

# OMASHU: La ciencia detrás del éxito; Big Data e IA en los eSports

*Más que un juego: Big Data e IA para el futuro de los eSports*

DOI: 10.29236/sistemas.n170a7

## Resumen

OMASHU es una solución tecnológica innovadora que utiliza Big Data e IA para mejorar el rendimiento y el bienestar de los jugadores de eSports. La plataforma ofrece, entre otros, análisis en tiempo real del rendimiento del jugador durante las partidas, evaluación del bienestar del jugador mediante la integración de datos biométricos, patrones de sueño y actividad física, recomendaciones personalizadas para optimizar el rendimiento y el bienestar del jugador, y un modelo de contribución para cuantificar el impacto de cada jugador en el resultado de la partida. Los beneficios asociados a esta solución son, mejorar el rendimiento y la estrategia de juego, promover la salud física y mental de los jugadores, permitiendo un desarrollo sostenible y carreras más largas en los eSports. En este artículo se presenta un panorama general de los retos y desafíos que enfrenta una empresa como OMASHU con los datos obtenidos en el área de los eSports.

## Palabras claves

Big Data Gaming, AI, eSports, Data Health, LoL

Cesar O. Díaz, Pau Soler, Manuel Pérez, Aitor Mier.

## Introducción

La industria de los eSports, caracterizada por su intensa competencia y rápida evolución, enfrenta desafíos significativos no solo en mejorar el rendimiento en el juego de los atletas digitales, sino también en garantizar su bienestar integral.

La problemática central radica en la falta de enfoque holístico hacia el análisis y mejora del bienestar físico y mental de los jugadores, aspectos cruciales que impactan directamente su rendimiento y, por ende, el éxito de los equipos.

En la actualidad, a pesar de la disponibilidad de vastas cantidades de datos generados en entornos virtuales, muchos equipos y analistas continúan procesando esta información de manera rudimentaria, limitando su capacidad para aplicar mejoras fundamentales. Las técnicas convencionales de análisis de rendimiento en eSports tienden a centrarse excesivamente en métricas de juego, dejando de lado factores vitales como la salud mental, el estrés, la fatiga y la calidad del sueño, que pueden influir profundamente en la capacidad de los jugadores para competir al máximo nivel; que en estudios pasados se trataban de forma contraria, se utilizaban los videojuegos para ayudar a esta salud mental. (García-Bedoya et al., 2019)

La creciente demanda por soluciones innovadoras que aborden tanto el rendimiento como el bienestar integral de los jugadores señala la necesidad prioritaria de un cambio de paradigma.

La utilización de Inteligencia Artificial (IA) permite soluciones y alcances que antes solo se podían imaginar. Al integrar datos de juego en tiempo real con información biométrica recopilada a través de relojes y brazaletes inteligentes, análisis de patrones de sueño y actividad física, una solución basada en IA puede proporcionar un análisis exhaustivo y personalizado del bienestar de los jugadores y por definición del rendimiento de los mismos en el juego.

Este enfoque integral no solo permitirá a los equipos optimizar estrategias y tácticas de juego, sino que también promoverá una atención proactiva hacia la salud física y mental de los jugadores, contribuyendo así a su desarrollo sostenible y a una carrera más larga y fructífera en el ámbito competitivo de los eSports.

El desafío técnico principal en el desarrollo de tecnologías para eSports radica en el uso de técnicas de Inteligencia Artificial y Machine Learning. Construir sistemas capaces de analizar y procesar de-

talles en este entorno virtual en constante cambio requiere de un equipo con experiencia técnica muy específica.

En este contexto surge OMASHU, una solución tecnológica pionera basada en blockchain e IA, diseñada para una gestión integral y eficiente de todo el sector de los eSports. Este proyecto busca revolucionar la gestión actual de este deporte, proporcionando herramientas de análisis avanzadas y transacciones seguras para los jugadores, añadiendo un valor significativo a los equipos en comparación con las prácticas actuales.

En este artículo se presenta cómo esta empresa utiliza la ciencia de datos, el big data y la IA en los eSports para beneficio de jugadores, equipos y futuros stakeholders pertenecientes al ambiente de los deportes electrónicos. (Clemente, 2022)

El artículo se divide en siete partes. Se inicia con un contexto de lo que es el juego que se utiliza en este estudio. Luego, se presenta la forma de obtener los datos de éste y a continuación se muestran nuevas métricas de análisis de partida. En los siguientes puntos cuatro y cinco respectivamente, se presenta un análisis de las variables y se introducen los modelos y propuestas de solución en IA que se está desarrollando. Seguidamente, en el apartado seis, se presenta el estudio insignia inicial, el modelo de contri-

bución. Finalizando en el apartado siete, con las conclusiones y trabajo futuro.

### ¿Qué es League of Legends?

*League of Legends*, comúnmente conocido como LoL, es un juego de computador del género MOBA (Multiplayer Online Battle Arena) y está consolidado, tanto por número de jugadores activos como por el nivel de profesionalización del mismo, como el rey de los deportes electrónicos. En el último campeonato del mundo, el evento tuvo 6.4 millones de espectadores simultáneamente (Gough, 2024) y dieciocho mil espectadores en el estadio de Seúl («Korea'S T1 Win Record Fourth League Of Legends World Title», 2023), en la decimotercera edición de dicho evento, siendo uno de los más grandes y antiguos en la historia de los eSports.

Una partida de LoL consiste en dos equipos de cinco jugadores que disputan entre ellos el control de su mitad del mapa, la Grieta del Invocador. Cada uno de los diez jugadores controla un campeón diferente (un personaje de los 167 disponibles) con habilidades únicas y diferentes estilos de juego. En el transcurso de la partida, los campeones se vuelven más poderosos mediante la acumulación de puntos de experiencia y ganando oro, el cual se usa para adquirir objetos y hacerse más fuerte y de esta manera, poder derrotar el equipo enemigo. La victoria ocurre cuando un equipo consigue abrirse paso hasta la base

enemiga (el otro extremo del mapa) y destruir su nexo. En este artículo, OMASHU presenta como insumo principal este juego.

### Obtención de datos

Para poder analizar las partidas, RIOT GAMES (la empresa detrás de *League of Legends*) ofrece una Developer API (*Riot Developer Portal*, s. f.) de donde se pueden obtener los datos de partidas una vez estas han sido finalizadas. RIOT GAMES ofrece dos tipos de datos sobre la partida: uno centrándose en un resumen y análisis de qué ha sucedido en ella, y otro describiendo todos los eventos que han sucedido minuto a minuto. Por ejemplo, si se quisiera saber cuántas muertes ha habido en una partida, la primera representación contestaría un número: 23; la segunda representación, en cambio, nos daría una lista de todas las muertes que han sucedido y en qué minuto de la partida. Es decir, la primera no tiene temporalidad y describe la partida cuando esta ha finalizado, mientras que la segunda describe los eventos en el tiempo, con orden.

Ahora que se han descrito qué tipos de datos hay para analizar, se debe construir una infraestructura para los mismos. En cualquier empresa centrada en análisis de datos, lo prioritario y primordial es definir y crear una *pipeline* de obtención y análisis previo y manipulación de datos para poder extraer conclusiones de ellos. Desde OMASHU se ha implementado un proceso de

ETL (*Extract, Transform, Load*) de la siguiente manera:

1. Obtención: Como RIOT GAMES no da acceso directo a una lista de partidas, se observan las cosas dónde los jugadores están esperando para entrar a jugar a una partida. Desde ahí, con el nombre de ese jugador, se puede obtener qué partidas ha jugado hasta ahora y descargarlas a lo largo de diversas horas mediante múltiples llamadas a la API de RIOT GAMES.
2. Transformación: Una vez se tienen muchísimas partidas de distintos jugadores en crudo, se realiza una manipulación inteligente de los datos para reducir su tamaño y mejorar el acceso a ellos. Para lograr este hit, se ha prescindido de los formatos tradicionales de datos como tablas o CSV en pos de adoptar formatos más flexibles. Mediante este proceso, se consigue reducir el peso de los datos en un 80%, que no solo reduce costes de almacenamiento y agiliza el movimiento de los datos, sino que también mejora el acceso a la información que contiene, simplificando su estructura.
3. Carga: Una vez toda la información de los jugadores ha sido procesada, es guardada en una base de datos NoSQL en nuestra infraestructura de AWS, preparados para ser analizados y usados en múltiples modelos.

## Nuevas métricas de análisis de partida

Uno de los principales motivos del nacimiento de este proyecto es la ausencia de métricas analíticas en un deporte tan consolidado como es *League of Legends*. En contraposición con deportes más tradicionales como el fútbol, el tenis o el golf y pese a su naturaleza electrónica, encontramos que el rey de los eSports no cuenta (a nivel competitivo) de muchas métricas e indicadores para explicar una partida, el rendimiento de un jugador o hasta una simple predicción de victoria.

En el competitivo actual, se usan dos métricas principales para determinar el rendimiento de un jugador: el oro total obtenido y el KDA. Durante el desarrollo del juego, se consiguen objetivos predeterminados en la partida (como eliminar a otro jugador, destruir una torre o eliminar diversos monstruos) que dan oro al jugador que lo consigue, con el que se puede mejorar al personaje para conseguir más oro. El KDA (Kills Deaths Assists) se define como la siguiente fórmula:

$$KDA = \frac{K + A}{D}$$

Donde  $K$  son cuantos campeones enemigos ha eliminado un jugador,  $A$  son las asistencias en la eliminación de campeones (el jugador ayuda a un compañero de su equipo a eliminar a uno del equipo contrario) y  $D$  son las eliminaciones que ha sufrido dicho jugador a manos de un miembro del equipo enemigo.

Aunque estas métricas realizan una faena competente en describir cómo de bien ha jugado un jugador y tienen una correlación alta con la victoria de su equipo (a más alto KDA/oro obtenido, más probable es que ganes la partida), pecan ambas en los mismos puntos:

- Son métricas de análisis individual, no de análisis de equipo.
- Son poco interpretables sobre cómo un jugador puede mejorar sus puntos débiles.

No todos los miembros de un equipo tienen las mismas funciones dentro del mismo. Cada miembro ocupa una posición, que no solo determina una ubicación física a ser ocupada dentro de la partida, sino también, una serie de objetivos a cumplir. Es decir, por mucho oro que un jugador gane, si ha ejecutado un objetivo que no le corresponde a su posición, las métricas lo contarían cómo una aportación positiva pese a haber perjudicado a un miembro de su mismo equipo, ya que ese objetivo ha sido robado a otro jugador, obteniendo el primero recompensas que pertenecen al otro jugador.

Por ejemplo, si el jugador de la posición Jungla de una partida destruye una torre de posición Top, el Jungla se queda con el oro, robándosele al Top y ralentizando su desarrollo normal dentro de la partida, haciéndolo más vulnerable a los ataques del Top enemigo.

Si bien el KDA es una métrica popular para evaluar el rendimiento individual en eSports, no es una medida perfecta. Es cierto que un jugador que elimina a muchos enemigos puede ser considerado bueno, pero el KDA no tiene en cuenta el contexto de las eliminaciones. Por ejemplo, un jugador que pierde tiempo intentando eliminar enemigos en lugar de ocuparse de sus objetivos puede tener un KDA alto, pero no estará contribuyendo a la victoria del equipo. En este sentido, una muerte que no ayude a lograr los objetivos del equipo puede considerarse negativa, incluso si aumenta el KDA del jugador. El problema del KDA es que no es una métrica interpretable: no nos dice por qué un jugador tiene un KDA alto o bajo, y no nos da información sobre cómo puede mejorar su rendimiento.

Aún más, cuando un jugador no profesional se percata de que su debilidad es que consigue poco oro, intenta desentrañar cómo conseguir más. Su respuesta es inmediatamente resuelta con hacer más objetivos para mejorar su desarrollo, pero para eso necesita conseguir más oro, volviéndose un problema circular. Se puede generar un silogismo análogo con el deseo de aumentar el KDA: eliminar mejor a los enemigos y morir menos, pero no es tan evidente ni directo, ni tampoco cómo conseguirlo. En resumen, pese a estar bien correlacionadas con la victoria de un equipo, las variables en el competitivo ac-

tual no muestran fáciles caminos de mejora del jugador, pueden decir cómo de bien se ha hecho, pero no cómo hacerlo mejor.

Para solventarlo, se han desarrollado diversas métricas utilizando los datos originales y estudios de las partidas para encontrar variables que expliquen desde otros ámbitos el rendimiento de los jugadores, de los equipos y que den información de mejora. Por ejemplo, en vez de cuánto oro obtiene el jugador, se habla de cómo lo gasta, se introduce la métrica llamada **Gold-Efficiency**. Esta métrica es un número entre 0 y 1 que describe la diferencia entre el oro que ganas y el oro que gastas, porque quedarse con oro sin gastar durante mucho tiempo repercute en que tus rivales se hagan más fuertes que tú.

El KDA también se puede enfocar de forma más directa preguntando cuántas veces una posición ha matado a su opuesto del otro equipo, permitiendo comparar si uno de los dos es mejor que el otro, no solo en general.

A nivel de objetivos y partida, también se puntúa positivamente qué posición toma el jugador, qué objetivos concretos ha alcanzado, y se ponen penalizaciones en caso de no ir de acuerdo a un desarrollo óptimo de partida, como por ejemplo en las torres.

El progreso en una partida de *LoL* se puede definir según el estado de

las torres. Las torres protegen los caminos que llevan al nexo, que se denominan “líneas” y hay tres: Top, Mid, y Bot. Las torres de al menos una línea tienen que haber sido completamente derribadas para poder acceder al nexo.

Siguiendo ese ejemplo, no solo es importante haber destruido muchas torres, sino haber destruido las que te tocan. Si estás en una posición de línea (eres Top, Mid o Bot) tienes que estar involucrado en la destrucción de las torretas de tu línea, no de las de otra. También es significativo matizar que mediante análisis se ha observado que, en general, las partidas que consiguen eliminar las torres de la línea central tienen más probabilidad de victoria que no las que consiguen eliminar las de los otros dos caminos. Por lo tanto, observando qué torres han caído en vez de cuantas, se puede obtener una descripción de objetivos mucho más específica y útil.

### **Análisis de las variables**

Una vez se tienen las variables descargadas de RIOT GAMES referentes a una partida, se procede a su utilización. Conociendo la importancia de un profundo análisis de datos, es fundamental, no solo para ofrecer el mejor producto a sus usuarios, sino para fundamentar cualquier problema de *Big Data*.

El objetivo en el análisis de los datos es reducir y optimizar la cantidad de métricas para su uso a la

hora de cubrir las distintas necesidades y finalidades de la empresa; es decir, qué variables son las mejores para el propósito que se quiere conseguir. Pese a ser contra intuitivo en cierta medida, usar todos los datos a disposición, sin ningún tipo de filtro o limpieza, puede llevar a resultados no deseados de predicción, así como generar costos innecesarios en almacenamiento y en energía, sobre todo cuando se habla de entrenamiento de modelos de aprendizaje automático y aprendizaje profundo.

La idea es centrarse en dos enfoques para analizar las variables: el estudio de las relaciones entre ellas y la importancia de estas en el desarrollo de la partida.

**Relaciones entre variables:** Inicialmente, se hace una inspección de las correlaciones entre las distintas métricas. La correlación entre dos variables o métricas permite representar, en un coeficiente, en qué grado y medida se relacionan entre ellas, es decir, dos variables con correlación muy alta cambian de la misma forma, por tanto, explican más o menos lo mismo, mientras que dos con correlación muy baja no tienen nada que ver entre ellas, por tanto, explican cosas distintas. Esto será útil para poder hacer un filtrado, pues en esencia, tener dos variables con correlaciones altas entre ellas estamos duplicando una información que ya se sabe solo con una. Para ver qué variables están muy correlacionadas o

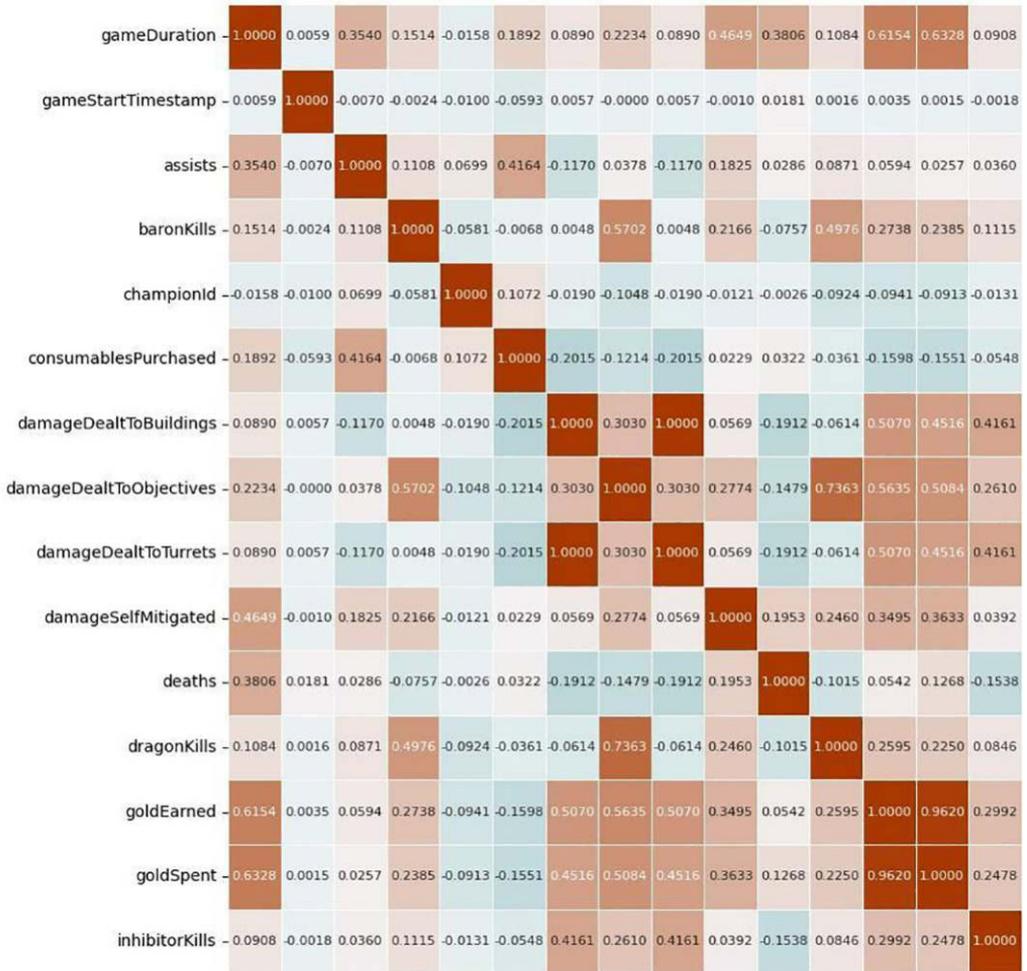


FIGURA 1: Porción de la matriz de correlaciones de las variables de la descarga de partidas, siendo correlación positiva los colores más oscuros y correlación negativa los más claros. fuente: Elaboración propia.

no, se grafica la matriz de correlaciones (ver Figura 1), dónde la diagonal es la correlación de una variable consigo misma (siempre la máxima y, en consecuencia, oscura) y los otros elementos de la fila son las correlaciones con todas las otras variables.

Mediante este análisis, se consigue poder explicar cuando gana un equipo con únicamente el 35% de las variables de entrada.

**Importancia de las variables:** A la hora de estudiar la relevancia e importancia de las métricas en el re-

sultado de la partida, se realizó analíticamente definiendo una variable objetivo, la victoria del equipo rojo. La elección de querer explicar la victoria es natural, si se consigue determinar algún patrón en los valores que se relacione con el equipo ganador, se podrá obtener conclusiones sobre ella.

Con el objetivo de predecir la victoria de un equipo en mente, solo queda escoger un método adecuado para encontrar qué variables aportan más en el proceso. En uno de los casos que OMASHU desarrolla, se opta por el modelo GBR (Gradient Boost Regressor) (Friedman, 1999), que permite ver qué incidencia tiene cada variable para explicar el resultado de la partida. Si se descartan las menos relevantes se puede conseguir delimitar el número de variables importantes a un 90%, quedando así, con 15 de las 135 métricas originales.

### **Modelos e IA: salud y rendimiento**

La IA está revolucionando los eSports de varias maneras, como la gestión de competiciones, el compromiso y la experiencia de los aficionados, el desarrollo de jugadores, y la mejora de métodos de entrenamiento. Por ejemplo, la IA puede automatizar tareas repetitivas y proporcionar insumos valiosos sobre el rendimiento de los jugadores, mejorando su eficiencia y permitiendo a los jugadores centrarse en aspectos críticos como la comunicación y desempeño.

Además, las herramientas de entrenamiento basadas en IA pueden ayudar a los jugadores a mejorar en varios aspectos del juego, como la precisión de tiro y la toma de decisiones, sin necesidad de equipos costosos o entrenadores expertos.

La IA también personaliza la experiencia de visualización para los aficionados y permite a los entrenadores mejorar sus métodos de entrenamiento mediante el seguimiento de las sesiones de práctica de los jugadores y proporcionando feedback para mejorar el rendimiento.

En la vanguardia de la intersección entre la inteligencia artificial y los eSports, OMASHU lidera con innovaciones que transforman el análisis de rendimiento y la estrategia en League of Legends. Este apartado se sumerge en los avances pioneros implementados y en desarrollo por OMASHU, destacando la aplicación de modelos de IA tanto en el ámbito del juego (*InGame*) como fuera de él (*OutGame*), como, por ejemplo, la salud, bienestar y el rendimiento de los jugadores.

### **Modelos *InGame*:**

El análisis *InGame* se centra en la interceptación dinámica de las estadísticas de las partidas, donde la recopilación y el procesamiento de datos se realizan en tiempo real o post partida, como ya se ha mencionado en los apartados anteriores. Utilizando técnicas avanzadas de aprendizaje automático, se han

desarrollado modelos específicos para evaluar y predecir el rendimiento de los jugadores en diversas situaciones de juego.

### **Análisis detallado de estadística de jugadores:**

La importancia de algunas variables va más allá de simples números; representan una estructura de decisiones estratégicas, habilidad individual y coordinación de equipo. El oro, obtenido a través de la eliminación de enemigos, monstruos neutrales y torres, es un indicador de la capacidad del jugador para influir en el juego a través de recursos económicos, permitiéndole adquirir objetos que potencian sus habilidades, como se evidenció en los apartados anteriores. Mediante la utilización de histogramas y correlaciones entre campeones, el modelo ilustra visualmente cómo estas variables varían entre diferentes roles y cómo ciertos campeones con comportamientos similares pueden ser agrupados juntos.

Esta segmentación basada en el rendimiento y las preferencias de campeón facilita la predicción de estrategias efectivas contra oponentes específicos, permitiendo a los equipos adaptar su preparación y formación de manera más informada y estratégica.

El modelo profundiza en la dinámica del juego al construir matrices de correlación, que enfrenta desafíos importantes, indicando la necesidad de utilizar técnicas adecuadas

o la aplicación de métodos como pasos adicionales. Estos aseguran que el modelo no solo capture las tendencias generales, sino también identifique las sutilezas en las interacciones entre variables, proporcionando un entendimiento más profundo y matizado de cómo diferentes aspectos del juego contribuyen al éxito.

Al implementar técnicas avanzadas como el análisis de componentes principales (PCA) (Jackson & Hearne, 1973) para reducir la dimensionalidad y el uso de clustering, el modelo logra destilar la esencia de los datos complejos en insumos accionables. Esto no solo optimiza la estrategia y preparación previa al juego, sino que también ofrece una base sólida para el desarrollo continuo de tácticas de juego, la selección de campeones y la formación de equipos, marcando avances significativos en como los datos y la IA puede ser utilizados para potenciar el rendimiento en los eSports.

Adicionalmente, al analizar los datos de partidas mediante clustering, el modelo podrá distinguir entre jugadores agresivos que tienden a obtener un alto número de eliminaciones y aquellos con un enfoque más estratégico orientado a asistencias y objetivos de equipo. Esta diferenciación, la cual puede llegar a ser muy extensa y completa, permite a los entrenadores y analistas ajustar las estrategias de juego y la selección de campeones para com-

plementar o contrarrestar los estilos de los oponentes de manera efectiva.

La aplicación del análisis de redes en los modelos *InGame* desarrollados, proporciona una visión profunda de las intersecciones entre jugadores dentro de una partida. Al construir grafos donde los nodos representan a los jugadores y las aristas reflejan colaboraciones, como asistencias en eliminaciones o participación en la conquista de objetivos, podemos identificar núcleos de jugadores que frecuentemente juegan juntos y exhiben una sinergia destacada. Este análisis no solo resalta la importancia de la cohesión del equipo, sino que también permite descubrir tácticas emergentes basadas en la composición del equipo y las decisiones estratégicas.

### **Aplicaciones estratégicas y mejora del rendimiento**

La integración de estos análisis permite avanzar en la estrategia de los equipos de League of Legends, revolucionando el enfoque hacia la preparación para las futuras partidas. Al comprender las fortalezas y debilidades de los jugadores en contextos específicos, el proyecto puede ofrecer recomendaciones personalizadas que maximizan las habilidades individuales y fomentan una mayor cohesión del equipo. Puede además identificar patrones y estrategias que son efectivas contra oponentes específicos y preparar a los equipos para enfren-

tarse a una amplia gama de escenarios de juegos, permitiéndoles adaptarse y responder de manera más efectiva a las tácticas enemigas.

Por ejemplo, mediante el análisis de los datos de partidas y el uso de modelos predictivos, se puede llegar a sugerir combinaciones óptimas de campeones que maximizan la probabilidad de victoria basándose en las tendencias históricas y las dinámicas actuales de juego. Estas recomendaciones se complementan con el análisis detallado de los oponentes, incluyendo su estrategia de juego habitual y los campeones que prefieren, ofreciendo así una ventaja competitiva significativa antes de entrar en la partida, lo cual puede proporcionar un porcentaje de victoria superior al 50% teórico antes del tiempo de juego.

### **Evaluación continua y retroalimentación personalizada**

En el dinámico mundo de los eSports, la capacidad para adaptarse y mejorar continuamente es crucial para mantener la competitividad. OMASHU, a través de sus modelos de IA, no solo proporciona análisis y recomendaciones basadas en datos históricos y actuales, sino que también establece un sistema de evaluación continua que monitoriza el rendimiento del jugador en tiempo real y futuro. Esta evaluación continua permite ajustes y modificaciones en las estrategias y tácticas casi en tiempo

real, ofreciendo a los jugadores y entrenadores retroalimentación inmediata y relevante.

La implementación de sistemas de retroalimentación personalizada, se encuentra en desarrollo también y esta se realizará teniendo en cuenta la toma de métricas de rendimiento individuales y la comparación con los objetivos establecidos previamente, así como el desempeño de otros jugadores con roles similares. Utilizando técnicas de procesamiento de lenguaje natural (NLP) junto con modelos de aprendizaje automático, que podrían desarrollarse en plataformas paralelas (Sotelo et al., 2013), OMASHU podrá generar reportes y recomendaciones en lenguaje natural que son fácilmente comprensibles por jugadores y entrenadores. Esto no solo facilita la mejora continua del rendimiento, sino que también ayuda a la identificación y corrección de áreas específicas de mejora.

### **Modelos OutGame: Evaluación integral del bienestar del jugador**

Nuestros modelos *OutGame* emplean algoritmos avanzados para monitorizar y evaluar indicadores de salud y estrés, permitiendo identificar tempranamente potenciales riesgos para el bienestar del jugador. Esta evaluación integral se basa en la recopilación de datos a través de dispositivos como relojes o brazaletes inteligentes, aplicaciones de seguimiento de salud y

autoinformes, creando perfiles detallados del estado físico y emocional de cada jugador.

### **Retroalimentación personalizada y recomendaciones de bienestar y ejercicio**

El ecosistema de los eSports, tradicionalmente es considerado como una actividad sedentaria, la importancia del ejercicio físico regular se está convirtiendo en un tema de creciente interés y estudio. De acuerdo a los rigurosos entrenamientos de los ajedrecistas (Golf, 2015), quienes a menudo se someten a régimen de acondicionamiento físico para mejorar la concentración, la resistencia y la gestión del estrés durante sus partidas, los jugadores de eSports también pueden beneficiarse significativamente de una actividad física regular.

La investigación en diversas disciplinas competitivas ha demostrado consistentemente que el ejercicio físico no solo mejora la salud general, sino que también potencia funciones cognitivas clave como la atención sostenida, la memoria de trabajo y la velocidad de procesamiento. Estos beneficios son cruciales en los eSports, donde la toma de decisiones rápida, la concentración y la resistencia mental pueden marcar la diferencia entre la victoria y la derrota.

Basado en el análisis profundo realizado por los modelos y los dispo-

sitivos, se planea ofrecer retroalimentación personalizada y recomendaciones prácticas dirigidas de bienestar y ejercicio, para mejorar la salud y el bienestar general de los jugadores. Estas recomendaciones abarcarán estrategias para una gestión efectiva del estrés, técnicas de relajación, programas de ejercicio físico adaptado y guías para un descanso adecuado y restaurador.

El objetivo es asegurar que los jugadores mantengan un equilibrio saludable entre la intensidad de la competición y su bienestar personal, otorgando finalmente e indirectamente una mejora en su rendimiento, este proceso está en desarrollo.

### **Implementación dentro de la plataforma de soluciones de bienestar en los eSports**

Reconociendo la relevancia crítica del bienestar físico para el rendimiento óptimo en los eSports, los modelos *OutGame* incluyen módulos dedicados a la promoción de la actividad física, basándose en evidencia que sugiere mantenerse activo con rutinas de cómo alcanzar mínimo de 8000 pasos diarios puede mejorar significativamente tanto la salud física como el rendimiento cognitivo (Craig et al., 2003).

La idea de esta solución va más allá de las recomendaciones generales de actividad física, aspirando a personalizar las sugerencias basadas en las necesidades y perfiles indivi-

duales de los jugadores. Entendiendo que el exceso de sesiones prolongadas de juego puede llevar a un decremento en el rendimiento, se propone un enfoque que equilibra el tiempo de juego con la actividad física necesaria para mantener un rendimiento óptimo.

Por ejemplo, mediante el análisis de datos de rendimiento y bienestar, se podría recomendar a un jugador específico, basándose en su perfil, que limite su tiempo de juego a no más de 2 horas continuas por día.

Complementariamente, por ejemplo, se sugeriría una rutina de ejercicios personalizada de 3 días a la semana en el gimnasio, con sesiones de una hora y media a una intensidad de 140 pulsaciones por minuto, enfocadas en mejorar la capacidad cardiovascular, la fuerza y la flexibilidad.

Esta metodología no solo busca optimizar el rendimiento dentro del juego, sino también promover un estilo de vida saludable y equilibrado. A través de la gamificación de la actividad física, se incentiva a los jugadores a alcanzar sus metas de ejercicio, integrando recompensas y objetivos que reflejen positivamente su salud y su capacidad competitiva en los eSports, demostrando como la implementación de estos hábitos totalmente automatizados, dan como resultado un incremento de mejora en su rendimiento (Wooles, 2018).

## Estudio de la Contribución de un jugador a su equipo y partida

Uno de los mejores modelos que se están desarrollando en la actualidad se denomina como modelo de **contribución a la partida**. Uno de los principales objetivos del proyecto es poder determinar de forma analítica el rendimiento del jugador durante la partida en comparación con los otros jugadores, lo que permitirá elaborar este modelo de contribución. Específicamente, el modelo permite cuantificar, como el jugador, ha ayudado a la victoria de su equipo o cuánto ha perjudicado en su derrota. Las ventajas de cuantificar este rendimiento son bastantes, como, por ejemplo, encontrar el MVP (most valuable player) de la partida, comparar jugadores que no han estado en una misma partida, comparar a un jugador en una posición concreta con su antagónico del otro equipo o poder asignar un potencial valor de mercado.

El problema que conlleva realizar este modelo no es trivial. Se desea determinar cuánto ha aportado cada jugador al resultado de la partida, a nivel individual como de equipo. Para hacer esto, se debe saber en qué momento un jugador ha tenido un rendimiento superior, si lo ha hecho bien o mal, y cómo lo ha hecho según el rol que ha desempeñado. Una solución a este problema consiste en computar el rendimiento de cada jugador, la meta es establecer un valor numérico al desarrollo de cada jugador en una

partida, para así poder comparar qué jugador ha tenido un mejor desempeño durante la partida respecto a otros rivales y/o compañeros.

Cuando se comparan las puntuaciones entre jugadores, es fundamental diferenciar la posición tomada por cada participante durante la partida (Top, Jungle, Middle, Bottom y Utility). Para ello utilizamos el procedimiento de reducción de la dimensionalidad y extracción de las variables más influyentes para cada posición, explicado en los apartados anteriores. Estas serán las usadas en el modelo de aprendizaje automático para calcular las puntuaciones que, en este caso específico, alimentan un modelo de Regresión Logística Binaria (BLR) (Hosmer & Lemeshow, 2000). La elección de este modelo va acorde a las necesidades del problema. En este caso, es un modelo sencillo, pero con complejidad suficiente para capturar el desarrollo de una partida.

Gracias al valor numérico que se obtiene en el proceso anteriormente descrito, se puede proponer la contribución total del jugador al equipo y a la partida en un valor porcentual.

Este es útil para ver si ha beneficiado o perjudicado a su equipo en la partida, en qué grado lo ha hecho, y cuánta incidencia ha tenido en el resultado final de su colectivo, gane o pierda.

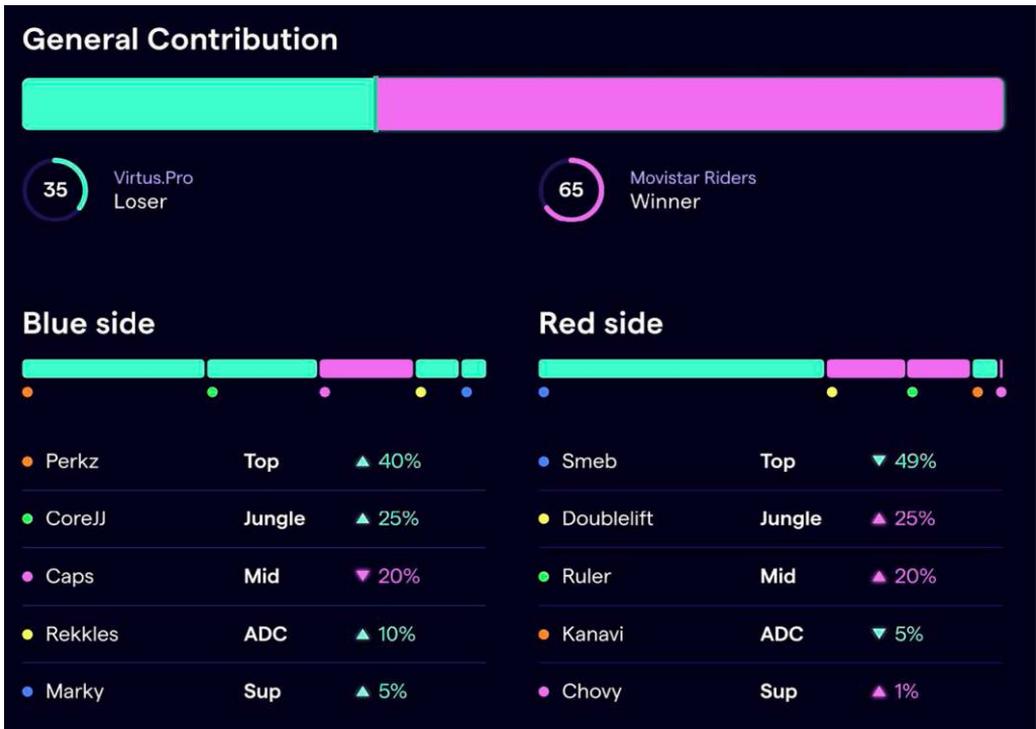


FIGURA 2: Ejemplo graficado de los cálculos de contribución en una partida. Fuente: elaboración propia.

En la Figura 2 se puede observar, como se muestran, los resultados del algoritmo de la partida en la página web de OMASHU. La barra superior muestra quién ha ganado de los dos equipos, en este caso el equipo rojo, dado que, la porción derecha de la barra (la de color rosa) es más larga que la del equipo azul. Concretamente, los números 35 y 65 son el porcentaje de **dominancia**, que define por cuánto más ha ganado un equipo al otro. En el ejemplo de la figura, se observa una partida en la que ha dominado el equipo rojo, pero no por mucho de acuerdo a su valor entre 0 y 100.

En la parte inferior de la figura se puede observar las contribuciones de cada jugador a su equipo, que pueden ser a favor o en contra de este. A modo de ejemplo, el jugador Mid del equipo azul, ha hecho una pésima partida a favor de su equipo y, por lo tanto, ha contribuido a la victoria del equipo contrario, por eso le aparece un menos 20% en el color correspondiente al equipo rojo, en rosa. En cambio, todos los otros jugadores del equipo azul han hecho una contribución positiva a su equipo. En el equipo rojo, en cambio, los colores se invierten: el rosa aparece como positivo porque

ayuda a su equipo, mientras que también se tienen contribuciones negativas del Top y del ADC, por eso aparecen con el color del equipo contrario.

### Conclusiones y Sigüientes pasos

En este artículo se presenta la extracción porcentual del desarrollo de cada jugador a la partida de una forma empírica. Este sistema permite comparar jugadores a través de su rendimiento individual, facilitando la identificación de aquellos con mayor potencial de éxito. También permite valorar el precio de mercado de un jugador y su variación en vivo en función de su contribución en el campo, lo que facilita la toma de decisiones estratégicas en cuanto a fichajes y gestión del equipo.

Igualmente, se han descrito las vertientes que hacen que OMASHU sea una *startUp* con muchos desafíos en un futuro cercano, pasando desde la infraestructura de datos, el análisis de variables y creación de ellas dentro del juego, y la descripción de lo que es capaz de hacer con los modelos desarrollados, donde destaca el modelo de contribución. Pese a todos los logros obtenidos, se tiene muy claro que esto solo ha sido el principio, y se tienen claros los objetivos a futuro.

### Sigüientes Pasos

**Precio:** En un mercado en constante expansión como los eSports, la marca League of Legends obtie-

ne una cuota de mercado con cerca de 170 millones de jugadores únicos mensuales, de los cuales unos 12 millones son únicos diarios («Korea'S T1 Win Record Fourth League of Legends World Title», 2023), la capacidad de asignar un valor de mercado a los jugadores se convierte en una herramienta invaluable. En OMASHU, se desarrollarán modelos complejos que integrarán no solo el rendimiento *InGame* y *OutGame*, sino también la reputación en línea y los logros conseguidos para establecer un precio de mercado aproximado para cada jugador. Este precio de mercado, ofrecerá una estimación valiosa del valor de un jugador, tanto para profesionales como para amateurs, reflejando su potencial de contribución a un equipo y su atractivo en el mercado de fichajes.

La integración de estos aspectos en la valoración del jugador permitirá a equipos, patrocinadores y plataformas de eSports tomar decisiones informadas sobre contrataciones, inversiones y estrategias de desarrollo de talento. Al proporcionar una cifra basada en un análisis exhaustivo de datos, OMASHU facilitará un entendimiento más profundo del valor que cada jugador aporta al ecosistema tanto profesional como amateur, promoviendo una cultura de reconocimiento y recompensa basada en el mérito y el desempeño.

Al monitorizar las tendencias en el rendimiento *InGame*, la actividad

*OutGame*, los logros y la reputación online, podemos identificar a aquellos jugadores cuyas habilidades y contribuciones están en una fase ascendente, sufriendo una proyección de aumento en su valor de mercado.

Este modelo predictivo avanzado no solo beneficiará a los jugadores profesionales, al proporcionarles una herramienta para maximizar su valor en el mercado, sino que también descubrirá a jugadores amateurs o semiprofesionales que demuestran patrones de comportamiento y rendimiento similares a los profesionales. Esto abre una ventana de oportunidades para que los talentos emergentes sean reconocidos y valorados de manera justa, facilitando su transición hacia la profesionalización. Al anticipar la evolución del mercado y las tendencias en el rendimiento de los jugadores, esta plataforma se posicionará como un recurso indispensable para agentes, equipos y organizaciones dentro de la industria, proporcionando insumos predictivos que informarán estrategias de contratación y desarrollo de jugadores a largo plazo.

**Predicción de rendimiento:** El hecho de poder extraer la contribución de un mismo jugador en diversas partidas consecutivas donde haya participado, nos abre la posibilidad de entender las contribuciones como una serie temporal, o una sucesión de datos ordenados cronológicamente. En esta línea,

podremos usar diversos modelos para ajustar y predecir el rendimiento del jugador en la siguiente partida.

**Análisis temporal:** Todos los resultados obtenidos hasta ahora son observando la partida sin tener en cuenta la temporalidad de los eventos que han ocurrido, es decir, se obtienen las predicciones sabiendo cuantos eventos y qué magnitudes estos han tomado, pero no cuando han sucedido. Poder analizar los resultados utilizando la temporalidad supondrá el siguiente nivel de análisis para encontrar los puntos débiles de un equipo y de un jugador.

Para eso, ya se tiene en desarrollo un modelo de redes neuronales capaz de la gestión de la temporalidad.

**Modelos *OutGame*, salud y bienestar de los jugadores:** El éxito en los eSports trasciende del rendimiento dentro del juego. Por ello, los modelos *OutGame* están diseñados para abordar aspectos cruciales de la salud y el bienestar de los jugadores, fundamentales para su rendimiento óptimo y sostenibilidad a largo plazo en el ámbito competitivo. A través de un enfoque holístico, estos modelos de IA analizarán una amplia gama de datos relacionados con el bienestar físico y mental de los jugadores, incluyendo patrones de sueño, niveles de actividad física y signos de fatiga y estrés.

**Blockchain fichajes:** se propone revolucionar la manera en que los jugadores, equipos y demás stakeholders interactúan y realizan transacciones, mediante la implementación de tecnologías Web3. Con la plataforma de OMASHU plenamente operativa, ofreciendo análisis profundos del rendimiento y potencial tanto de jugadores profesionales como amateurs, el siguiente paso natural es facilitar la transición y transacción de talentos de manera eficiente, transparente y segura. La utilización de certificaciones Web3 permitirá a los jugadores demostrar su profesionalismo y habilidades de manera verificable, y a los clubes estudiar y seleccionar talentos con confianza. La plataforma proporcionará las herramientas necesarias para transferir la propiedad de un jugador con un solo clic, automatizando y agilizando el proceso de liquidación de pagos siguiendo las regulaciones actuales y las condiciones estipuladas por los propietarios de los videojuegos. La adopción de *blockchain* en la plataforma de OMASHU, no solo va a favorecer la circulación del talento dentro del ecosistema de los eSports, sino que también activará y potenciará su economía. Al facilitar transacciones rápidas, seguras y reguladas, eliminamos barreras y creamos un mercado más dinámico y accesible, tanto de para los jugadores como para los equipos, independientemente de su nivel. Esta tecnología abre las puertas a una variedad de funcionalidades avanzadas

dentro de la plataforma, como las votaciones descentralizadas, permitiendo que cada persona tenga un solo voto y la implementación de subastas de patrocinios. Estas subastas ofrecen una oportunidad única a los patrocinadores para que interactúen directamente con el ecosistema de los eSports, generando riqueza y acuerdos beneficiosos para todas las partes involucradas. Al democratizar el proceso de toma de decisiones y abrir vías de inversión, fortalecemos la comunidad de eSports y promovemos un crecimiento sostenido.

## Referencias

- Clemente, P. (2022, 25 abril). Una plataforma «blockchain» para afinar los fichajes deportivos. *elPeriódico*. <https://www.elperiodico.com/es/economia/20220425/plataforma-blockchain-afinar-fichajes-deportivos-13565478>
- Friedman, J. H. (1999). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Annals Of Statistics*, 29(5). <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>
- García-Bedoya, O., Bolívar, H., Ríos, S., Díaz, C. O., & Ruiz, G. (2019). Design of a software of data management and analysis in patient treatments through videogames. *Congreso Internacional de Innovación y Tendencias En Ingeniería (CONIITI)*, pp. 1-6. Bogotá, Colombia. doi: 10.1109/CONIITI48476.2019.8960701
- Golf, S. W. (2015). Biochemistry and Psychology of Chess and Classical Physical Exercise: Concurring or Conflicting Evidence? *Journal of Sports Medicine & Doping Studies*. 5: 158. doi:10.4172/2161-0673.1000158P

- Gough, C. (2024, 12 enero). League of legends championships viewers 2023. Statista. <https://www.statista.com/statistics/518126/league-of-legends-championship-viewers/> (Accedido el 16 de febrero de 2024).
- Craig, C. L., Marshall, A. L., Sjöström, M., Bauman, A., Booth, M., Ainsworth, B. E., Pratt, M., Ekelund, U., Yngve, A., Sallis, J. F., & Oja, P. (2003). International Physical Activity Questionnaire: 12-Country Reliability and Validity. *Medicine And Science In Sports And Exercise*, 35(8), 1381-1395. <https://doi.org/10.1249/01.mss.0000078924.61453.fb>
- Hosmer, D. W., Jr, & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons, Inc.
- Jackson, J.E. and Hearne, F.T. (1973). Relationships among coefficients of vectors used in principal components. *Technometrics*, 15(3), 601–610. <https://doi.org/10.2307/1266866>
- Korea's T1 win record fourth League of Legends world title. (2023, 20 noviembre). Koreatimes. [https://www.koreatimes.co.kr/www/sports/2023/11/600\\_363509.html](https://www.koreatimes.co.kr/www/sports/2023/11/600_363509.html) (Accedido el 16 de febrero de 2024)
- Riot Developer Portal. (s. f.). <https://developer.riotgames.com/> (Accedido el 16 de febrero de 2024)
- Sotelo, G., Díaz, C., Villamizar, M., Castro, H., Pecero, J. E., & Bouvry, P. (2013). Building Platform as a Service for High Performance Computing over an Opportunistic Cloud Computing. Algorithms and Architectures for Parallel Processing: 13th International Conference, ICA3PP 2013. Vietri sul Mare, Italy.
- Woolles, A. (2018). Marginal Gains Reconsidered: How Sport Organizations Hold the Key to Boosting Sport Performance. SIRCUIIT. <https://sirc.ca/blog/marginal-gains-reconsidered-how-sport-organizations-hold-the-key-to-boosting-sport-performance/>

**Cesar O. Díaz.** Phd en informática de la universidad de Luxemburgo, MSc en ingeniería electrónica y Bsc en ingeniería eléctrica. Doctorado equivalente de la universidad de Barcelona. Head of AI/ML de OMASHU. Con amplia experiencia en el área de ciencia de datos, machine learning, inteligencia artificial y Cloud computing.

**Aitor Mier Pons.** Grado en Ingeniería Informática y mención en Matemáticas por la Universitat de Barcelona, MBA por EAE Business School. CEO de OMASHU, especializado en blockchain, inteligencia artificial y aprendizaje automático. Destaca por su aplicación de tecnologías avanzadas en el ámbito deportivo, impulsando la innovación y el desarrollo de soluciones tecnológicas disruptivas.

**Manuel Pérez Parra.** Graduado en Matemáticas y MPhil en Ciencias Actuariales y Financieras por la Universidad de Barcelona. Experiencia en el sector de ciencia de datos, investigación y aprendizaje automático, así como en programación en distintos lenguajes y blockchain.

**Pau Soler Valadés.** Graduado en doble grado de Matemáticas e Ingeniería Informática por la Universitat de Barcelona, se desempeña como investigador en Omashu. Especializado en machine learning, inteligencia artificial y ciencia de datos. Su expertise abarca desde la teoría matemática subyacente hasta la implementación práctica de algoritmos complejos, contribuyendo significativamente a proyectos de vanguardia en el ámbito de la inteligencia artificial.