

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE ELECTRÓNICA
VALPARAÍSO - CHILE



**“MONITOREO DE RENDIMIENTO PARA JUGADORES DE
RUGBY CON TECNOLOGÍA INALÁMBRICA PARA
RECOPIACIÓN DE DATOS”**

JUAN PABLO DEL VALLE SÁNCHEZ

**MEMORIA DE TITULACIÓN PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
TELEMÁTICO**

PROFESOR GUÍA:

PATRICIA MORALES

PROFESOR CORREFERENTE:

NICOLÁS TORRES

ENERO - 2025

Agradecimientos

Quiero dedicar este trabajo a mi mamá, mi papá y mi hermana, quienes han sido mis referentes y el apoyo más incondicional a lo largo de mi vida. Sin su amor, enseñanzas y confianza, este logro no habría sido posible.

A mis amigos del colegio y de la universidad, quienes siempre han sido una gran red de apoyo y un grupo de personas geniales que han enriquecido mi vida con momentos inolvidables, les extiendo mi más profundo agradecimiento, me gustaría poner una mención especial a Christian Riquelme por su ayuda constante al proyecto.

Un agradecimiento especial a mi club de rugby, los All Brads, no solo por el apoyo constante, sino también por haber sido fundamentales en mi formación tanto como deportista como persona.

A Gianni Sichel, por empujarme constantemente a dar lo mejor de mí; a Juanjo Bonilla, por su paciencia y aguante; y a Tomás Riderelli, por su respaldo y apoyo clave en el desarrollo de este proyecto.

Quiero expresar también mi gratitud a mi universidad y a mis profesores, quienes han sido pilares esenciales en mi formación profesional. En particular, quiero destacar al profesor Nicolás Torres, a Patricia Morales y a Rodrigo Muñoz, quienes no solo me formaron académicamente, sino que me motivaron a emprender este proyecto tan personal, que comenzó como una simple idea de hobby de fin de semana y terminó siendo algo mucho más significativo.

Finalmente, gracias al grupo de trabajo compuesto por Gabriela González, Claudio Santana y Catalina Ulloa, quienes con su dedicación, entrega y compromiso fueron piezas clave para sacar adelante este proyecto que tanto me apasiona.

A todos ustedes, gracias por ser parte de este viaje y por creer en mí. Este logro es tanto mío como de ustedes.

Este documento está dedicado a Higinio, Ximena y Pepi

Resumen

Este proyecto se enfoca en el desarrollo de un sistema de monitoreo de rendimiento para jugadores de rugby, utilizando tecnologías avanzadas como la tarjeta LilyGO T-Beam, el GPS NEO-6M y conectividad Wi-Fi. Este sistema tiene como objetivo capturar datos en tiempo real sobre posición, velocidad y aceleración de los jugadores, para posteriormente enviarlos a la plataforma de análisis en la nube Microsoft Azure IoT. A través de esta integración tecnológica, se busca optimizar los entrenamientos, prevenir lesiones y facilitar la planificación estratégica basada en datos. El sistema incluye funcionalidades como la almacenamiento y encapsulación de datos para garantizar la integridad de la información en caso de desconexión, y modos de ahorro energético que permiten extender la autonomía del dispositivo durante los entrenamientos o partidos. Las pruebas realizadas en escenarios reales han demostrado la viabilidad del sistema, destacando su precisión en la captura de datos y su capacidad de transmisión confiable. Además, el análisis de datos en Azure IoT permitió generar mapas de calor, trayectorias de movimiento y estadísticas clave sobre el rendimiento físico de los jugadores. El proyecto representa una contribución significativa al ámbito del análisis deportivo en rugby, no solo por su capacidad de mejora en la planificación de entrenamientos, sino también como una herramienta preventiva para evitar lesiones. Su arquitectura escalable y adaptable permite su aplicación en otros deportes y escenarios que requieran análisis detallado del rendimiento físico.

Palabras Clave: Monitoreo Deportivo, Métricas de Rendimiento, Análisis de Datos, Internet de las Cosas.

Abstract

This project focuses on developing a performance monitoring system for rugby players, leveraging advanced technologies such as the LilyGO T-Beam board, the GPS NEO-6M, and Wi-Fi connectivity. The system aims to capture real-time data on players' position, speed, and acceleration, transmitting this information to the Microsoft Azure IoT cloud platform. Through this technological integration, the project seeks to optimize training, prevent injuries, and enable data-driven strategic planning. The system includes features such as data buffering to ensure information integrity in case of disconnection, and energy-saving modes that extend device autonomy during training or matches. Real-world testing demonstrated the system's feasibility, highlighting its data accuracy and reliable transmission capabilities. Additionally, data analysis in Azure IoT enabled the generation of heatmaps, movement trajectories, and key statistics on players' physical performance. This project represents a significant contribution to sports analysis in rugby, not only improving training planning but also serving as a preventive tool to avoid injuries. Its scalable and adaptable architecture allows for application in other sports and scenarios requiring detailed physical performance monitoring.

Keywords: Sports Monitoring, Performance Metrics, Data Analysis, Internet of Things (IoT).

Tabla de Contenido

1	Introducción	1
1.1	Objetivos	5
1.1.1	Objetivo Principal	5
1.1.2	Objetivos Específicos	5
2	Estado del Arte	6
3	Propuesta	17
3.1	Descripción del Hardware	17
3.2	Esquema del Sistema	17
3.3	Arquitectura del Sistema	18
3.4	Flujo de Trabajo del Firmware	18
3.5	Transmisión de Datos a Azure IoT	19
3.6	Seguridad del Sistema	19
3.7	Optimización Energética	20
3.8	Diseño de Arquitectura del Sistema	20
3.9	Diagrama de Contexto	22
3.10	Enumeración de Módulos	23
3.11	Módulos del Sistema	25
3.11.1	Definición del Módulo: Contenedor de Sensores (MH)	25
3.11.2	Definición del Módulo: Interpretador de Datos Sensoriales (MDS)	26
3.11.3	Definición del Módulo: Reconocimiento de Jugadores de Rugby en Grabaciones usando Open Pose	27
3.11.4	Definición del Módulo: Identificador de Correlaciones (M4)	27
3.11.5	Definición del Módulo: IA Recorrido (M5)	28
3.11.6	Definición del Módulo: IA Jugadas Riesgosas (M6)	28
3.11.7	Definición del Módulo: Analizador Exactitud (M7)	29
3.11.8	Definición del Módulo: Generador de Informe (M8)	29

ÍNDICE DE FIGURAS

3.12	Gestión de Riesgos	29
4	Resultados	32
4.1	Hardware del Sistema y Configuración de la Tarjeta	32
4.1.1	Proceso de Ensamblaje	33
4.2	Programación del Sistema con Arduino	34
4.2.1	Configuración del Entorno de Desarrollo	34
4.2.2	Estructura del Firmware	34
4.3	Diseño y Funcionamiento de la Red	35
4.4	Cobertura y Estabilidad de la Red	36
4.5	Visualización y Procesamiento de Datos	37
4.6	Consumo Energético y Autonomía	39
5	Conclusiones y Trabajos Futuros	41
5.1	Conclusiones	41
5.2	Trabajo Futuro	41

Referencias

Índice de figuras

3.1	Diagrama de arquitectura general del sistema	21
3.2	Diagrama de contexto del sistema	23
4.1	Tarjeta lilygo T-Beam	33
4.2	Visualización movimiento de un jugador	36
4.3	Mapa de calor rango Wi-Fi 802.11b	37
4.4	Panel de visualización en Azure IoT	38
4.5	Relación del Consumo de energía versus la medición temporal	39
4.6	Consumo total en 2 horas de uso	40

Índice de tablas

1	Enumeración de Módulos	24
---	----------------------------------	----

1. Introducción

En el ámbito deportivo contemporáneo, la tecnología ha emergido como una herramienta esencial para maximizar el rendimiento de los atletas, prevenir lesiones y mejorar la toma de decisiones. En deportes de alto contacto como el rugby, la capacidad de monitorear y analizar en tiempo real los movimientos y condiciones físicas de los jugadores se ha vuelto crucial para optimizar su desempeño en el campo. Este proyecto busca implementar una solución tecnológica destinada a mejorar la planificación de los entrenamientos y el rendimiento de los jugadores del equipo All Brads, un equipo chileno nacido en 2019 que actualmente compite en la segunda división.

El uso de tecnologías avanzadas en el deporte ha transformado la manera en que los entrenadores y equipos técnicos gestionan el rendimiento de sus jugadores. Los dispositivos portátiles, sensores GPS (del inglés Global Positioning System), acelerómetros y giroscopios permiten la recolección de datos en tiempo real, lo que proporciona una visión detallada de los parámetros físicos clave. Estos datos, al ser analizados, permiten tomar decisiones informadas que mejoran la eficacia de los entrenamientos, previenen lesiones y maximizan el rendimiento en el juego.

Entre las tecnologías más importantes se encuentra el Global Positioning System (GPS), que permite observar la ubicación y la velocidad de los jugadores. Combinado con otras tecnologías como los giroscopios y acelerómetros, se puede obtener información precisa sobre aceleraciones, cambios de dirección y fuerzas aplicadas durante los partidos o entrenamientos. Por otro lado, plataformas de análisis en la nube, como Microsoft Azure, juegan un papel crucial en la gestión y procesamiento de los datos en tiempo real, facilitando el acceso y análisis de la información.

Importancia del Uso de la Tecnología en el Deporte El uso de tecnología en el deporte no solo ayuda a mejorar el rendimiento inmediato de los jugadores, sino que también permite una planificación estratégica más eficiente. En rugby, donde el contacto físico es constante y el riesgo de lesiones es alto, la capacidad de supervisar el estado físico de los jugadores en tiempo real es clave. Esto ayuda no solo a ajustar las tácticas

CAPÍTULO 1 : INTRODUCCIÓN

y estrategias en el juego, sino también a prevenir sobreentrenamientos y optimizar los periodos de descanso.

Los sistemas de seguimiento también proporcionan a los entrenadores datos como la distancia recorrida por los jugadores, su velocidad máxima, y la cantidad de aceleraciones y desaceleraciones que realizan durante los entrenamientos y partidos. Esta información es vital para planificar entrenamientos más específicos y evitar la fatiga acumulada, lo que se traduce en una mejora en el rendimiento general del equipo.

El objetivo principal de este proyecto es desarrollar un sistema de medición y análisis de datos que permita al equipo All Brads optimizar sus entrenamientos y mejorar su rendimiento en el campo. Este sistema estará basado en la recolección de datos en tiempo real sobre la posición, velocidad, aceleración y movimientos del cuerpo de los jugadores, utilizando sensores avanzados que proporcionen una visión precisa de su comportamiento físico durante los entrenamientos y partidos.

El sistema también tiene como objetivo mejorar la gestión de la carga de trabajo de los jugadores y contribuir a la prevención de lesiones, aspectos clave para cualquier equipo que aspire a competir al más alto nivel. Al implementar esta tecnología, el equipo técnico podrá tomar decisiones informadas sobre la planificación de los entrenamientos y ajustar las tácticas de juego con base en datos objetivos y cuantificables.

El equipo All Brads, nacido en Chile en 2019 y que actualmente compite en la segunda división, busca nuevas formas de mejorar su rendimiento y consolidar su crecimiento dentro del rugby chileno. Este proyecto responde a la necesidad de implementar una solución tecnológica que permita supervisar de manera precisa el estado físico y las cargas de trabajo de los jugadores durante los entrenamientos y partidos. La capacidad de analizar estos datos en tiempo real ofrece una ventaja competitiva en la preparación del equipo, permitiendo mejorar la estrategia y reducir el riesgo de lesiones.

La solución está compuesta por un sistema que utiliza una ESP32, un GPS NEO Ublox 6M y un giroscopio. Estos dispositivos proporcionan datos en tiempo real sobre la ubicación, el movimiento y la aceleración de los jugadores, los cuales son enviados

CAPÍTULO 1 : INTRODUCCIÓN

a la plataforma de análisis en la nube Microsoft Azure a través de una conexión Wi-Fi. Esta arquitectura permite al equipo técnico acceder a información valiosa de manera inmediata, optimizando la toma de decisiones tanto durante los entrenamientos como en los partidos.

El enfoque técnico del proyecto se basa en la integración de sensores avanzados y tecnología de conectividad que permite recopilar, transmitir y analizar datos en tiempo real. Los componentes principales son:

ESP32: Este microcontrolador es el encargado de gestionar la recopilación de datos de los sensores y transmitirlos a la nube. Su capacidad para manejar múltiples entradas de sensores y conectarse a redes Wi-Fi lo convierte en la opción ideal para este tipo de proyectos.

GPS NEO Ublox 6M: Proporciona datos precisos sobre la ubicación y velocidad de los jugadores, lo que es esencial para analizar la carga física durante los entrenamientos y partidos. Este sensor permite obtener información sobre la distancia recorrida y las áreas del campo donde los jugadores son más activos.

Giroscopio: Monitorea los cambios de orientación y los movimientos del cuerpo, permitiendo medir aceleraciones bruscas y colisiones. Estos datos son importantes para evaluar la intensidad de los impactos durante los tackles y colisiones, lo que ayuda a gestionar el riesgo de lesiones.

La comunicación entre los sensores y la plataforma de análisis se realiza a través de Wi-Fi, lo que permite enviar los datos a Microsoft Azure para su almacenamiento y procesamiento. Azure facilita el análisis de grandes volúmenes de datos en tiempo real, lo que permite al equipo técnico del All Brads tener acceso inmediato a información detallada sobre el rendimiento de los jugadores.

El alcance del proyecto incluye la implementación del sistema de monitorización durante los entrenamientos del equipo All Brads, pero su arquitectura escalable permite su uso en partidos y competiciones oficiales. Al proporcionar datos en tiempo real, el sistema ayudará a los entrenadores a ajustar las tácticas de juego y gestionar el

CAPÍTULO 1 : INTRODUCCIÓN

rendimiento físico de los jugadores durante los partidos.

A futuro, el sistema podría ser adoptado por otros equipos de rugby o deportes de contacto que requieran un análisis detallado del rendimiento físico y la prevención de lesiones. Además, la integración de inteligencia artificial en la plataforma de análisis en la nube podría permitir la predicción de lesiones basadas en patrones de movimiento y carga de trabajo, lo que mejoraría aún más la planificación de los entrenamientos y la gestión de la salud de los jugadores.

Este proyecto propone una solución tecnológica innovadora para el equipo All Brads, enfocada en la mejora del rendimiento y la optimización de los entrenamientos a través del uso de sensores avanzados y análisis de datos en la nube. Al integrar tecnologías como el GPS y los giroscopios con la capacidad de procesamiento de Microsoft Azure, el equipo podrá obtener información precisa y en tiempo real que permitirá mejorar la toma de decisiones y la gestión del rendimiento físico de los jugadores.

La implementación de esta solución no solo beneficiará al equipo en su crecimiento dentro de la segunda división del rugby chileno, sino que también servirá como un modelo para otros equipos que buscan aprovechar la tecnología para optimizar su rendimiento y minimizar el riesgo de lesiones. Este enfoque basado en datos es fundamental en el rugby moderno, donde cada ventaja competitiva es crucial para el éxito a largo plazo.

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo Principal

Implementar un sistema inalámbrico de monitoreo para jugadores de rugby, basado en la captura y transmisión en tiempo real de datos GPS a la plataforma Azure IoT, con el propósito de optimizar el seguimiento del rendimiento físico durante entrenamientos y partidos, asegurando precisión, fiabilidad y eficiencia en el procesamiento de la información.

1.1.2. Objetivos Específicos

1. Planificar un sistema portátil que integre la tarjeta LilyGO T-Beam para capturar datos de posición GPS en tiempo real, asegurando su funcionalidad y adaptabilidad a las condiciones del campo de juego.
2. Diseñar e implementar el sistema portátil, incorporando tecnologías como la tarjeta LilyGO T-Beam y el GPS NEO-6M, para garantizar una captura precisa de datos durante entrenamientos y partidos.
3. Desarrollar un firmware optimizado que permita la captura, almacenamiento temporal y transmisión eficiente de los datos GPS a la plataforma Azure IoT, maximizando la eficiencia energética y el rendimiento del sistema.
4. Validar la conectividad y estabilidad del sistema en entornos de juego reales, garantizando una transmisión continua de datos sin interrupciones y asegurando la fiabilidad del sistema en condiciones prácticas.

2. Estado del Arte

La integración de la tecnología en la medición del rendimiento en el rugby ha transformado radicalmente el enfoque con el que se evalúan tanto a los jugadores como al equipo en su conjunto. En un deporte tan físico y estratégico, donde cada decisión puede determinar el resultado de un partido, contar con información precisa y detallada sobre el rendimiento de los jugadores se ha convertido en una necesidad fundamental. Este tipo de datos permite no solo mejorar el rendimiento individual y colectivo, sino también optimizar las tácticas de juego, prevenir lesiones, y gestionar mejor los recursos físicos de los jugadores. La tecnología, en este sentido, actúa como un catalizador para el éxito y la sostenibilidad del equipo a largo plazo.

El rugby es un deporte caracterizado por un alto nivel de exigencia física y mental. Los jugadores deben ser capaces de realizar esfuerzos intensos durante períodos prolongados, soportar contactos físicos frecuentes y, al mismo tiempo, tomar decisiones tácticas rápidas en función del flujo del juego. Dado que cada jugador cumple un rol específico dentro del equipo, y que cada posición requiere un conjunto particular de habilidades y responsabilidades, la capacidad de medir con precisión el rendimiento es crucial para entender cómo cada individuo contribuye al éxito colectivo. Además, el rugby, a diferencia de otros deportes, depende en gran medida de la interacción constante entre jugadores en situaciones de contacto físico. Esto añade otra capa de complejidad a la evaluación del rendimiento, ya que no solo es necesario medir el esfuerzo físico, sino también la eficacia en el cumplimiento de las funciones tácticas.

La construcción de perfiles de rendimiento específicos para cada posición dentro del equipo ha permitido a los entrenadores no solo optimizar las estrategias de juego, sino también realizar ajustes tácticos precisos en función de los datos empíricos obtenidos [1]. Estos perfiles permiten, por ejemplo, identificar variaciones intra-posicionales significativas entre jugadores que ocupan la misma posición, lo que a su vez sugiere la necesidad de adaptar las tácticas de acuerdo con las características individuales de cada jugador. Este enfoque detallado, basado en la tecnología, proporciona una visión más

precisa de cómo cada jugador puede contribuir de manera óptima al equipo.

Otro aspecto fundamental de la integración tecnológica en el rugby es la capacidad de prevenir lesiones y gestionar mejor el esfuerzo físico de los jugadores. Dado que el rugby es un deporte de contacto, los jugadores están expuestos a un riesgo considerable de lesiones, especialmente aquellas relacionadas con impactos repetidos, colisiones y sobrecargas físicas. Las tecnologías de medición del rendimiento permiten monitorear el estado físico de los jugadores en tiempo real y, de esta manera, identificar señales de fatiga o sobreesfuerzo antes de que se conviertan en lesiones graves.

Las tecnologías como el GPS o los acelerómetros pueden medir el impacto de las colisiones y determinar si los jugadores están recibiendo una carga física excesiva. Esto es particularmente útil para diseñar programas de entrenamiento personalizados, ajustando la intensidad y la duración del entrenamiento de acuerdo con el estado físico de cada jugador. El uso de perfiles de rendimiento que incluyan comportamientos tanto comunes como específicos de cada jugador permite a los entrenadores realizar ajustes precisos en los programas de entrenamiento, reduciendo el riesgo de lesiones y mejorando la recuperación de los jugadores [2]. Esta capacidad de adaptar el entrenamiento a las necesidades individuales no solo optimiza el rendimiento, sino que también mejora la longevidad de la carrera deportiva de los jugadores.

Además, el análisis de datos en tiempo real permite a los entrenadores tomar decisiones informadas durante los partidos. Por ejemplo, si un jugador muestra signos de fatiga o ha recibido múltiples impactos, el equipo médico puede intervenir rápidamente para evaluar si es necesario sustituirlo, evitando así el riesgo de una lesión mayor. De este modo, la integración de la tecnología en la medición del rendimiento no solo tiene un impacto directo en el rendimiento inmediato, sino que también contribuye a la preservación de la salud y bienestar de los jugadores a largo plazo.

La capacidad de recopilar y analizar datos precisos sobre el rendimiento también ha cambiado la forma en que los entrenadores abordan la planificación táctica y estratégica en el rugby. Tradicionalmente, la planificación del juego dependía en gran medida

de la experiencia y el instinto del entrenador. Sin embargo, con el advenimiento de tecnologías avanzadas, es posible basar estas decisiones en datos objetivos y cuantificables. Los sistemas de análisis de video, por ejemplo, permiten desglosar el juego en componentes específicos, como el posicionamiento de los jugadores, los patrones de movimiento y la eficacia en los tackles o las colisiones.

Esto es especialmente importante en el rugby, donde el éxito de una jugada a menudo depende de la coordinación entre varios jugadores en momentos críticos. Al analizar datos de rendimiento, los entrenadores pueden identificar patrones en el comportamiento de los jugadores y ajustar las tácticas para explotar las debilidades del equipo contrario. El análisis de las jugadas de ataque y defensa en el rugby ha revelado diferencias significativas entre equipos, particularmente en cuanto a la frecuencia con la que un equipo entra en el último tercio del campo del oponente y en los métodos utilizados para ganar terreno [3]. Estos datos proporcionan a los entrenadores una base empírica para ajustar sus estrategias y aumentar las posibilidades de éxito en el campo. La optimización táctica no se limita solo a los partidos. Durante los entrenamientos, los datos recopilados a través de dispositivos como el GPS y los giroscopios permiten a los entrenadores identificar áreas de mejora en el rendimiento individual y colectivo. Esto es crucial para diseñar programas de entrenamiento que no solo se enfoquen en el desarrollo físico, sino también en mejorar la toma de decisiones tácticas en el campo. El uso de perfiles de rendimiento estables permite a los entrenadores implementar estrategias personalizadas en los entrenamientos, asegurando que los jugadores no solo mejoren su capacidad para tomar decisiones tácticas eficaces [4]. Uno de los mayores beneficios de la tecnología en el rugby es la capacidad de analizar grandes cantidades de datos de manera rápida y eficiente. Los sistemas de medición de rendimiento modernos permiten recopilar datos detallados sobre prácticamente todos los aspectos del juego, desde la velocidad y la distancia recorrida hasta la frecuencia de colisiones y tackles. Estos datos se pueden analizar no solo para evaluar el rendimiento individual, sino también para identificar tendencias y patrones a nivel de equipo.

La capacidad de procesar estos datos rápidamente y obtener información en tiempo real es crucial para los entrenadores, que pueden utilizar esta información para hacer ajustes tácticos sobre la marcha. Por ejemplo, si los datos muestran que un jugador está siendo menos eficaz en sus tackles debido a la fatiga, el entrenador puede decidir sustituirlo por un jugador fresco. Esto permite a los equipos mantener un nivel de rendimiento constante a lo largo de todo el partido.

Además, el análisis de datos a largo plazo permite a los entrenadores y preparadores físicos identificar áreas de mejora para cada jugador y desarrollar planes de entrenamiento específicos que aborden esas deficiencias. El uso de indicadores clave ha permitido a los entrenadores hacer predicciones más precisas sobre el comportamiento futuro de los jugadores, basándose en el análisis de su rendimiento pasado [5].

El uso de la tecnología IoT, está revolucionando diversas industrias, y el deporte no es una excepción. En el contexto deportivo, la capacidad de interconectar dispositivos, recopilar datos en tiempo real y analizarlos ha abierto nuevas oportunidades para mejorar el rendimiento, la seguridad y la experiencia del espectador. Esta tecnología permite que atletas, entrenadores, equipos médicos y aficionados puedan acceder a información crítica de manera inmediata, lo que no solo mejora la calidad del entrenamiento y el desempeño, sino que también amplía el acceso a datos relevantes sobre la salud y el bienestar de los atletas.

En este contexto, la integración de la tecnología IoT desempeña un papel fundamental, ya que amplifica la capacidad de los sensores para recopilar y analizar datos en tiempo real. La capacidad de relacionar múltiples dispositivos a través de IoT facilita la creación de una red dinámica que recoge información no solo sobre el rendimiento físico de los atletas, sino también sobre su bienestar general y las condiciones externas que pueden afectar su rendimiento. [6] Esto permite que los entrenadores y equipos médicos accedan a datos críticos en tiempo real, lo que a su vez mejora la calidad de las decisiones tácticas y estratégicas durante entrenamientos y competencias.

La sinergia entre los sensores y las redes IoT es lo que realmente potencia la ca-

pacidad de monitorización y optimización en los deportes. Los sensores proporcionan los datos brutos, mientras que IoT actúa como el sistema nervioso que conecta y transmite esta información para su análisis en tiempo real. Esto permite a los entrenadores ajustar de manera inmediata las tácticas y estrategias, así como realizar intervenciones proactivas para prevenir lesiones y mejorar el bienestar del atleta.

Los sensores juegan un papel crucial en la medición deportiva, permitiendo capturar datos que pueden analizarse en tiempo real para proporcionar información sobre la técnica, el rendimiento físico y el estado de salud de los atletas. Entre los sensores más utilizados en la medición deportiva se encuentran los sensores inerciales IMU (del inglés Inertial Measurement Unit), los sistemas GPS y los monitores de ritmo cardíaco, los cuales son esenciales para el análisis multidimensional del rendimiento deportivo. Los sensores inerciales portátiles, están compuestos por acelerómetros, giroscopios y magnetómetros, y permiten medir el desplazamiento, la velocidad y la aceleración de los atletas durante el movimiento. Esto es fundamental para proporcionar datos sobre la técnica y el esfuerzo físico, mejorando así el rendimiento del atleta. El análisis de la cinemática utilizando sensores portátiles puede proporcionar retroalimentación en tiempo real a los jugadores sobre las técnicas que adoptan en sus respectivos deportes y, por lo tanto, ayudarlos a desempeñarse de manera más eficiente [7]. Los sensores IMU son especialmente útiles en situaciones donde el análisis de video es impráctico, como en deportes de campo o bajo el agua. Además, los sistemas de fusión de sensores, que integran acelerómetros, giroscopios y magnetómetros, permiten mejorar la precisión de las mediciones, lo que es esencial en deportes de alta intensidad. Los sistemas de fusión de sensores SiP (del inglés System in Package), combinan los datos de acelerómetros, giroscopios y magnetómetros para proporcionar datos precisos y estables que permiten un análisis cinemático detallado y confiable.

Por otra parte, los sistemas GPS permiten rastrear la posición y los desplazamientos de los jugadores en deportes de equipo como el rugby y el fútbol, proporcionando datos valiosos sobre la velocidad, la aceleración y la distancia recorrida. Estos datos

son fundamentales para ajustar las tácticas de equipo y medir el rendimiento físico de los jugadores en tiempo real. El sistema de GPS integrado con micro tecnología ha permitido a los profesionales recolectar grandes volúmenes de datos posicionales, lo que proporciona una visión más detallada del rendimiento de los jugadores [8]. Además, los sistemas GPS permiten realizar un seguimiento de la intensidad del trabajo físico de los jugadores, midiendo variables como la velocidad máxima y el número de corridas, lo que es crucial para prevenir el sobreentrenamiento y las lesiones.

Para que estos sistemas de puedan desplegar todo su potencial, es crucial una planificación adecuada de la red IoT que los soporta. La planificación de una red IoT en el deporte no solo implica la selección de sensores, sino también la definición de la topología de red y la implementación de protocolos de comunicación eficientes que permitan la transmisión de datos en tiempo real.

Las topologías de red en estrella y en malla son las más utilizadas en el ámbito deportivo debido a su capacidad para soportar la conexión de múltiples dispositivos con mínima interferencia. Una arquitectura basada en el IoT para sistemas de salud inteligente implica una red que utiliza una topología en estrella, donde un nodo central se conecta a múltiples dispositivos IoT para transmitir datos a servidores en la nube [9]. Este enfoque es altamente aplicable al deporte, ya que permite centralizar los datos recolectados por los sensores portátiles para su análisis en tiempo real.

La arquitectura de red para un sistema IoT en el deporte incluye varias capas que permiten la recolección, transmisión y análisis de datos. Estas capas incluyen:

- **Capa de sensores:** Es la capa más cercana al atleta, donde los dispositivos IoT recolectan datos biométricos y de rendimiento. Estos sensores están integrados en los equipos del atleta, como camisetas inteligentes o accesorios portátiles. Los datos recolectados en esta capa son transmitidos a través de protocolos de bajo consumo energético, como Bluetooth o Zigbee, para minimizar el impacto en el rendimiento del atleta.
- **Capa de transmisión:** Esta capa se encarga de la transmisión de datos desde los

dispositivos IoT hacia un nodo central, donde los datos son almacenados y procesados. La transmisión en tiempo real de los datos permite a los entrenadores y científicos del deporte tomar decisiones inmediatas sobre el rendimiento y la seguridad de los atletas [10]. Es fundamental asegurar que la transmisión de datos sea segura y fiable, especialmente en entornos de competición donde la latencia debe minimizarse.

- **Capa de procesamiento:** En esta capa, los datos recolectados son procesados y analizados mediante algoritmos de Inteligencia Artificial (algoritmos IA) para generar información útil que los entrenadores y atletas pueden usar para optimizar su rendimiento. Los algoritmos de aprendizaje automático son capaces de identificar patrones en los datos y generar predicciones sobre el rendimiento o el riesgo de lesión.
- **Capa de almacenamiento:** Los datos procesados se almacenan en servidores locales o en la nube para su análisis a largo plazo. Esto permite generar históricos de rendimiento y analizar tendencias que pueden ser útiles para ajustar los planes de entrenamiento.
- **Capa de aplicación:** Finalmente, los resultados del análisis son presentados a los entrenadores y atletas mediante interfaces de usuario intuitivas. Estas interfaces permiten visualizar los datos en tiempo real y ajustar las estrategias de entrenamiento según sea necesario.

Si bien la integración de IoT en el deporte ofrece múltiples beneficios, también presenta varios desafíos que deben abordarse en el diseño de la arquitectura de red. Uno de los principales desafíos es el consumo de energía de los dispositivos portátiles. Los sensores IoT deben ser livianos y tener baterías de larga duración para no interferir con el rendimiento del atleta. Además, la privacidad y seguridad de los datos son una preocupación central, ya que los datos recopilados incluyen información biométrica sensible que debe ser protegida contra accesos no autorizados.

Otro desafío importante es la escalabilidad de la red. A medida que se integran más dispositivos IoT en los equipos deportivos, la red debe ser capaz de manejar un mayor volumen de datos sin comprometer la calidad del servicio. Esto requiere una infraestructura robusta que pueda soportar grandes cantidades de datos en tiempo real. La capacidad de escalar los sistemas IoT en deportes es esencial para mantener un flujo constante de datos en múltiples escenarios, desde entrenamientos individuales hasta competiciones masivas. La seguridad de los datos recopilados es fundamental para garantizar la integridad y confidencialidad de la información obtenida de los dispositivos IoT [11]. Estos retos incluyen la protección contra ataques cibernéticos, la gestión eficiente de datos sensibles y la implementación de estándares de privacidad que cumplan con las regulaciones internacionales. En el ámbito del rugby, donde los datos de rendimiento y salud de los jugadores son altamente valiosos, estas medidas son esenciales para proteger la integridad del equipo y evitar filtraciones que puedan dar ventajas competitivas a otros.

Los algoritmos de IA han demostrado ser herramientas clave para mejorar el análisis del rendimiento deportivo [12]. Estas tecnologías permiten a los entrenadores y analistas deportivos extraer patrones de datos complejos, facilitando decisiones más informadas. Esto no solo implica el análisis del rendimiento en el campo, sino también la capacidad de evaluar el estado físico y mental de los jugadores a lo largo de la temporada, lo que puede influir en las decisiones estratégicas tanto en entrenamientos como en competencias clave.

De manera similar, la investigación sobre IA en el deporte ha mostrado un crecimiento exponencial, reflejando su importancia creciente en el ámbito competitivo [13]. Este crecimiento ha permitido el desarrollo de herramientas cada vez más sofisticadas que integran algoritmos de predicción para anticipar escenarios en tiempo real, mejorando la toma de decisiones en momentos críticos.

Los sistemas inteligentes basados en IA han facilitado el diseño de entrenamientos más precisos y personalizados, adaptados a las necesidades individuales de cada atleta

[14]. Esta adaptabilidad resulta crucial en deportes de contacto como el rugby, donde las demandas físicas y tácticas varían considerablemente. Además, la personalización no solo mejora el rendimiento individual, sino que también ayuda a minimizar el riesgo de lesiones al ajustar las cargas de trabajo a las capacidades específicas de cada jugador.

La incorporación de dispositivos IoT al monitoreo deportivo ha permitido recopilar datos en tiempo real de manera más eficiente y precisa. La implementación de IoT ha revolucionado el monitoreo del rendimiento, proporcionando información clave para ajustar estrategias y prevenir lesiones [15]. Estos dispositivos, como sensores portátiles y sistemas GPS, ofrecen a los entrenadores una visión detallada del desempeño durante las sesiones de entrenamiento y los partidos.

En cuanto al manejo de grandes volúmenes de datos, mediante el análisis de macrodatos, o Big Data en inglés, los equipos de rugby han podido identificar tendencias en el rendimiento y optimizar la planificación de entrenamientos [16]. El uso de Big Data no solo se limita a los aspectos físicos, sino que también permite correlacionar el rendimiento con factores externos como el clima, las condiciones del terreno y el estado del oponente. Estas herramientas proporcionan un análisis holístico que mejora la competitividad del equipo.

El uso de Aprendizaje de Máquinas (del inglés Machine Learning, ML), como algoritmo de IA, en la predicción y prevención de lesiones deportivas se ha convertido en una herramienta crucial para garantizar la seguridad y el rendimiento de los atletas. Al analizar grandes volúmenes de datos generados por dispositivos portátiles, sensores GPS y cámaras de video, las técnicas de ML puede identificar patrones sutiles que escapan al análisis humano convencional. Estos patrones incluyen desequilibrios en la carga de trabajo, asimetrías en los movimientos corporales y señales tempranas de fatiga muscular o estrés articular, factores que están estrechamente relacionados con un mayor riesgo de lesiones [17].

El enfoque basado en ML permite desarrollar modelos predictivos que analizan métricas clave como la aceleración, la desaceleración, el volumen de entrenamiento y la

intensidad de las actividades. Por ejemplo, en deportes como el fútbol y el rugby, los modelos de ML han demostrado ser eficaces en la identificación de puntos críticos, como el umbral de carga, donde un aumento significativo en la intensidad del entrenamiento puede desencadenar lesiones [18].

En el caso del rugby, un deporte caracterizado por su alta exigencia física, el ML no solo evalúa la carga física, sino también las dinámicas de juego, como el número y tipo de colisiones sufridas por los jugadores durante los partidos. Estas evaluaciones permiten a los entrenadores y equipos médicos diseñar programas de entrenamiento más equilibrados y personalizados, reduciendo el riesgo de lesiones por sobrecarga o impactos repetitivos [19].

El monitoreo en tiempo real a través de dispositivos IoT integrados con algoritmos de ML permite una evaluación continua de las condiciones físicas de los jugadores. Por ejemplo, los sensores inerciales y los acelerómetros utilizados en los chalecos de seguimiento pueden transmitir datos en tiempo real, que son procesados por algoritmos para detectar movimientos atípicos o señales de agotamiento muscular [20]. Estas detecciones tempranas son clave para intervenir antes de que ocurran lesiones graves, lo que puede incluir desde ajustes en el tiempo de juego hasta modificaciones en los ejercicios de recuperación.

Además, la IA también ha avanzado en la creación de protocolos de rehabilitación altamente específicos. Utilizando datos históricos y biomecánicos de cada atleta, los modelos de ML pueden predecir el tiempo óptimo de recuperación y diseñar estrategias que aceleren el retorno al juego sin comprometer la salud del jugador. En rugby, estas soluciones incluyen programas de entrenamiento graduales que se ajustan dinámicamente según la respuesta del atleta [21].

Dado que el rugby es un deporte de contacto intenso, la IA desempeña un papel fundamental en la gestión de los impactos acumulativos. Los sensores colocados en las hombreras o cascos de los jugadores recopilan datos sobre la fuerza y dirección de los impactos, así como la frecuencia de estos. Estos datos son procesados por algoritmos de

aprendizaje profundo para evaluar el riesgo de lesiones relacionadas con conmociones cerebrales u otros traumas.

Por ejemplo, investigaciones recientes han demostrado que un aumento en la frecuencia de impactos moderados, incluso si no alcanzan un umbral crítico, puede tener un efecto acumulativo significativo sobre la salud del jugador [22]. Este conocimiento ha llevado a la implementación de estrategias proactivas, como la rotación de jugadores y la revisión de técnicas de tackle, para minimizar los riesgos.

La capacidad del ML para integrar datos históricos es otro factor clave en la prevención de lesiones. Estos datos incluyen el historial médico del jugador, métricas de rendimiento anteriores y la evolución de sus parámetros físicos a lo largo del tiempo. Utilizando estas bases de datos, los modelos predictivos pueden identificar patrones específicos, como la predisposición genética a ciertos tipos de lesiones o la vulnerabilidad a recaídas [23].

Esta personalización también se extiende al diseño de equipamiento deportivo. Por ejemplo, la IA ha facilitado la creación de protectores bucales y hombreras personalizadas que optimizan la absorción de impactos y reducen las lesiones recurrentes. Al combinar datos antropométricos con simulaciones biomecánicas, los fabricantes pueden desarrollar equipos adaptados a las necesidades específicas de cada jugador [24]. Además de mejorar la seguridad durante la carrera deportiva, estas tecnologías también contribuyen a preservar la calidad de vida de los jugadores tras su retiro. Las evaluaciones regulares y el análisis predictivo permiten identificar problemas antes de que se vuelvan crónicos, como el desgaste articular o los efectos secundarios de lesiones cerebrales. Esto ha llevado a la implementación de protocolos de seguimiento post-retiro que incluyen recomendaciones personalizadas de ejercicio y nutrición [25].

3. Propuesta

En esta solución se trabajará con la tarjeta LilyGO T-Beam, que incluye un módulo ESP32 con conectividad Wi-Fi y un GPS NEO-6M, para medir el rendimiento de jugadores de rugby en tiempo real. Los datos capturados se enviarán directamente a un servidor en la nube utilizando Wi-Fi, sin necesidad de una estación base intermedia, ya que un único nodo proporcionará acceso Wi-Fi a todos los dispositivos en el campo.

3.1. Descripción del Hardware

La tarjeta LilyGO T-Beam está diseñada para ser una herramienta versátil que combina un microcontrolador ESP32, un módulo GPS NEO-6M y una batería recargable tipo 18650. El ESP32 actúa como el núcleo del sistema, ofreciendo capacidad para procesar datos y transmitirlos mediante Wi-Fi. Este microcontrolador soporta protocolos de comunicación como HTTP (del inglés Hypertext Transfer Protocol) y MQTT (del inglés Message Queuing Telemetry Transport), lo que lo convierte en una solución ideal para sistemas IoT. El módulo GPS NEO-6M permite la captura precisa de datos de posición, velocidad y tiempo, con una salida estándar en formato NMEA compatible con diversas plataformas de análisis. La batería recargable asegura un suministro de energía confiable durante aproximadamente dos horas de operación continua, con la posibilidad de recarga mediante conexión USB.

3.2. Esquema del Sistema

Cada jugador llevará un dispositivo equipado con la tarjeta LilyGO T-Beam, que será responsable de capturar los datos de posición y rendimiento físico. Estos dispositivos se conectarán a un nodo Wi-Fi central que, a su vez, proporcionará conectividad a la nube. El nodo Wi-Fi central puede ser otro dispositivo configurado como punto de acceso o un router portátil dedicado. Los datos capturados por los nodos serán enviados al servidor en la nube, específicamente a la plataforma Azure IoT, donde serán

almacenados y procesados para análisis en tiempo real.

3.3. Arquitectura del Sistema

El sistema está compuesto por nodos individuales que operan de manera autónoma, cada uno con un firmware diseñado para capturar y transmitir datos de manera eficiente. El GPS NEO-6M es el encargado de registrar información de latitud, longitud, velocidad y tiempo. Esta información es procesada localmente por el ESP32, que calcula métricas adicionales como la distancia recorrida, la velocidad máxima y promedio, y la aceleración. Los datos se almacenan temporalmente en un buffer interno antes de ser enviados al nodo central. Este buffer es esencial para manejar posibles interrupciones en la conectividad, asegurando que no se pierda información crítica durante los periodos de desconexión. El nodo Wi-Fi central actúa como intermediario entre los dispositivos portátiles y el servidor en la nube, permitiendo una comunicación fluida y eficiente.

3.4. Flujo de Trabajo del Firmware

El firmware comienza con la inicialización del GPS NEO-6M y del módulo Wi-Fi integrado en el ESP32. El sistema GPS se configura para capturar datos en intervalos de un segundo, proporcionando información detallada y precisa de la posición del jugador. Estos datos son procesados en el ESP32, donde se calculan métricas clave como la distancia recorrida mediante cálculos geodésicos y la aceleración basada en las variaciones de velocidad a lo largo del tiempo. Los datos se almacenan en un buffer interno para agruparlos en paquetes que son enviados al servidor en intervalos de diez segundos. Este enfoque optimiza el consumo energético y asegura que la transmisión sea eficiente. En caso de desconexión, los datos permanecen almacenados en el buffer hasta que la conexión se restablezca, momento en el cual se envían automáticamente al servidor.

3.5. Transmisión de Datos a Azure IoT

Los datos procesados son transmitidos al servidor en la nube mediante el protocolo MQTT, que asegura una comunicación de baja latencia y alta eficiencia. Azure IoT Hub actúa como el punto central de recepción, almacenando los datos para su análisis en tiempo real o su uso posterior en estudios históricos. Los paquetes transmitidos incluyen información como posición, velocidad, aceleración y distancia recorrida. En Azure, los datos son procesados utilizando herramientas avanzadas que permiten su visualización mediante paneles personalizados, así como su análisis mediante algoritmos de aprendizaje automático.

3.6. Seguridad del Sistema

La seguridad del sistema es un aspecto crítico en su diseño, especialmente considerando la sensibilidad de los datos recopilados. Durante la transmisión de datos entre los nodos y la nube, se emplea el protocolo TLS (del inglés Transport Layer Security) para garantizar que toda la información esté cifrada y protegida contra accesos no autorizados. El Wi-Fi está configurado con WPA3 (del inglés Wi-Fi Protected Access 3), una tecnología de encriptación avanzada que proporciona una capa adicional de seguridad contra ataques de fuerza bruta y otras vulnerabilidades comunes en redes inalámbricas.

Para la autenticación de los dispositivos, se utilizan certificados digitales X.509 emitidos por una autoridad de certificación confiable. Cada nodo está configurado con un certificado único que permite su identificación inequívoca en el sistema. Estos certificados se validan automáticamente en el servidor de Azure IoT durante cada intento de conexión, asegurando que solo los nodos autorizados puedan transmitir datos. La gestión de estos certificados se realiza mediante un sistema de rotación automatizado, que garantiza que siempre estén actualizados y no expuestos a riesgos de caducidad o compromisos.

Dentro de Azure IoT, se implementa un esquema de control de acceso basado en

roles (RBAC) para proteger los datos almacenados en la nube. Solo los usuarios con los permisos adecuados pueden acceder a los datos, y cada acción realizada en el sistema queda registrada mediante un sistema de auditoría. Esto asegura que cualquier intento de acceso no autorizado pueda ser identificado y mitigado de inmediato.

3.7. Optimización Energética

El sistema implementa diversas estrategias de optimización energética para maximizar la duración de la batería. El ESP32 utiliza modos de suspensión entre las capturas de datos y las transmisiones, lo que reduce significativamente el consumo de energía durante los periodos de inactividad. El envío de datos en paquetes en intervalos de diez segundos minimiza el uso continuo del módulo Wi-Fi, lo que contribuye a prolongar la duración de la batería. Además, en situaciones de pérdida de conectividad, el sistema evita intentos repetitivos de reconexión. En lugar de eso, los datos se almacenan temporalmente en el buffer hasta que la conexión pueda restablecerse de manera estable, lo que ahorra energía y garantiza la integridad de la información.

3.8. Diseño de Arquitectura del Sistema

El diagrama presentado en la Figura 3.1 muestra el flujo de datos y la interacción entre los módulos principales de un sistema diseñado para el análisis deportivo, centrado en la captura, procesamiento y utilización de información en tiempo real. Este sistema combina tecnologías de hardware y software para proporcionar herramientas avanzadas de análisis y apoyo en la toma de decisiones.

El proceso comienza con el Contenedor de Sensores, que recopila información directamente de los jugadores durante los entrenamientos o partidos, como datos de movimiento y ubicación, los cuales son enviados al sistema central. Paralelamente, se utilizan grabaciones de video que son procesadas por el módulo de Procesamiento de Video, encargado de analizar patrones de movimiento y métricas relevantes a partir de

las grabaciones mediante técnicas de reconocimiento visual.

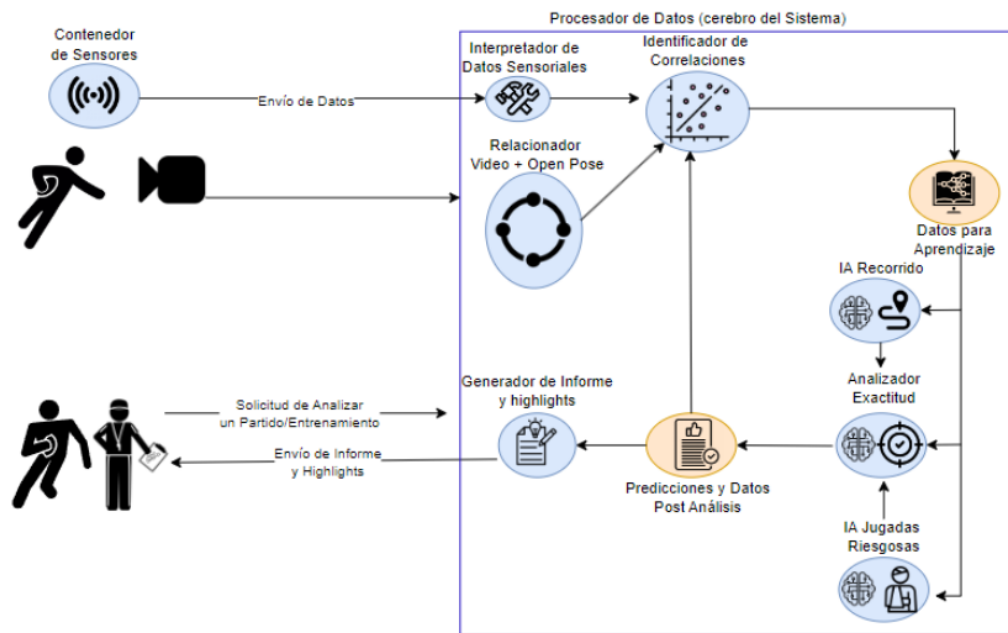


Figura 3.1: Diagrama de arquitectura general del sistema

Los datos recolectados convergen en el Procesador de Datos, donde el Interpretador de Datos Sensoriales realiza un primer procesamiento para integrar y preparar la información para los análisis posteriores. A continuación, el Identificador de Correlaciones se encarga de buscar relaciones significativas entre los datos provenientes de los sensores y los observados en las grabaciones, lo que permite generar información útil para otros módulos y aplicaciones.

En el flujo del sistema, se encuentran módulos dedicados a tareas específicas. Por un lado, las técnicas de IA para el Análisis de Recorrido evalúa las trayectorias de los jugadores, trazando sus movimientos y calculando las distancias recorridas. Por otro lado, para el caso de Jugadas Riesgosas, identifica situaciones potencialmente peligrosas que podrían representar un riesgo de lesión para los jugadores, ya sea en tiempo real o con base en datos históricos. Asimismo, el Analizador de Precisión verifica la exactitud de los modelos y predicciones, garantizando que la información procesada sea confiable y útil.

El sistema concluye con el Generador de Informes y Resúmenes, que organiza y presenta toda la información procesada en un formato claro y accesible, destacando métricas clave, patrones identificados y recomendaciones. Estos informes permiten a los entrenadores y equipos médicos tomar decisiones informadas, optimizar las estrategias de entrenamiento y reducir el riesgo de lesiones en los jugadores.

3.9. Diagrama de Contexto

El diagrama de contexto presentado en la Figura 4.1 describe la interacción entre los elementos clave y el sistema de monitoreo de rendimiento de jugadores de rugby. Este sistema está diseñado para recopilar, procesar y analizar información proveniente de diferentes fuentes, con el objetivo de generar datos útiles para mejorar el desempeño de los jugadores y la planificación de los entrenamientos.

El sistema recibe datos de diversas entradas. Por un lado, los jugadores están equipados con sensores que recogen mediciones de su desempeño físico, como velocidad, distancia recorrida y cargas de trabajo. Estas mediciones son enviadas como Datos Medidos al sistema, donde son procesadas para generar información relevante.

Por otro lado, se integra una Cámara de Video, que captura grabaciones del partido. Estas grabaciones son analizadas por el sistema para extraer información visual como patrones de movimiento, posiciones en el campo y jugadas clave. El análisis del video complementa los datos obtenidos de los sensores, proporcionando un enfoque integral.

Los entrenadores también forman parte del flujo de información. Son responsables de iniciar el sistema y, posteriormente, reciben los resultados en forma de Informes y Resúmenes que destacan los aspectos más relevantes del desempeño de los jugadores, patrones de juego y posibles áreas de mejora.

El sistema de monitoreo, como núcleo del proceso, integra todos estos datos, realiza análisis detallados y genera salidas en formatos comprensibles para los usuarios. De esta manera, no solo se facilita la evaluación del rendimiento, sino que también se ofrecen

herramientas valiosas para la toma de decisiones estratégicas, tanto en el entrenamiento como en la gestión de partidos.

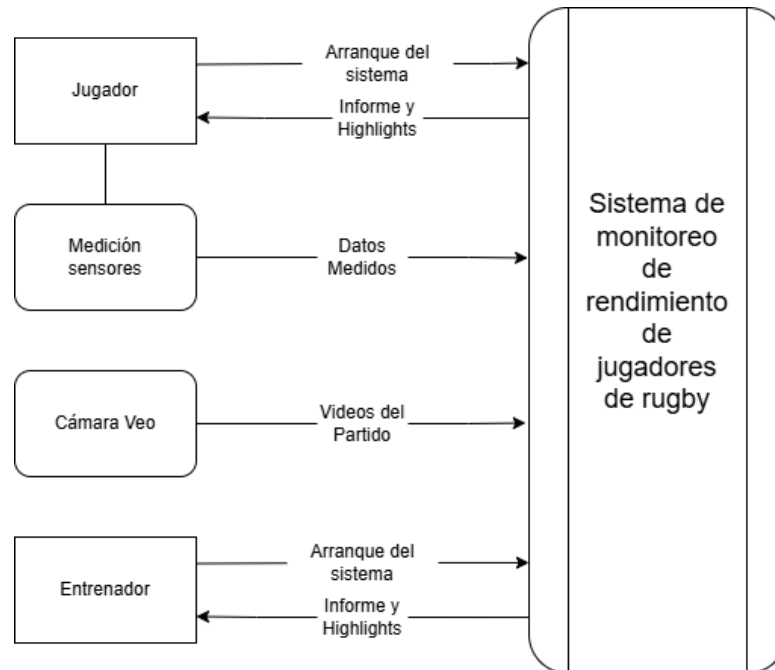


Figura 3.2: Diagrama de contexto del sistema

3.10. Enumeración de Módulos

La Tabla 1 presenta los módulos principales de un sistema avanzado de análisis deportivo, diseñado para monitorear y mejorar el rendimiento de jugadores de rugby mediante tecnologías de hardware, software e inteligencia artificial. Este sistema integra diferentes etapas de captura, procesamiento y análisis de datos para ofrecer soluciones innovadoras a entrenadores y analistas deportivos.

El sistema comienza con el Contenedor de Sensores, un módulo de hardware encargado de albergar los sensores que recopilan datos en tiempo real sobre las actividades de los jugadores. Estos datos son enviados al Interpretador de Datos Sensoriales, un módulo de software que procesa la información capturada y la prepara para su análisis posterior. A partir de aquí, el módulo de Reconocimiento de Jugadores de Rugby en Grabaciones usando Open Pose se encarga de analizar los movimientos y patrones de

CAPÍTULO 3 : PROPUESTA

Módulo	Propósito
Contenedor de Sensores (MH)	Módulo Hardware del sistema. Es el encargado de tener en su interior los sensores que toman datos de los jugadores, y enviarlos usando un microcontrolador.
Interpretador de Datos Sensoriales (MDS)	Módulo Software encargado de pre-procesar los datos enviados por el microcontrolador (programado en la IDLE de Arduino) para la correcta interpretación de los datos en el sistema.
Reconocimiento de Jugadores de Rugby en Grabaciones usando Open Pose	Este sistema permitirá analizar movimientos, identificar patrones de juego y proporcionar métricas valiosas para entrenadores y analistas deportivos.
Identificador de Correlaciones (M4)	Encargado de pre procesar toda la data trabajada por los otros 3 módulos, y encontrar las primeras correlaciones que servirán de base para el entreno y aprendizaje de las IA's que vayan a diseñarse.
IA Recorrido (M5)	Inteligencia Artificial que traza las líneas de tracking de cada jugador, y calcula los metros recorridos según un lapso de tiempo dado.
IA Jugadas Riesgosas (M6)	Inteligencia Artificial que encuentra jugadas y momentos de la grabación que podrían inducir lesiones inmediatas o futuras en determinado(s) jugador(es).
Analizador Exactitud (M7)	Encargado de determinar el porcentaje de exactitud de los datos y predicciones realizadas por las inteligencias artificiales, para así también encontrar nuevas correlaciones que son enviadas a M4 (tipo de Transfer Learning).
Generador de Informe (M8)	Tomando como base los datos del Analizador de Exactitud, siempre que se haya logrado el desempeño deseado, genera un informe con todos los datos y análisis relevantes para el entrenador y sus jugadores.

Tabla 1: Enumeración de Módulos

juego a partir de grabaciones de video, proporcionando métricas útiles para comprender el desempeño y los comportamientos en el campo.

La información procesada se envía al Identificador de Correlaciones, que busca

patrones significativos entre las diferentes métricas recopiladas, sirviendo como base para el diseño y entrenamiento de modelos avanzados de inteligencia artificial. Por su parte, el módulo de IA Recorrido utiliza algoritmos para trazar las trayectorias de los jugadores y calcular las distancias recorridas, permitiendo un análisis más detallado de sus movimientos.

Otro componente clave es la IA Jugadas Riesgosas, que identifica momentos críticos en las grabaciones que podrían derivar en lesiones, ayudando a prevenir problemas inmediatos o futuros. A esto se suma el Analizador de Exactitud, que evalúa la precisión de los modelos de inteligencia artificial utilizados en el sistema, asegurando la fiabilidad de los resultados y optimizando el desempeño general. Finalmente, el Generador de Informe sintetiza toda la información recopilada y analizada, produciendo informes detallados que destacan los logros alcanzados, identifican áreas de mejora y ofrecen recomendaciones prácticas para entrenadores y jugadores.

Este sistema modular trabaja de manera integral para ofrecer un enfoque innovador y automatizado en el análisis deportivo, optimizando entrenamientos, mejorando el rendimiento y reduciendo riesgos para los jugadores.

3.11. Módulos del Sistema

3.11.1. Definición del Módulo: Contenedor de Sensores (MH)

El Módulo Contenedor de Sensores (MH) tiene como propósito centralizar y gestionar la recopilación de datos de rendimiento de los jugadores de rugby mediante la integración de varios sensores, como el GPS y el acelerómetro/giroscopio. Este módulo está diseñado para transmitir los datos en tiempo real a una plataforma central, donde serán procesados y analizados. Actúa como el punto de recolección y procesamiento inicial, encargándose de comunicarse directamente con los sensores adjuntos, gestionar la recopilación de datos y transmitirlos a la plataforma central a través de interfaces inalámbricas. Desde el punto de vista arquitectónico, el MH se presenta como un no-

do fundamental en el sistema para el análisis en tiempo real y para el almacenamiento de datos históricos. No depende de otros módulos para su funcionamiento. Se asume que siempre habrá una red inalámbrica disponible y confiable para la transmisión continua de datos, que los módulos estén sincronizados temporalmente y que el hardware funcione de manera estable durante los entrenamientos y partidos. Sin embargo, su capacidad de cómputo está limitada por el microcontrolador, lo que afecta la complejidad de las tareas de procesamiento que pueden realizarse localmente. Adicionalmente, la duración de la batería es un factor crítico, especialmente durante períodos prolongados de uso, y las interferencias ambientales pueden impactar tanto en las señales del GPS como en las comunicaciones inalámbricas. Este módulo recibe datos en tiempo real de los sensores, inicializa y configura los dispositivos, recopila los datos, los empaqueta en un formato adecuado y los envía al Interpretador de Datos Sensoriales (MDS) cuando la red está disponible.

3.11.2. Definición del Módulo: Interpretador de Datos Sensoriales (MDS)

El Módulo Interpretador de Datos Sensoriales (MDS) está diseñado para preprocesar los datos recibidos del Contenedor de Sensores (MH). Su función principal es transformar los datos brutos provenientes de los sensores en información comprensible y utilizable para los demás módulos del sistema. Este módulo realiza una limpieza inicial, filtra errores y ruido en los datos, y los formatea para garantizar su compatibilidad con los análisis posteriores. En la arquitectura del sistema, el MDS actúa como un filtro y traductor de datos que asegura que la información pase a los módulos subsiguientes de manera clara y precisa. Para operar, depende directamente del MH, que le proporciona los datos de los sensores. Se asume que los datos recibidos del MH son consistentes, sincronizados temporalmente y que el hardware funciona de manera estable. No obstante, la capacidad de cómputo disponible para el MDS es limitada, lo que puede influir en la velocidad con la que se procesan los datos. Este módulo toma como entradas los datos en bruto del MH, los limpia y filtra, los formatea en un estándar uniforme y los

envía al módulo de análisis subsiguiente para su interpretación.

3.11.3. Definición del Módulo: Reconocimiento de Jugadores de Rugby en Grabaciones usando Open Pose

Este módulo tiene como objetivo implementar un sistema basado en la estimación de poses para identificar y rastrear jugadores de rugby en grabaciones de video. Su propósito es analizar movimientos, identificar patrones de juego y proporcionar métricas útiles para entrenadores y analistas deportivos. El módulo se encarga de detectar jugadores en los videos, realizar el seguimiento de sus poses a lo largo del tiempo, analizar patrones de movimiento y generar estadísticas relevantes, así como de visualizar los resultados y exportar los datos en formatos compatibles para análisis adicionales. Se asume que los videos son de calidad suficiente para la detección de jugadores, que los jugadores llevan vestimenta adecuada que permite diferenciar claramente las partes del cuerpo, y que se dispone de un conjunto de datos entrenado en contextos similares al rugby. Las limitaciones incluyen la calidad del video y las condiciones de iluminación, que pueden afectar la precisión del reconocimiento, y el hardware disponible, que puede influir en el rendimiento de las técnicas de aprendizaje profundo utilizadas. Este módulo procesa las grabaciones de video, preprocesa las imágenes, aplica modelos de estimación de pose, y analiza los datos generados para obtener métricas y patrones de movimiento, entregando como resultado videos procesados con anotaciones, reportes estadísticos y archivos de datos exportados.

3.11.4. Definición del Módulo: Identificador de Correlaciones (M4)

El Módulo Identificador de Correlaciones (M4) tiene como objetivo analizar los datos procesados provenientes de los módulos iniciales para identificar correlaciones significativas entre diferentes variables. Estas correlaciones servirán como base para el aprendizaje y mejora de las inteligencias artificiales implementadas en el sistema. Actúa como un componente central en la cadena de análisis, proporcionando informa-

ción valiosa que guía las etapas posteriores de procesamiento. Para su funcionamiento, depende de los datos limpios proporcionados por el MDS y de los módulos de validación y análisis posteriores. Este módulo debe procesar grandes volúmenes de datos en tiempo razonable, asegurando la precisión y relevancia de las correlaciones generadas. Su estructura implica la recepción de datos de entrada, análisis avanzado mediante técnicas estadísticas y matemáticas, y la generación de resultados que se integran en los módulos de inteligencia artificial y análisis predictivo.

3.11.5. Definición del Módulo: IA Recorrido (M5)

El Módulo IA Recorrido (M5) está diseñado para analizar las trayectorias de los jugadores en el campo, utilizando datos de posición recopilados por los sensores. Emplea algoritmos de inteligencia artificial para calcular las distancias recorridas por los jugadores en un período determinado, proporcionando estadísticas detalladas sobre desplazamientos, velocidades y aceleraciones. Este módulo recibe datos preprocesados del MDS y utiliza correlaciones generadas por el M4 para refinar sus modelos de análisis. Los datos son procesados para trazar líneas de tracking, generar estadísticas de movimientos y producir métricas clave que se integran en los informes del sistema.

3.11.6. Definición del Módulo: IA Jugadas Riesgosas (M6)

El Módulo IA Jugadas Riesgosas (M6) tiene como finalidad analizar las grabaciones de video y detectar situaciones que puedan representar riesgos de lesiones inmediatas o a largo plazo para los jugadores. Utiliza algoritmos avanzados de inteligencia artificial entrenados con datos de referencia para identificar patrones que se asocian con jugadas peligrosas. Este módulo trabaja en conjunto con los datos del M4 para ajustar sus predicciones y garantizar un nivel elevado de precisión en sus resultados.

3.11.7. Definición del Módulo: Analizador Exactitud (M7)

El Analizador de Exactitud (M7) evalúa el desempeño de los módulos de inteligencia artificial en términos de precisión y confiabilidad. Su propósito es identificar posibles errores o desviaciones en las predicciones generadas, permitiendo ajustar los modelos de IA de manera iterativa. Este módulo utiliza datos de referencia para comparar los resultados generados por la IA, evaluando métricas clave como precisión, sensibilidad y especificidad.

3.11.8. Definición del Módulo: Generador de Informe (M8)

El Generador de Informe (M8) toma los datos analizados y validados por los demás módulos para crear reportes detallados sobre el rendimiento de los jugadores y el equipo. Estos informes incluyen visualizaciones gráficas, estadísticas clave y recomendaciones basadas en el análisis de datos. El módulo utiliza información de los módulos M5, M6 y M7 para compilar resultados comprensibles y accionables, que son entregados a los entrenadores y analistas deportivos.

3.12. Gestión de Riesgos

La gestión de riesgos en el desarrollo e implementación del sistema considera una serie de supuestos, dependencias, restricciones y posibles riesgos que podrían afectar el funcionamiento y éxito del proyecto. Entre los supuestos fundamentales está la capacidad de la cámara Veo para capturar videos de alta calidad de manera consistente en diferentes condiciones de luz y clima, así como la precisión de los sensores utilizados en los uniformes de los jugadores, garantizando que no interfieran con su desempeño. Se presupone también que las herramientas y bibliotecas de software seleccionadas, como OpenCV y TensorFlow, funcionarán correctamente y serán completamente compatibles entre sí. Además, se asume que el equipo de desarrollo tendrá acceso continuo a los recursos necesarios, incluyendo hardware, software y datos de los partidos, y que

CAPÍTULO 3 : PROPUESTA

los jugadores y entrenadores estarán dispuestos a colaborar, proporcionando retroalimentación continua sobre el sistema.

El proyecto depende de varios factores externos para su correcto desarrollo. Por un lado, está la puntualidad y calidad de los proveedores de tarjetas y componentes electrónicos, quienes deben entregar los sensores necesarios a tiempo y en óptimas condiciones. Por otro lado, se requiere el soporte y las actualizaciones constantes de las bibliotecas de software utilizadas, asegurando su compatibilidad y funcionamiento a lo largo del tiempo. Asimismo, la participación activa de los entrenadores y jugadores es esencial para utilizar el sistema adecuadamente y proporcionar datos y retroalimentación que permitan su mejora continua.

El sistema también debe operar dentro de ciertas restricciones. Tecnológicamente, debe adaptarse a las capacidades actuales sin depender de avances futuros no garantizados. Los dispositivos utilizados deben ser duraderos y capaces de resistir condiciones adversas, como golpes durante los partidos y variaciones climáticas. Además, el sistema debe minimizar las interferencias y estar preparado para fallos técnicos, garantizando la continuidad del funcionamiento. La cámara Veo debe ser capaz de capturar el campo de juego completo con claridad para proporcionar datos visuales útiles.

Dentro de los riesgos identificados se encuentra la posibilidad de inexactitudes en los datos capturados por los sensores y la cámara, lo que podría afectar la calidad del análisis. Para mitigar este riesgo, se implementarán algoritmos de verificación y corrección de datos, además de realizar calibraciones periódicas de los dispositivos. También existe el riesgo de deterioro de los sensores en los uniformes debido al uso continuo y las condiciones de juego, lo que se abordará mediante la selección de sensores de alta calidad con certificaciones de durabilidad, junto con mantenimientos regulares.

Los fallos técnicos e interferencias en la transmisión de datos representan otra amenaza importante para el sistema. Para enfrentarlo, se establecerá un protocolo de mantenimiento preventivo y se contará con un equipo técnico de soporte capaz de resolver problemas de manera rápida y eficiente. Finalmente, podrían surgir problemas relacio-

CAPÍTULO 3 : PROPUESTA

nados con la visualización proporcionada por la cámara, como la incapacidad de captar adecuadamente a los jugadores. En este caso, se ajustará la ubicación y configuración de la cámara.

4. Resultados

4.1. Hardware del Sistema y Configuración de la Tarjeta

El sistema desarrollado se basa en la tarjeta LilyGO T-Beam, una plataforma de hardware compacta y eficiente que integra varias funcionalidades esenciales para proyectos de monitoreo y análisis deportivo. Este dispositivo es ideal para recopilar datos en tiempo real y transmitirlos de manera inalámbrica, simplificando la complejidad del sistema al reducir la necesidad de hardware adicional.

La tarjeta LilyGO T-Beam incorpora un microcontrolador ESP32, conocido por su doble núcleo y conectividad Wi-Fi y Bluetooth, lo que permite procesar los datos obtenidos y transmitirlos a plataformas en la nube para su análisis posterior. Además, incluye un módulo GPS NEO-6M, que proporciona información precisa sobre latitud, longitud y velocidad, lo cual es fundamental para registrar el desplazamiento y el rendimiento de los jugadores en una cancha de rugby.

El sistema cuenta también con una antena GPS externa, diseñada para mejorar significativamente la recepción de la señal, especialmente en entornos abiertos y dinámicos como los campos deportivos. Esto garantiza que los datos recopilados sean precisos y fiables, incluso en condiciones desafiantes.

Para garantizar su autonomía, el dispositivo utiliza una batería de 7800 mAh, que proporciona suficiente energía para operar durante un período continuo de dos horas, adecuado para sesiones de entrenamiento o partidos. Esta capacidad permite que el sistema funcione sin interrupciones, maximizando su utilidad en aplicaciones deportivas.

En la Figura 4.1, se muestra la tarjeta LilyGO T-Beam, destacando su diseño compacto y los componentes clave que permiten su funcionalidad avanzada. En conjunto, estos elementos forman un sistema robusto y eficiente para el monitoreo de datos, facilitando el análisis del rendimiento deportivo y la toma de decisiones estratégicas en tiempo real.

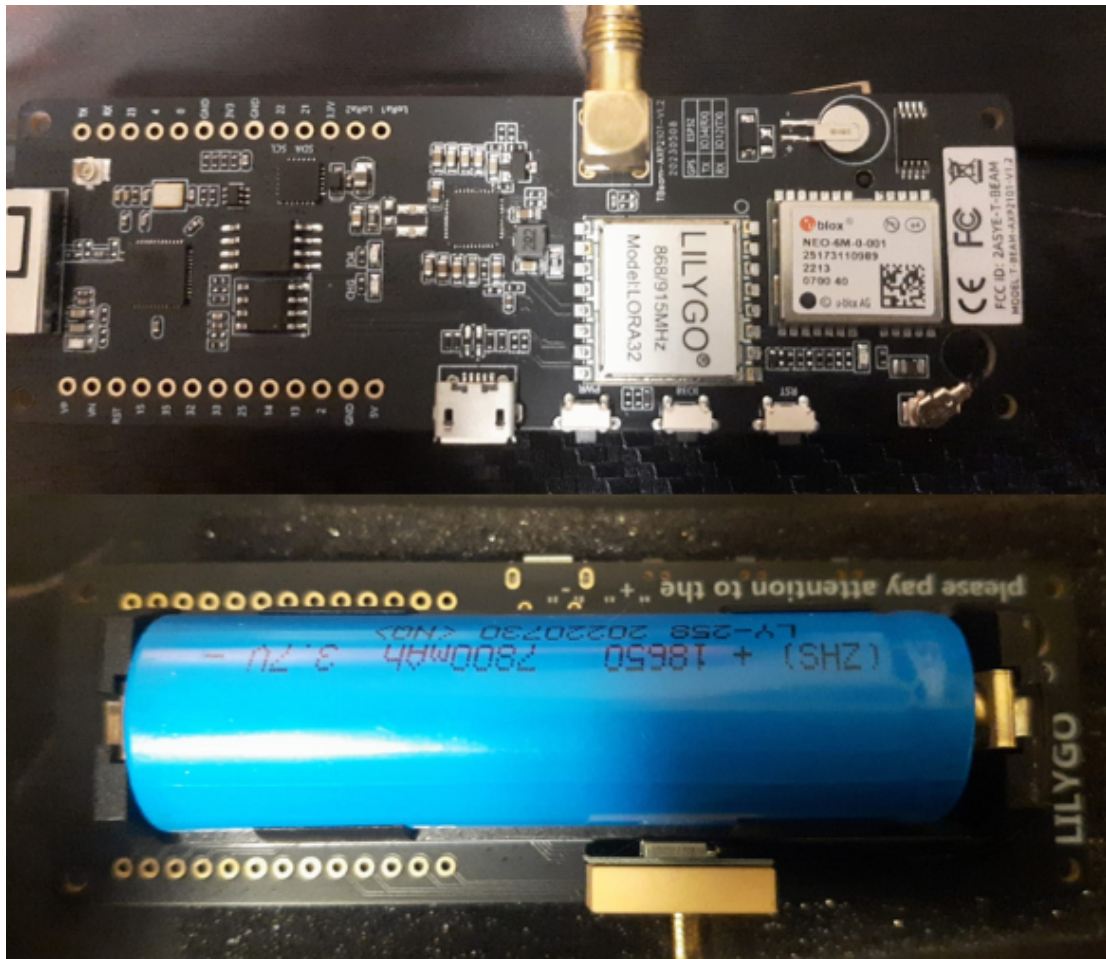


Figura 4.1: Tarjeta lilygo T-Beam

4.1.1. Proceso de Ensamblaje

El ensamblaje del sistema incluyó la integración del módulo GPS NEO-6M con el ESP32 mediante comunicación UART, asegurando un flujo de datos continuo y estable entre ambos componentes. Todos los elementos del sistema fueron montados en una carcasa compacta diseñada específicamente para ser fijada al cuerpo de los jugadores mediante un arnés. Este diseño fue concebido buscando un equilibrio óptimo entre robustez, funcionalidad y portabilidad, garantizando que el dispositivo pudiera soportar las exigencias físicas de un partido de rugby sin afectar la comodidad o el desempeño de los jugadores.

4.2. Programación del Sistema con Arduino

La tarjeta LilyGO T-Beam fue programada utilizando la plataforma Arduino IDE, que ofrece un entorno accesible y ampliamente compatible con la ESP32. Esta herramienta permitió la configuración y programación de todas las funcionalidades necesarias para la captura y transmisión de datos GPS, asegurando la integración eficiente entre hardware y software.

4.2.1. Configuración del Entorno de Desarrollo

El desarrollo del firmware comenzó con la instalación de las bibliotecas necesarias para el ESP32 y el módulo GPS NEO-6M en Arduino IDE. Esto incluyó el soporte para el manejo de comunicación UART, utilizada para recibir datos del GPS en formato estándar NMEA, y la configuración inicial del microcontrolador para garantizar la comunicación efectiva entre los componentes. Se implementó un sistema de bufferización que permitió agrupar los datos capturados, optimizando la transmisión al reducir la frecuencia de envíos y minimizando el consumo energético del sistema. Este enfoque también garantizó que los datos se almacenaran temporalmente en caso de interrupciones en la conectividad, preservando la integridad de la información.

4.2.2. Estructura del Firmware

El firmware fue diseñado y estructurado en tres módulos principales. El módulo de captura de datos GPS fue responsable de configurar el NEO-6M para registrar datos de posición y velocidad con una frecuencia de un segundo, asegurando la precisión y continuidad de las mediciones. El módulo de procesamiento y bufferización tomó los datos recibidos del GPS, los procesó en tiempo real para extraer métricas clave como latitud, longitud, velocidad y tiempo, y los almacenó en un buffer temporal para su posterior transmisión. Este enfoque permitió acumular los datos en bloques, mejorando la eficiencia y reduciendo la sobrecarga en la red. Finalmente, el módulo de transmisión

gestionó la conexión Wi-Fi y envió los datos acumulados en el buffer al servidor de Azure IoT en intervalos de diez segundos. Este módulo fue diseñado para garantizar la estabilidad de la conexión, implementando estrategias de reconexión automática en caso de fallos y minimizando el consumo energético mediante una transmisión eficiente y periódica. Este diseño modular permitió una programación clara, flexible y fácilmente escalable, asegurando el correcto funcionamiento del sistema en condiciones dinámicas y exigentes.

4.3. Diseño y Funcionamiento de la Red

El sistema implementado utiliza una red de nodos individuales equipados con la tarjeta LilyGO T-Beam, que combina un módulo GPS NEO-6M para la obtención de datos de ubicación y velocidad, y un microcontrolador ESP32 con conectividad Wi-Fi para la transmisión de información. La arquitectura de la red está diseñada bajo una topología tipo estrella, en la cual cada nodo transmite datos recopilados hacia una unidad central. Esta unidad central, a su vez, se encarga de enviar la información procesada a un servidor en la nube mediante Wi-Fi, permitiendo su análisis y almacenamiento en tiempo real.

El sistema opera con configuraciones específicas para optimizar el consumo de energía y garantizar la continuidad del monitoreo. La frecuencia de sensado del GPS se configura para capturar datos cada segundo, lo que asegura un seguimiento detallado y continuo de las posiciones y movimientos de los jugadores. En cuanto a la frecuencia de transmisión, los datos se agrupan en un buffer interno en cada nodo y se envían a la unidad central cada 10 segundos. Este método reduce significativamente el consumo energético y mantiene la integridad de los datos, incluso en situaciones de desconexión temporal entre los nodos y la unidad receptora.

Durante las pruebas realizadas en una cancha de rugby estándar (100 x 70 metros), se verificó que la red mantuviera una transmisión estable desde cualquier punto del campo hacia la unidad central. Incluso en las zonas más alejadas, las configuraciones

de la red demostraron ser confiables y efectivas, garantizando una cobertura completa sin pérdida de datos.

En la Figura 4.2, se presenta una visualización del movimiento de un jugador, representado mediante un mapa de calor que destaca las áreas de mayor actividad durante un partido. Este tipo de análisis, generado a partir de los datos recopilados por el sistema, permite evaluar de manera detallada el rendimiento de los jugadores, optimizar las estrategias de entrenamiento y mejorar la gestión táctica durante los encuentros deportivos.



Figura 4.2: Visualización movimiento de un jugador

4.4. Cobertura y Estabilidad de la Red

El análisis de la conectividad Wi-Fi en el campo de rugby permitió evaluar la calidad y estabilidad de la señal en distintas áreas, utilizando un punto de acceso configurado bajo el estándar 802.11b. Los resultados muestran que más del 90 % de la superficie del campo dispone de una conectividad estable, lo cual es crucial para garantizar la transmisión continua de datos desde los nodos al sistema central.

En la Figura 4.3, se presenta un mapa de calor que ilustra la intensidad de la señal Wi-Fi en diferentes zonas del campo. Las áreas centrales muestran una intensidad óptima de señal, lo que asegura una conexión excelente y muy estable. Sin embargo, se identificaron ciertas limitaciones en las esquinas del campo, donde la intensidad de la señal disminuye, resultando en una conexión moderada y menos estable.

Para mitigar los efectos de la inestabilidad en zonas con menor intensidad de señal, el sistema implementa una transmisión diferida basada en un buffer. Este enfoque permite almacenar temporalmente los datos capturados por los nodos y enviarlos en cuanto se restablece la conexión, evitando así la pérdida de información crítica. Este diseño asegura que incluso en las áreas con menor conectividad, los datos sean registrados y transmitidos de manera confiable al servidor central.

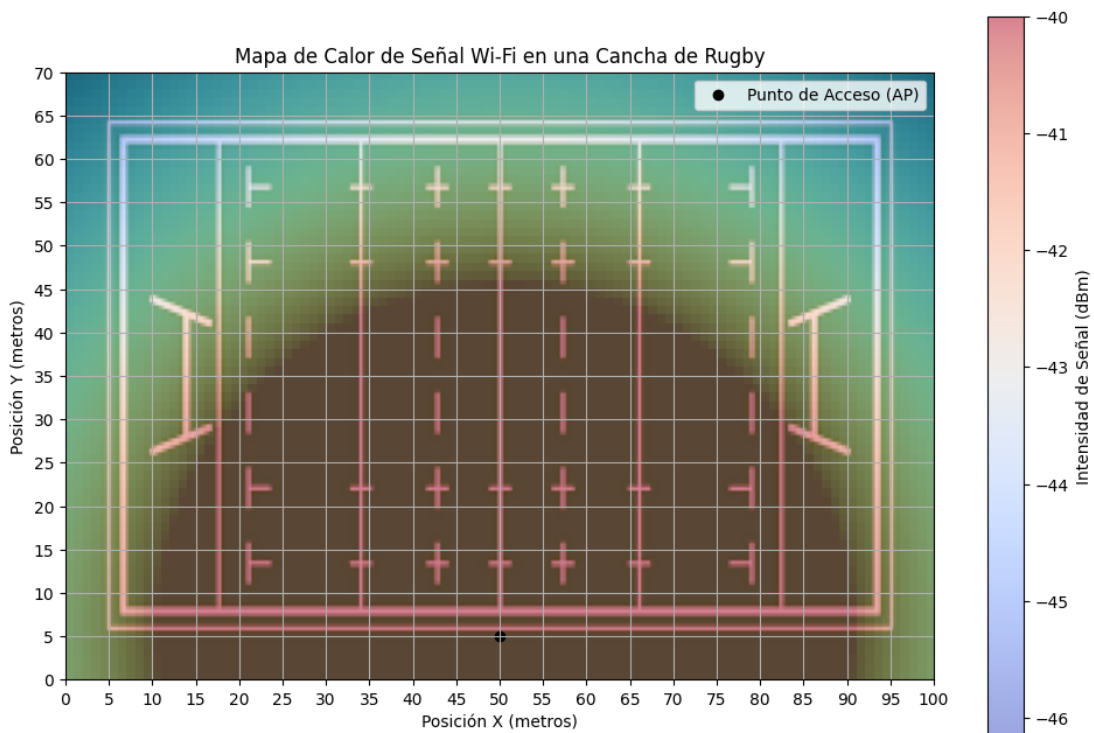


Figura 4.3: Mapa de calor rango Wi-Fi 802.11b

4.5. Visualización y Procesamiento de Datos

El sistema desarrollado fue integrado con Azure IoT, una plataforma que permitió la transmisión y visualización de datos en tiempo real, facilitando el análisis detallado del desempeño de los jugadores en el campo. Los datos enviados desde los nodos hacia Azure incluían información clave como latitud, longitud, velocidad, aceleración, trayectorias y mapas de calor, esenciales para evaluar el rendimiento físico y táctico de

4.6. Consumo Energético y Autonomía

Las pruebas realizadas mostraron un consumo promedio de 150 mA durante la operación estándar del sistema. Este valor incluye tanto el funcionamiento del módulo GPS NEO-6M como la ESP32 en la transmisión de datos hacia la unidad central. A pesar de la exigencia de capturar y procesar datos en tiempo real, el sistema demostró ser capaz de operar de manera eficiente, con un impacto mínimo en la duración de la batería.

La autonomía del sistema alcanzó las 2 horas de uso continuo, lo cual es suficiente para cubrir la duración promedio de partidos de rugby y sesiones de entrenamiento. Este tiempo de operación se obtuvo utilizando una batería de 7800 mAh, que garantizó un suministro estable de energía incluso durante picos de consumo en los momentos de transmisión de datos.

En la Figura 4.5, se presenta un gráfico que detalla el consumo de energía por medición. Las variaciones observadas reflejan el impacto de diferentes procesos, como la adquisición de datos del GPS, el procesamiento en la ESP32 y la transmisión de información hacia el servidor en la nube. A pesar de estas variaciones, el consumo general se mantuvo dentro de los valores esperados, confirmando la estabilidad y eficiencia del sistema.

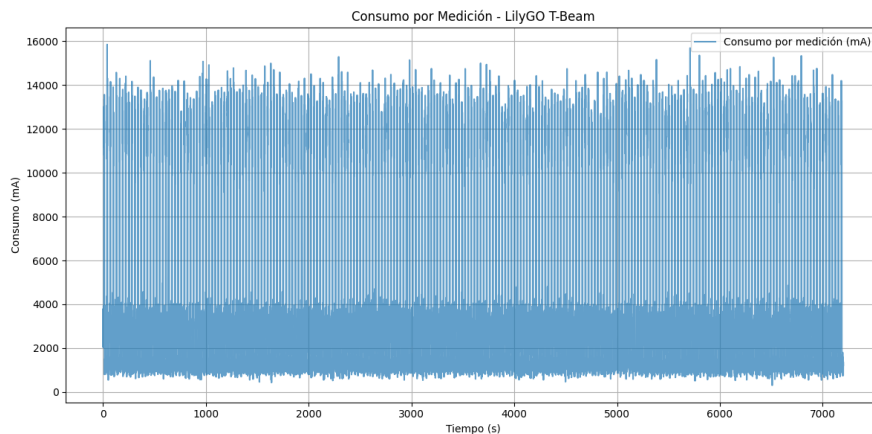


Figura 4.5: Relación del Consumo de energía versus la medición temporal

Por otro lado, la Figura 4.6 muestra el consumo total acumulado a lo largo de 2 ho-

CAPÍTULO 4 : RESULTADOS

ras de uso continuo, comparado con la capacidad de la batería. El gráfico evidencia que el sistema puede operar sin interrupciones durante este período, agotando aproximadamente el 95 % de la capacidad total de la batería. Esto indica que la configuración actual es adecuada para escenarios estándar, pero podría requerir ajustes en aplicaciones que demanden una operación más prolongada.

- **Consumo promedio:** 150 mA durante la operación estándar.
- **Autonomía:** Hasta 2 horas de uso continuo , suficiente para cubrir sesiones de entrenamiento y partidos.

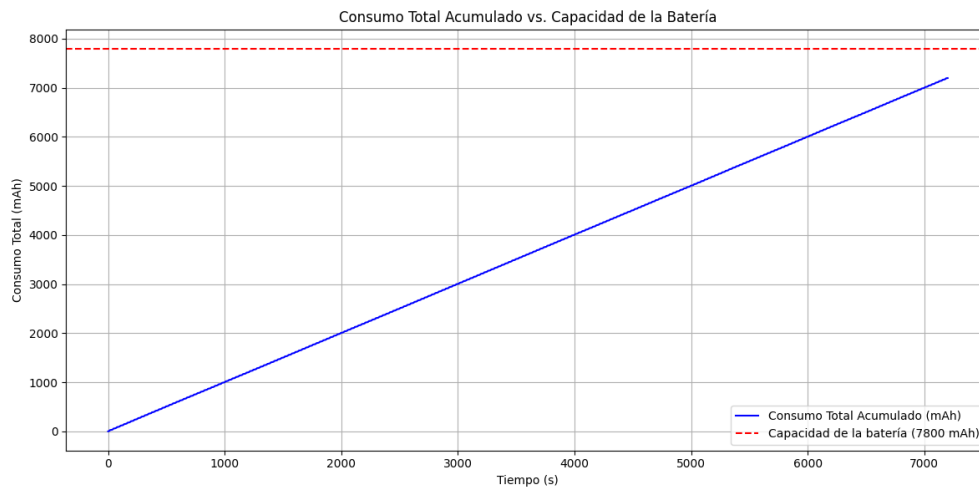


Figura 4.6: Consumo total en 2 horas de uso

5. Conclusiones y Trabajos Futuros

5.1. Conclusiones

El presente trabajo logró cumplir con los objetivos planteados. Se implementó con éxito un sistema innovador para el control de rendimiento de jugadores de rugby, utilizando tecnologías de captura de datos GPS y transmisión en tiempo real a través de la nube. La integración de la tarjeta LilyGO T-Beam con GPS NEO-6M ha resultado en un sistema portátil y eficiente, capaz de capturar y transmitir datos clave sobre la posición y el desempeño físico de los jugadores. Esto ha contribuido significativamente a la optimización de los entrenamientos y a la planificación estratégica del equipo técnico.

El sistema implementado demostró un desempeño sobresaliente en la captura de datos de posición, velocidad y aceleración, operando de manera continua durante entrenamientos y partidos simulados. La estabilidad de la transmisión de datos y la capacidad de almacenamiento temporal fueron cruciales para asegurar la conservación de información crítica, incluso en escenarios de desconexión. La integración con la plataforma Azure IoT facilitó la visualización en tiempo real, lo que permitió ajustes inmediatos en la carga de trabajo y la identificación de signos de fatiga, optimizando el rendimiento de los jugadores. Además, el análisis de trayectorias y zonas de actividad mediante mapas de calor ha permitido personalizar la planificación táctica, destacando patrones de movimiento específicos para cada posición.

5.2. Trabajo Futuro

El desarrollo de este proyecto, permitió identificar futuras líneas de mejoras, las cuales son descritas a continuación:

- Ampliación a otros deportes: Extender el sistema para su uso en otros deportes que requieran un análisis detallado del rendimiento físico.
- Mejoras en precisión: Aumentar la precisión de los sensores de captura de datos

CAPÍTULO 5 : CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

para ofrecer una mayor exactitud en el monitoreo de las métricas de rendimiento.

- **Optimización energética:** Desarrollar estrategias adicionales para mejorar aún más la eficiencia energética del dispositivo, extendiendo su autonomía durante entrenamientos y partidos.
- **Análisis predictivo:** Implementar funciones avanzadas de análisis predictivo con inteligencia artificial para anticipar el desempeño de los jugadores y prevenir posibles lesiones.
- **Interfaz de usuario:** Mejorar la interfaz de usuario de la plataforma de visualización en la nube para facilitar el acceso y comprensión de los datos por parte del equipo técnico.

Referencias

- [1] Nic James, Stephen Mellalieu, and Nicholas Jones. The development of position-specific performance indicators in professional rugby union. *Journal of sports sciences*, 23(1):63–72, 2005.
- [2] R Vivian, R Mullen, and MD Hughes. Performance profiles at league, european cup and international levels of male rugby union players, with specific reference to flankers, number 8s and number 9s. In *Fifth World Congress of Performance Analysis of Sport*, pages 137–143, 2001.
- [3] P Hunter and P O’Donoghue. A match analysis of the 1999 rugby union world cup. In *Books of abstracts Fifth World Congress of performance analysis in sports*, pages 85–90, 2001.
- [4] Stephen D Mellalieu, Sheldon Hanton, and Michael O’brien. The effects of goal setting on rugby performance. *Journal of Applied Behavior Analysis*, 39(2):257–261, 2006.
- [5] M Hughes, S-M Cooper, and A Nevill. Analysis procedures for non-parametric data from performance analysis. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 2(1):6–20, 2002.
- [6] Partha Pratim Ray. Internet of things for sports (iotsport): An architectural framework for sports and recreational activity. *Proceeding of IEEE EESCO, Vizag*, pages 79–83, 2015.
- [7] Manju Rana and Vikas Mittal. Wearable sensors for real-time kinematics analysis in sports: A review. *IEEE Sensors Journal*, 21(2):1187–1207, 2020.
- [8] Nicholas Dalton-Barron, Sarah Whitehead, Gregory Roe, Cloe Cummins, Clive Beggs, and Ben Jones. Time to embrace the complexity when analysing gps

- data? a systematic review of contextual factors on match running in rugby league. *Journal of sports sciences*, 38(10):1161–1180, 2020.
- [9] Luca Catarinucci, Danilo De Donno, Luca Mainetti, Luca Palano, Luigi Patrono, Maria Laura Stefanizzi, and Luciano Tarricone. An iot-aware architecture for smart healthcare systems. *IEEE internet of things journal*, 2(6):515–526, 2015.
- [10] Zhiling Chen and Xinghong Dai. Utilizing ai and iot technologies for identifying risk factors in sports. *Heliyon*, 2024.
- [11] Laura Andrea Fava, Diego Gastón Vilches Antão, Alejandro Ferrareso, Ezequiel Boccalari, and Francisco Javier Díaz. Inteligencia y tecnologías aplicadas al deporte de alto rendimiento. In *XXII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación (WICC 2020, El Calafate, Santa Cruz)*, 2020.
- [12] Nader Chmait and Hans Westerbeek. Artificial intelligence and machine learning in sport research: An introduction for non-data scientists. *Frontiers in sports and active living*, 3:682287, 2021.
- [13] José Ramón Sanabria Navarro, William Niebles Núñez, and Yahilina Silveira Pérez. Análisis bibliométrico de la inteligencia artificial en el deporte. *Retos: nuevas tendencias en educación física, deporte y recreación*, (54):312–319, 2024.
- [14] Yichan Zhang, Wentao Duan, Lizelle E Villanueva, and Sheng Chen. Transforming sports training through the integration of internet technology and artificial intelligence. *Soft Computing*, 27(20):15409–15423, 2023.
- [15] Juan Sebastián Caballero Santafe and Henry Eduardo Núñez Lázaro. Tecnologías emergentes aplicadas en el deporte1. *Ingeniería e Innovación*, 12(2), 2024.
- [16] Miguel A Gómez Ruano. La importancia del análisis notacional como tópico emergente en ciencias del deporte. *RICYDE. Revista Internacional de Ciencias del Deporte*, 13(47):1–4, 2017.

- [17] Hanna Sigurdson and Jonathan H Chan. Machine learning applications to sports injury: A review. *icSPORTS*, 2021:157–168, 2021.
- [18] Hans Van Eetvelde, Luciana D Mendonça, Christophe Ley, Romain Seil, and Thomas Tischer. Machine learning methods in sport injury prediction and prevention: a systematic review. *Journal of experimental orthopaedics*, 8:1–15, 2021.
- [19] Christopher Leckey, Nicol van Dyk, Cailbhe Doherty, Aonghus Lawlor, and Eamonn Delahunty. Machine learning approaches to injury risk prediction in sport: a scoping review with evidence synthesis. *British Journal of Sports Medicine*, 2024.
- [20] Robin Owen, Julian A Owen, and Seren L Evans. Artificial intelligence for sport injury prediction. In *Artificial Intelligence in Sports, Movement, and Health*, pages 69–79. Springer, 2024.
- [21] Xiaohong Ye, Yuanqi Huang, Zhanshuang Bai, and Yukun Wang. A novel approach for sports injury risk prediction: based on time-series image encoding and deep learning. *Frontiers in Physiology*, 14:1174525, 2023.
- [22] Carmina Liana Musat, Claudiu Mereuta, Aurel Nechita, Dana Tutunaru, Andreea Elena Voipan, Daniel Voipan, Elena Mereuta, Tudor Vladimir Gurau, Gabriela Gurău, and Luiza Camelia Nechita. Diagnostic applications of ai in sports: A comprehensive review of injury risk prediction methods. *Diagnostics*, 14(22):2516, 2024.
- [23] Christopher Todd, Anna Palczewska, and Dan Weaving. Injury risk prediction in rugby league players with training volume data and machine learning. In *UK Workshop on Computational Intelligence*, pages 192–203. Springer, 2022.
- [24] Monami Nishio, Naoki Nonaka, Ryo Fujihira, Hidetaka Murakami, Takuya Tajima, Mutsuo Yamada, Akira Maeda, and Jun Seita. Objective detection of high-risk tackle in rugby by combination of pose estimation and machine learning. In

JSAI International Symposium on Artificial Intelligence, pages 215–228. Springer, 2022.

- [25] Alfred Amendolara, Devin Pfister, Marina Settelmayer, Mujtaba Shah, Veronica Wu, Sean Donnelly, Brooke Johnston, Race Peterson, David Sant, John Kriak, et al. An overview of machine learning applications in sports injury prediction. *Cureus*, 15(9), 2023.