



**Universidad  
Zaragoza**

## Trabajo Fin de Grado

Diseño e implementación de una arquitectura para la  
integración de datos de dispositivos wearables Samsung y  
Garmin.

Design and Implementation of an Architecture for the Integration of  
Samsung and Garmin Wearable Data.

Autor/es:

Lucía Olmos Ortega

Director/es:

Raquel Trillo Lado

Laura Po

Martina Casari

ESCUELA DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA

2024-2025

Repositorio de la Universidad de Zaragoza – Zaguan

<http://zaguan.unizar.es>

# Índice

<b>1. Introducción</b>	<b>2</b>
1.1. Contexto . . . . .	2
1.2. Objetivos . . . . .	3
1.3. Alcance . . . . .	3
<b>2. Metodología</b>	<b>6</b>
2.1. Problemas y desafíos . . . . .	6
2.1.1. SAMSUNG . . . . .	6
2.1.2. GARMIN . . . . .	7
2.2. Propuesta de solución . . . . .	9
2.2.1. SAMSUNG . . . . .	9
2.2.2. GARMIN . . . . .	9
2.3. Análisis de los estándares para la representación de datos médicos para lograr la interoperabilidad . . . . .	9
2.3.1. LOINC - Logical Observation Identifiers Names and Codes . . .	9
2.3.2. SNOMED CT - Systematized Nomenclature of Medicine - Clini- cal Terms . . . . .	10
2.3.3. HL7 FHIR - Fast Healthcare Interoperability Resources . . . . .	10
2.3.4. OMH - OpenMHealth Schemas . . . . .	10
2.3.5. W3C SSN/SOSA - Semantic Sensor Network / Sensor, Observa- tion, Sample, and Actuator . . . . .	10
2.3.6. SAREF/SAREF4health - Smart Applications REference ontology	10
2.3.7. Conclusion . . . . .	11
2.4. Análisis de los datos . . . . .	11
2.4.1. GARMIN . . . . .	11
2.5. Implementación . . . . .	12
2.5.1. Consideraciones sobre el Esquema de la Base de Datos . . . . .	12
2.5.2. Tecnologías empleadas . . . . .	14

# 1. Introducción

## 1.1. Contexto

En la actualidad, el mercado de dispositivos wearables, como relojes inteligentes y pulseiras de actividad, experimenta un crecimiento constante. Según datos de la International Data Corporation (IDC) Ubrani, s.f., su adopción se ha generalizado, impulsada por la capacidad de monitorizar una amplia gama de métricas de salud y bienestar, como la frecuencia cardíaca, el recuento de pasos diarios, la calidad del sueño y el gasto calórico Ubrani, s.f. Esta capacidad de recopilación de datos en tiempo real ha posicionado a estos dispositivos como herramientas valiosas no solo para los usuarios individuales, sino también para profesionales de la salud, investigadores y empresas del sector tecnológico **ConsumerHealthWearables**.

Sin embargo, la proliferación de plataformas independientes desarrolladas por las distintas marcas de wearables, como Samsung y Garmin, ha generado una fragmentación de los datos y una notable falta de interoperabilidad Serpush et al., 2022. Esta situación dificulta la estandarización y la integración de la información proveniente de múltiples fuentes, lo que limita la capacidad de los usuarios y profesionales para obtener una visión holística y unificada de la salud y la actividad física.

Por lo tanto, la integración de datos de wearables emerge como un desafío técnico significativo. El desarrollo e implementación de una arquitectura robusta que permita consolidar y unificar la información procedente de dispositivos de diferentes fabricantes no solo mejoraría la experiencia del usuario al ofrecer una visión integral de sus datos, sino que también facilitaría el acceso y análisis de esta información por parte de los profesionales de la salud. Esto les permitiría obtener una comprensión más completa y precisa del estado de salud y los patrones de actividad física de sus pacientes o usuarios, abriendo la puerta a intervenciones más informadas y personalizadas.

Esto es especialmente importante en proyectos como LivelyAgeing, con el que colaboramos para la realización de este proyecto. En este contexto, una visión completa y precisa de la salud y la actividad física de las personas mayores es fundamental para diseñar intervenciones personalizadas y basadas en datos que mejoren significativamente su calidad de vida.

## 1.2. Objetivos

El objetivo de este trabajo es diseñar e implementar una arquitectura que permita la integración de datos procedentes de dispositivos wearables de las marcas Samsung y Garmin. Esta solución abordará los desafíos técnicos asociados a la falta de estandarización entre plataformas, facilitando el acceso y consolidación de información en un único sistema.

En el contexto del proyecto LivelyAgeing, esta arquitectura permitirá a profesionales y investigadores obtener una visión unificada y precisa de la salud y actividad física de las personas mayores, apoyando así intervenciones personalizadas y basadas en datos para mejorar su calidad de vida.

## 1.3. Alcance

El presente estudio se limita a tres modelos específicos de wearables, cuyas características técnicas se detallan a continuación.

El Samsung Galaxy Watch 4 opera mediante BLE y Wear OS, incorporando sensores como acelerómetro, giroscopio, monitor de frecuencia cardíaca óptica (PPG) y bioimpedancia (BIA). Este dispositivo mide frecuencia cardíaca, patrones de sueño (incluyendo fases), actividad física (pasos, distancia, calorías) y composición corporal (masa muscular, grasa corporal). Su principal limitación radica en su incompatibilidad con iOS, requiriendo un dispositivo Android para su sincronización a través de Samsung Health. García, 2024

Por su parte, el Garmin Forerunner 55 incluye GPS, acelerómetro, frecuencia cardíaca óptica (Elevate v4) y termómetro. Sus métricas principales abarcan frecuencia cardíaca, VO<sub>2</sub> máx. estimado, niveles de estrés, sueño (sin análisis de fases avanzadas) y métricas específicas para carrera (ritmo, cadencia). Como limitación destacable, carece de pulsómetro de muñeca avanzado, lo que reduce su precisión durante ejercicios de alta intensidad. Garmin, 2025a

El Garmin Venu Sq 2 cuenta con sensores PPG para frecuencia cardíaca, SpO<sub>2</sub> y acelerómetro. Proporciona datos sobre frecuencia cardíaca, oxigenación sanguínea (SpO<sub>2</sub>), sueño (con análisis de respiración), niveles de estrés e hidratación (mediante recordatorios). Garmin, 2025b

Quedan expresamente excluidos del estudio todos los dispositivos que no sean los modelos especificados, así como los datos procedentes de aplicaciones no especificadas.

En cuanto a plataformas y compatibilidad, el Samsung Galaxy Watch 4 requiere Android (versión mínima 8.0) junto con la aplicación Samsung Health, Los modelos Garmin son compatibles tanto con iOS como Android. En este particular caso, serán vinculados a un teléfono iOS.

### **Comparativa de las características .**

Esta tabla compara las funcionalidades clave de tres wearables a considerar en esta investigación: el **Samsung Galaxy Watch 4** , el **Garmin Forerunner 55** y el **Garmin Venu Sq 2**.

<b>Características</b>	<b>Samsung G.W 4</b>	<b>Garmin Forerunner 55'</b>	<b>Garmin Venu Sq 2</b>
FC muñeca	✓	✓	✓
FC reposo	✓	✓	✓
Estrés Diario	✓	✓	✓
Dormir	✓	✓	✓
Hidratación	×	×	✓
Salud Mujer	✓	✓	✓
GPS	✓	✓	✓
GLONASS	✓	✓	✓
GALILEO	✓	✓	✓
ACELERÓMETRO	✓	✓	✓
Actividades	✓	✓	✓
Contador pasos	✓	✓	✓
Calorías quemadas	✓	✓	✓
Distancia recorrida	✓	✓	✓
Minutos intensidad	✓	✓	✓
Frecuencia Respiratoria	×	✓	✓
Termómetro	×	×	×
Sensor de luz ambiental	✓	×	✓
VO <sub>2</sub> MAX	✓	✓	✓
¡Resistencia agua (ATM)	5ATM	5ATM	5ATM
ECG	✓	×	×
Comunicación	Bluetooth/LTE**	Bluetooth	Bluetooth
Compatibilidad	Android	Android/iOS	Android/iOS

**Tabla 1.0.** Comparación de características técnicas.

## 2. Metodología

### 2.1. Problemas y desafíos

#### 2.1.1. SAMSUNG

El acceso a los datos de los wearables Samsung, es posible mediante su SDK oficial. Sin embargo, el uso de este requiere una asociación con Samsung para el desarrollo de la aplicación Android en la que solo son considerados empleados de empresa y no estudiantes. "Below are the requirements to be considered for partnership approval: Must be a company employee. **Students** or individuals who represent themselves do **not qualify**." Samsung, 2025

#### Soluciones alternativas exploradas y sus limitaciones

La API de Fitbit destaca como solución óptima para integración de datos por su accesibilidad abierta y gratuita, a diferencia de las APIs restringidas de Garmin y Samsung. Su implementación con OAuth 2.0 y generosas cuotas (150 llamadas/hora) la hace ideal para desarrollo e investigación. Proporciona datos críticos en formato JSON estandarizado: sueño (incluyendo fases), actividad continua (pasos, calorías) y bioindicadores (frecuencia cardíaca, SpO<sub>2</sub>), tanto en tiempo real como históricos. Su interoperabilidad con plataformas como Google Fit mediante webhooks añade flexibilidad. Aunque presenta limitaciones en métricas avanzadas (VO<sub>2</sub> max, hidratación), su equilibrio entre accesibilidad, cobertura de datos y coste cero la convierte en la opción más viable para prototipado.

Por lo que, debido a las características que ofrece la API de Fitbit, se ha buscado una solución que use esta tecnología.

#### Opción A: Integración vía Fitbit

**Flujo de datos:** Samsung Health → Health Connect → Fitbit App → Fitbit Web API

Esta aproximación requiere que Health Connect esté instalado en el dispositivo Android, con la sincronización activa entre Samsung Health y Health Connect, además de la Fitbit App configurada para leer estos datos. Además requiere que durante la configuración inicial se tenga insertada una tarjeta SIM para verificación regional.

La opción presenta las siguientes limitaciones: no sincroniza datos de actividad de los wearables (solo datos móviles), es incompatible con Wear OS, y depende críticamente de

la correcta configuración manual por parte del usuario.

### **2.1.2. GARMIN**

El acceso a los datos de los wearables Garmin presenta limitaciones técnicas. Aunque la compañía ofrece tanto una API en la nube (Garmin Connect API) como un SDK para aplicaciones móviles, ambas soluciones están restringidas a desarrolladores comerciales aprobados, requiriendo frecuentemente pedidos mínimos de dispositivos. Esta barrera de acceso las hace inviables para proyectos donde se necesitan soluciones abiertas y escalables. //No sé si documentar que empecé a implementarlo

#### **Soluciones alternativas exploradas y sus limitaciones .**

Ante estas restricciones, exploré varias alternativas de integración indirecta. Algunas de ellas incluyen la redirección de la información a la app de Fitbit por las razones dadas en el apartado anterior. 2.1.1

#### **Opción A: Integración vía Fitbit .**

**Flujo de datos:** Garmin → Health Sync → Fitbit App → Fitbit Web API

Health Sync es una aplicación diseñada para sincronizar y consolidar datos de salud y actividad física desde múltiples dispositivos y aplicaciones en un único lugar. Sin embargo, al ser una aplicación de pago, esta opción fue descartada.

#### **Opción B: Integración vía Google Fit .**

**Flujo de datos:** Garmin → SyncMyTracks → Google Fit → Fitbit Web API

SyncMyTracks permite la sincronización entre Garmin Connect y Google Fit, ofreciendo una solución sencilla y efectiva con la posibilidad de definir la frecuencia de sincronización. Aunque técnicamente viable, esta opción queda descartada por su incompatibilidad con iOS y las limitaciones de su versión gratuita, que solo permite exportar las últimas 40 actividades.

#### **Opción C: Integración vía Strava .**

**Flujo de datos:** Garmin → Strava API

La tercera opción evaluada fue descartada por su enfoque exclusivo en métricas deportivas. Strava no recoge datos esenciales para nuestro contexto, como parámetros de salud general



(sueño, oxigenación sanguínea) o actividades cotidianas (pasos, movilidad básica), que son cruciales para el análisis del bienestar en personas mayores.

#### **Opción D: Integración vía USB .**

**Flujo de datos:** Reloj Garmin → PC

Aunque acceder a los datos es viable a través de los archivos .FIT, esta opción fue descartada por la imposibilidad de automatización al depender del dispositivo en físico, el acceso únicamente a datos históricos (no en tiempo real) y el requerimiento de intervención manual continua.

#### **Opción E: Exportación Automatizada desde Garmin Connect .**

**Flujo de datos:** Garmin Connect Web → Scraping → CSV/TCX → Procesamiento Local

El uso de un script periódico como Cron en Linux y Selenium para simular la interacción con la interfaz web de Garmin Connect, facilitaría la descarga automatizada de las métricas en formatos estandar. Sin embargo, la dependencia de las estructura HTML/JS de Garmin Connect, la adaptación a las modificaciones en la UI y sobre todo la prohibición explícita del scraping en los Términos de Servicio de Garmin, descartan esta opción.

#### **Opción F: Sincronización con Herramientas de Terceros .**

**Flujo de datos:** Garmin Connect → GarminDB → Base de Datos Local

GarminDB ofrece la ventaja de exportar los datos a una base SQLite local con soporte para métricas avanzadas de salud, pero su dependencia del mantenimiento comunitario la hacen poco fiable para implementaciones a largo plazo.

Este análisis muestra una situación fragmentada donde ninguna solución presentada cumple con los requisitos del proyecto: accesibilidad sin restricciones comerciales, cobertura completa de métricas relevantes para salud, y compatibilidad multiplataforma. La imposibilidad de utilizar herramientas estándar destaca la necesidad de desarrollar una solución adaptada, particularmente en el contexto de investigación en salud.

## **2.2. Propuesta de solución**

### **2.2.1. SAMSUNG**

La opción A presenta limitaciones nombradas en la sección anterior 2.1.1. Sin embargo, se ha seleccionado por ser una opción viable, con una API abierta y gratuita (Fitbit Web API), que evita el desarrollo de aplicaciones nativas y proporciona compatibilidad con la mayoría de dispositivos Android. Cubriendo las métricas básicas necesarias para este proyecto, pese a los riesgos asociados a la cadena de sincronización.

### **2.2.2. GARMIN**

La opción F presenta limitaciones de soporte a largo plazo. Por otro lado, es una opción que permite obtener todos los datos generados por el wearable de forma periódica y redirigirlos de forma automática a la Base de datos. Cumpliendo los requisitos asociados a este proyecto.

## **2.3. Análisis de los estándares para la representación de datos médicos para lograr la interoperabilidad**

Uno de los principales obstáculos para la integración de los datos procedentes de distintos wearables es la falta de estandarización. Esto genera problemas de interoperabilidad tanto sintáctica (formatos de datos) como semántica (significado de los datos).

Para garantizar la fiabilidad, comparabilidad y correcta interpretación de estos datos en un contexto clínico o de investigación, es necesario adoptar modelos de representación comunes basados en estándares reconocidos. Este apartado presenta un análisis comparativo de las principales ontologías y estándares en el dominio de los datos de salud y monitorización.

### **2.3.1. LOINC - Logical Observation Identifiers Names and Codes**

Estándar universal para la codificación de observaciones clínicas y de laboratorio. Esencial para identificar de forma unívoca qué se ha medido (p. ej., frecuencia cardíaca, conteo de pasos).

### **2.3.2. SNOMED CT - Systematized Nomenclature of Medicine - Clinical Terms**

Ontología clínica exhaustiva que cubre una amplia gama de conceptos médicos (diagnósticos, procedimientos, hallazgos, etc.). Complementa a LOINC para añadir contexto clínico. of Medicine (NLM), 2025

### **2.3.3. HL7 FHIR - Fast Healthcare Interoperability Resources**

Estándar predominante para el intercambio electrónico de información sanitaria, basado en recursos modulares (ej. Patient, Device, Observation, DiagnosticReport). Utiliza formatos JSON/XML y requiere terminologías como LOINC/SNOMED CT para la semántica. HL7.org, 2023

### **2.3.4. OMH - OpenMHealth Schemas**

Conjunto de esquemas JSON modulares y simples, diseñados específicamente para datos de salud móviles y wearables (ej. omh\_blood\_pressure). Facilitan el intercambio de datos estandarizando estructura, campos (effective\_time\_frame, unit) y unidades. Open mHealth, 2025

### **2.3.5. W3C SSN/SOSA - Semantic Sensor Network / Sensor, Observation, Sample, and Actuator**

Ontologías estándar del W3C para modelar redes de sensores, observaciones, procedimientos de medición y actuadores en la web semántica. SSN extiende SOSA con detalles sobre sistemas y despliegues. Proporcionan una rica descripción semántica de la procedencia del dato. Haller et al., 2025

### **2.3.6. SAREF/SAREF4health - Smart Applications REference ontology**

Estándar ontológico europeo para la interoperabilidad en IoT, con una extensión específica para el dominio de la salud (SAREF4health). Se enfoca en la descripción semántica de dispositivos, mediciones (incluyendo series temporales como TimeSeriesMeasurement) y sus relaciones (hasTimestamp, hasUnit). Moreira et al., 2020

### **2.3.7. Conclusion**

Considerando los requisitos de integración con fines médicos y de salud, se va a considerar una estrategia híbrida.

Utilizando HL7 FHIR como el estándar primario para la representación e intercambio de datos clínicos. Utilizando códigos LOINC para identificar la medición y asegurando la conformidad con el formato JSON y la API RESTful de FHIR para la interoperabilidad con sistemas HIS (Health Information Systems)/EHR (Electronic Health Records).

....

## **2.4. Análisis de los datos**

Para este proyecto se considera relevante el análisis de la información extraíble de cada uno de los relojes. También la frecuencia y las características con las que se almacenan estos datos para una posible futura estimación de recursos en la aplicación real del proyecto.

### **2.4.1. GARMIN**

Los datos extraíbles de la marca Garmin se obtienen en un sistema que implementa una arquitectura de almacenamiento de datos estructurada en cinco bases de datos principales (Garmin, Garmin-activities, Garmin-monitoring, Garmin-summary y Summary). Estas bases de datos, en conjunto, contienen 28 tablas con tres metodologías de inserción distintas:

#### **Inserción Periódica Fija .**

Las tablas daily-summary, sleep , weeks-summary y years-summary generan registros diarios, semanales o anuales independientemente de la actividad del usuario.

Esto mantiene la continuidad temporal, pero puede contener registros vacíos durante períodos de inactividad.

#### **Inserción Dependiente de la Actividad .**

Las tablas device-info , resting-hr, stress , monitoring-hr (Garmin-monitoring) y days-summary (Garmin-summary) solo registran datos cuando existe nueva información.

Esto crea lagunas temporales durante la inactividad del dispositivo.

## **Inserción Activada por Eventos .**

Tablas basadas en la actividad (activities y activity-records en Garmin-activities) capturan eventos de ejercicio discretos.

Las tablas de monitorización fisiológica (monitoring-hr y monitoring-rr en Garmin-monitoring) registran datos minuto a minuto durante el uso activo.

## **Vulnerabilidades .**

Se identificaron vulnerabilidades críticas en el sistema:

- Pérdida de datos durante la desconexión de Bluetooth debido al almacenamiento lleno.
- La saturación de memoria se produjo a los 10-15 días de falta de sincronización mediante Bluetooth con el dispositivo.
- La desincronización del reloj previa a la conexión comprometió la precisión de las marcas de tiempo cuando el Bluetooth estaba apagado.

La arquitectura prioriza las métricas fisiológicas en tiempo real (FC, FR, estrés) al tiempo que mantiene resúmenes periódicos, pero exhibe limitaciones operativas significativas. La sincronización dependiente de Bluetooth y las limitaciones de almacenamiento local generan vacíos en el conjunto de datos. Las tablas dependientes de la actividad reflejan con precisión los patrones de uso, mientras que las tablas de inserción fija aseguran la estructura temporal, pero pueden contener registros nulos.

## **2.5. Implementación**

### **2.5.1. Consideraciones sobre el Esquema de la Base de Datos**

La elección de un esquema de base de datos adecuado para este proyecto es esencial para almacenar de forma eficiente la cantidad heterógena de datos procedente de los distintos wearables, con el fin de facilitar el análisis longitudinal de datos.

Se deben considerar las siguientes características:

- **Heterogeneidad:** Los datos provienen de dos plataformas distintas, Garmin y Samsung, con diferentes flujos de datos, formatos (JSON, XML...), granularidades (segundo a segundo, minuto a minuto, resúmenes diarios, por sesión) y definiciones

métricas.

- **Volumen:** Existen datos de series temporales de alta frecuencia como la frecuencia cardíaca. Estos datos pueden generar grandes volúmenes de datos rápidamente, lo que requiere soluciones de almacenamiento y consulta eficientes.
- **Análisis Longitudinal:** El objetivo principal es analizar cómo cambian las métricas y patrones a lo largo del tiempo. Esto requiere consultas eficientes que abarquen rangos de tiempo, calculen agregaciones temporales (promedios diarios/semanales), detecten tendencias y permitan comparar periodos.

### Modelos considerados

- **Modelos Relacionales SQL - e.g., PostgreSQL, MySQL, SQLite :** Organizan los datos en tablas con relaciones definidas. Este modelo ofrece garantías ACID para integridad de datos y permite consultas complejas mediante SQL, aunque puede volverse complejo con muchas tablas, tiene limitaciones en eficiencia para series temporales y presenta dificultades en el escalado horizontal.
- **Base de Datos de Series Temporales TSDB - e.g., InfluxDB, TimescaleDB:** Están diseñadas específicamente para manejar datos indexados por tiempo. El modelo está optimizado para ingesta rápida y consultas eficientes de datos temporales, con funciones nativas para agregaciones, downsampling y escalado horizontal, ideales para monitoreo en tiempo real. Sin embargo, son menos flexibles para relaciones no temporales, y consultas que combinen diferentes measurements o datos estáticos pueden ser menos eficientes que en bases SQL.
- **Base de Datos No SQL - e.g., MongoDB, Cassandra:** Modelos flexibles: en formato documento, almacenan registros diarios o de sesiones como JSON/BSON con metadatos y series temporales incrustadas, mientras que en columnas anchas organizan los datos por atributos, optimizando escrituras masivas y consultas por rangos temporales. Su principal ventaja es la escalabilidad horizontal y adaptabilidad a cambios en el esquema, aunque las consultas complejas o con agregaciones pueden ser menos eficientes que en SQL.

## Modelo elegido

Considerando la necesidad de almacenar datos estructurados (por ejemplo, perfiles), datos de sesión (como resúmenes de actividad, resúmenes de sueño) y grandes volúmenes de datos de series temporales, así como la necesidad de análisis, se ha optado por un enfoque híbrido: una base de datos relacional con capacidades mejoradas para series temporales, TimeScaleDB.

Esta combinación mantiene la robustez, la integridad transaccional (ACID) y la potencia de consulta de SQL de PostgreSQL para manejar los metadatos, perfiles de participantes y relaciones complejas. Al mismo tiempo, TimescaleDB optimiza el almacenamiento y la consulta de los datos de series temporales (haciendo uso de hypertables) mediante particionamiento automático por tiempo, compresión eficiente y funciones SQL especializadas para análisis temporal.

## Consideraciones adicionales

- **Indexación:**
- **Particionamiento:**
- **Backup y Recuperación:**
- **Seguridad y Privacidad:** Dado que se manejan datos sensibles de salud, se deben implementar medidas de seguridad estrictas (control de acceso, cifrado en reposo y en tránsito) y asegurar el cumplimiento de las normativas de protección de datos aplicables. La anonimización o pseudoanonimización del id del usuario es un requisito básico.

### 2.5.2. Tecnologías empleadas

## Referencias

- García, J. (2024). *Samsung Galaxy Watch 4, análisis: la vuelta a Wear OS le sienta de escándalo al nuevo smartwatch de Samsung* [Consultado el 24 de marzo de 2025]. Xataka. <https://www.xataka.com/analisis/samsung-galaxy-watch-4-analisis-caracteristicas-precio-especificaciones>
- Garmin. (2025a). *Garmin Forerunner 55* [Consultado el 24 de marzo de 2025]. Garmin. <https://www.garmin.com/en-US/p/741137#specs>

- Garmin. (2025b). *Garmin Venu Sq 2* [Consultado el 24 de marzo de 2025]. Garmin. <https://www.garmin.com/en-US/p/801643#specs>
- Haller, A., Janowicz, K., Cox, S., Le Phuoc, D., Taylor, K., & Lefrançois, M. (2025). *Semantic Sensor Network Ontology* [Consultado el 16 de abril de 2025]. W3C. <https://www.w3.org/TR/vocab-ssn/#Observations-overview>
- HL7.org. (2023). *FHIR (Fast Healthcare Interoperability Resources) Specification* [Consultado el 16 de abril de 2025]. HL7.org. <https://www.hl7.org/fhir/overview.html>
- Moreira, J., Pires, L. F., van Sinderen, M., Daniele, L., & Girod-Genet, M. (2020). SA-REF4health: Towards IoT standard-based ontology-driven cardiac e-health systems. *Applied Ontology*. <https://doi.org/10.3233/AO-200232>
- of Medicine (NLM), N. L. (2025). *SNOMED CT* [Consultado el 16 de abril de 2025]. NLM Customer Service. <https://bioportal.bioontology.org/ontologies/SNOMEDCT?p=summary>
- Open mHealth. (2025). *Open mHealth* [Consultado el 16 de abril de 2025]. Open mHealth. <https://www.openmhealth.org/documentation/#/schema-docs/overview>
- Samsung. (2025). *Partnership Request Form — Samsung Health Data SDK* [Consultado el 24 de abril de 2025]. Android. <https://developer.samsung.com/health>
- Serpush, F., Menhaj, M. B., Masoumi, B., & Karasfi, B. (2022). Wearable Sensor-Based Human Activity Recognition in the Smart Healthcare System. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 1391906. <https://doi.org/10.1155/2022/1391906>
- Ubrani, J. (s.f.). *Wearables Market Continues to Grow Amid Shifts in Consumer Preferences* [Consultado el 07 de mayo de 2025]. IDC. <https://www.idc.com/promo/wearablevendor/>