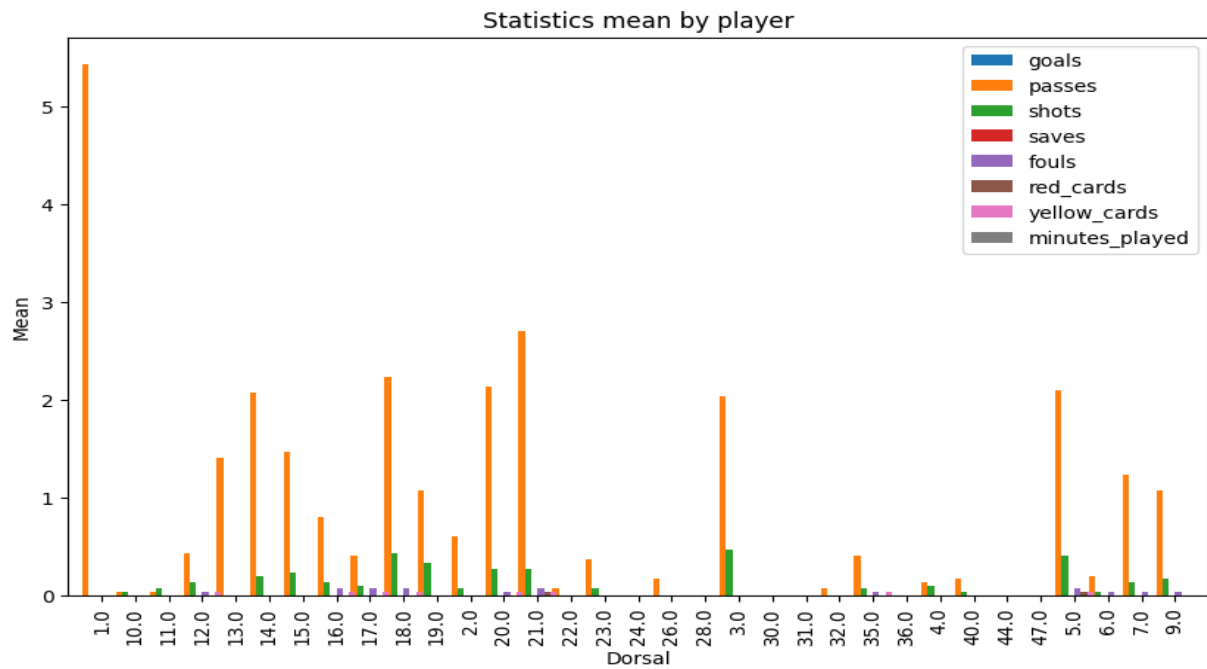


### 6.3 Experimento 3: Comparación de estrategias de selección de acciones de los entrenadores

Agente Entrenador minimax:

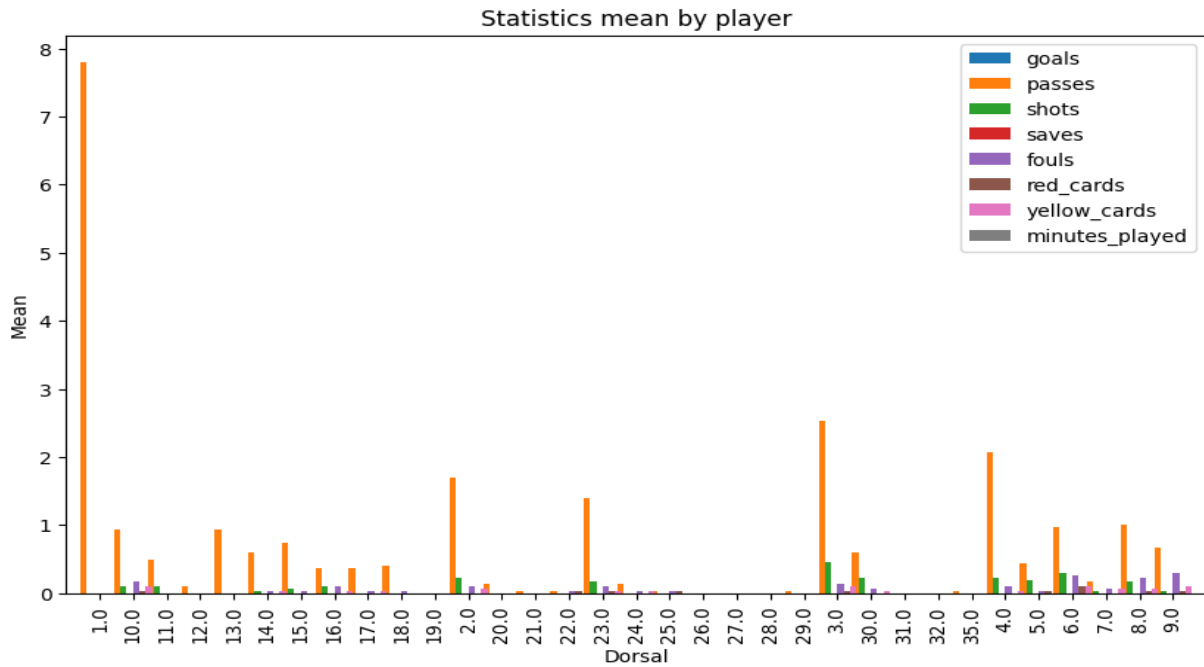
	property	mean	std_dev	median	25th_percentile	50th_percentile	75th_percentile
0	goals	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
1	possession	107.0	0.0	107.0	107.0	107.0	107.0
2	shots	4.0	0.0	4.0	4.0	4.0	4.0
3	passes	35.0	0.0	35.0	35.0	35.0	35.0
4	fouls	1.0	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0





Agente Entrenador aleatorio:

	property	mean	std_dev	median	25th_percentile	50th_percentile	75th_percentile
0	goals	1.0	0.0	1.0	1.0	1.0	1.0
1	possession	73.0	0.0	73.0	73.0	73.0	73.0
2	shots	3.0	0.0	3.0	3.0	3.0	3.0
3	passes	25.0	0.0	25.0	25.0	25.0	25.0
4	fouls	2.0	0.0	2.0	2.0	2.0	2.0



#### 6.4 Datos generales

Simulation	Home Goals (mean)	Away Goals (mean)
All Random	<b>0.166</b>	<b>0.233</b>
Minimax vs Minimax Action	<b>0</b>	<b>1</b>
Minimax vs Random Action	<b>0</b>	<b>1</b>
Minimax vs Smart Action	<b>0</b>	<b>0</b>
Smart Line Up	<b>0.4</b>	<b>0.166</b>
Smart Player	<b>0.7</b>	<b>0.6</b>
Smart vs Random Line Up	<b>0.5</b>	<b>0.4</b>
Smart vs Random Player	<b>0.5</b>	<b>0.266</b>

#### 6.5 Análisis de los resultados

Los resultados de los experimentos muestran que las estrategias de selección de acciones de los jugadores y selección de acciones y alineación de los entrenadores tienen un ligero impacto en el rendimiento de las estadísticas de los jugadores, y por tanto, de los equipos en un partido de fútbol. En general, los agentes inteligentes tuvieron un mejor desempeño que los agentes aleatorios, lo que sugiere que nuestras implementaciones basadas en heurísticas y

algoritmos de búsqueda son efectivas para mejorar el rendimiento de los agentes en un partido de fútbol. Sin embargo, las diferencias no son tan representativas como esperábamos.

El resto de los experimentos incluyendo tablas de resultados y gráficos se encuentran en el repositorio del proyecto en el archivo `src/data_analysis.ipynb`.

## 7 Conclusiones

En este trabajo, aplicamos nuestros conocimientos en inteligencia artificial (IA) y simulación para analizar algunas estrategias, tanto de entrenadores como de jugadores en un partido de fútbol. Nuestro sistema de simulación de partidos de fútbol basado en agentes inteligentes es capaz de generar partidos realistas y permitir a los usuarios experimentar con diferentes parámetros y estrategias para hacer predicciones de estos partidos. Aunque no logramos identificar una estrategia del todo buena de manera general, encontramos que ciertas estrategias son algo efectivas en escenarios específicos como en la elección de la alineación de los entrenadores y en la selección de acciones de los jugadores. Si bien los resultados obtenidos muestran un rendimiento no tan bueno de estas estrategias, creemos que con más tiempo y recursos podríamos mejorar el rendimiento de los agentes, sobre todo mediante el refinamiento de las heurísticas de evaluación y la exploración de estrategias de búsqueda más avanzadas. Además, este trabajo ha destacado la importancia de investigar más a fondo la interacción entre diferentes agentes en un entorno colaborativo y no determinista como es un partido de fútbol. En general, nuestra conclusión del proyecto es que los resultados no son del todo satisfactorios teniendo en cuenta las expectativas iniciales, destacando la complejidad inherente de modelar y predecir el comportamiento en un entorno tan dinámico como un partido de fútbol, donde intervienen numerosas variables y factores impredecibles. En última instancia, este proyecto sienta las bases para futuras investigaciones en el campo de la inteligencia artificial aplicada al fútbol. La experiencia adquirida y los resultados obtenidos proporcionan una base para continuar explorando y mejorando las estrategias de juego, con el objetivo final de crear sistemas más sofisticados y efectivos para la simulación y análisis de partidos de fútbol.

## 8 Recomendaciones

Para futuras investigaciones, se recomienda realizar un análisis más exhaustivo del problema con el fin de desarrollar heurísticas de evaluación más efectivas que las propuestas en este trabajo. Por ejemplo, encontramos desafíos al intentar diseñar una heurística adecuada para las decisiones del entrenador, así como algunas limitaciones en las estrategias introducidas para la selección de alineaciones y cambios, ya que no consideran de manera integral la dinámica del equipo. Asimismo, consideramos crucial mejorar las heurísticas utilizadas en la función de evaluación de una instancia del terreno, lo que potenciará el rendimiento de los algoritmos de búsqueda.

Una idea no explorada en este trabajo es el uso de prácticas de inteligencia artificial para la planificación de acciones colaborativas y coordinadas con el objetivo ejecutar acciones en equipo, lo que podría ser un enfoque prometedor. Además, el estudio de estrategias de búsqueda más efectivas en escenarios colaborativos y no deterministas representa otro aspecto importante para futuras mejoras.

También es relevante destacar que no abordamos completamente un ajuste inteligente de los pesos asociados a las estrategias heurísticas de los jugadores. En futuras implementaciones, sería interesante explorar algoritmos capaces de reajustar estos parámetros en función de la experiencia adquirida por el agente durante el juego, lo que podría mejorar significativamente su desempeño en situaciones variables y cambiantes.