

Artificial Intelligence and IoT to Optimize Remote Patient Monitoring in Telemedicine: A Systematic Review

Fernández Ramírez, Jesús Omar¹, Sanchez Perez, Jonathan Martin²
Ibáñez Estrella, José Luis³, Rueda Ñopo, Melisa Isabel⁴

¹Universidad Tecnológica del Perú, Lima- Perú, u19314132@utp.edu.pe

²Universidad Tecnológica del Perú, Lima- Perú, u21212158@utp.edu.pe

³Universidad Tecnológica del Perú, Lima -Perú, c31477@utp.edu.pe

⁴Universidad Tecnológica del Perú, Lima- Perú, c18750@utp.edu.pe

Abstract – This systematic review aimed to identify the advances, limitations, and potential of implementing Artificial Intelligence (AI) and the Internet of Things (IoT) in remote patient monitoring through telemedicine. The PICOC methodology was used to structure the research question and the PRISMA method to ensure a rigorous and transparent process in the selection of studies. The search was conducted in three scientific databases: Scopus, Web of Science, and IEEE Xplore, considering publications between 2020 and 2025. A total of 256 articles were retrieved, of which 80 met the inclusion criteria and were analyzed in depth. The studies showed advances such as monitoring automation, greater diagnostic accuracy, expanded coverage in remote areas, and improved treatment adherence. The most common technologies included biomedical sensors, wearable devices, cloud or edge processing, and machine learning models. However, challenges such as a lack of clinical validation, a lack of standardization, and technological access gaps persist. Together, the integration of AI and IoT offers significant potential to improve remote healthcare in a sustainable and contextualized way.

Keywords: Telemedicine, patients, remote healthcare, artificial intelligence, IoT

Inteligencia Artificial e IoT para Optimizar el Monitoreo Remoto de Pacientes en Telemedicina: Revisión Sistemática

Fernández Ramírez, Jesús Omar¹, Sanchez Perez, Jonathan Martin²
Ibáñez Estrella, José Luis³, Rueda Ñopo, Melisa Isabel⁴

¹Universidad Tecnológica del Perú, Lima- Perú, u19314132@utp.edu.pe

²Universidad Tecnológica del Perú, Lima- Perú, u21212158@utp.edu.pe

³Universidad Tecnológica del Perú, Lima -Perú, c31477@utp.edu.pe

⁴Universidad Tecnológica del Perú, Lima- Perú, c18750@utp.edu.pe

Resumen— Esta revisión sistemática tuvo como objetivo identificar los avances, limitaciones y el potencial de la implementación de la Inteligencia Artificial (IA) y el Internet de las Cosas (IoT) en el monitoreo remoto de pacientes mediante telemedicina. Se empleó la metodología PICOC para estructurar la pregunta de investigación y el método PRISMA para asegurar un proceso riguroso y transparente en la selección de estudios. La búsqueda se realizó en tres bases de datos científicas: Scopus, Web of Science e IEEE Xplore, considerando publicaciones entre 2020 y 2025. Se recuperaron 256 artículos, de los cuales 80 cumplieron con los criterios de inclusión y fueron analizados a profundidad. Los estudios mostraron avances como la automatización del monitoreo, mayor precisión diagnóstica, ampliación de cobertura en zonas remotas y mejora en la adherencia al tratamiento. Las tecnologías más comunes incluyeron sensores biomédicos, dispositivos portátiles, procesamiento en la nube o en el borde, y modelos de aprendizaje automático. Sin embargo, persisten desafíos como la falta de validación clínica, la ausencia de estandarización y las brechas de acceso tecnológico. En conjunto, la integración de IA e IoT ofrece un alto potencial para mejorar la atención médica remota de forma sostenible y contextualizada.

Palabras clave: Telemedicina, pacientes, atención médica remota, inteligencia artificial, IoT

I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, el uso de la Inteligencia Artificial (IA), el Internet de las Cosas (IoT) y la combinación de ambas tecnologías ha transformado la forma en que se realiza el monitoreo remoto de pacientes, especialmente en entornos de telemedicina. Estas herramientas permiten un monitoreo continuo, personalizado y en tiempo real del estado de salud de los pacientes, lo que contribuye a una atención médica más rápida, eficiente y segura [1], [2]. Diversos estudios respaldan su efectividad en situaciones como la detección de caídas en adultos mayores mediante sensores conectados a algoritmos inteligentes [3], así como en el seguimiento de enfermedades crónicas a través de sistemas que integran IA con dispositivos del Internet de las Cosas Médicas (IoMT) [6], [7]. A pesar de estos avances, aún existen desafíos importantes para su implementación a gran escala. Entre los más relevantes se encuentran la baja precisión de algunos modelos en presencia de datos desbalanceados, la falta de infraestructura tecnológica

en zonas rurales, la necesidad de desarrollar modelos de IA más comprensibles para los profesionales de la salud y la escasa integración entre distintas plataformas tecnológicas [4], [5], [8]. Estos factores siguen limitando el uso generalizado de estas soluciones en contextos médicos donde su aplicación podría marcar una gran diferencia. Aunque la integración de la Inteligencia Artificial (IA) y el Internet de las Cosas (IoT) en la atención médica ha demostrado beneficios en múltiples estudios, todavía existen barreras importantes que limitan su uso efectivo [6]. Uno de los principales problemas es que muchos de estos sistemas no explican claramente cómo llegan a sus resultados, lo que genera desconfianza en los profesionales de la salud [8]. En situaciones clínicas, es fundamental que las decisiones tecnológicas sean comprensibles y justificadas para que puedan ser aceptadas y utilizadas correctamente. Además, implementar estas tecnologías presenta desafíos técnicos como la falta de conexión a internet en zonas rurales, la incompatibilidad entre diferentes dispositivos médicos y la ausencia de reglas o formatos comunes que permitan su integración. Esto dificulta que estas soluciones lleguen a todos por igual y que se puedan aplicar en diferentes contextos [7], [4]. Por estas razones, se vuelve necesario estudiar de manera ordenada y detallada cómo se están utilizando actualmente la IA y el IoT en la telemedicina, con el objetivo de conocer su importancia en el sector de la salud. Esta Revisión Sistemática de la Literatura (RSL) tiene como finalidad analizar de forma crítica los avances y desafíos en la aplicación conjunta de IA e IoT en el monitoreo remoto de pacientes. Desde el ámbito científico, aporta al entendimiento actualizado de las tecnologías aplicadas a la salud. En el ámbito técnico, permite identificar modelos más eficientes. En el ámbito social, se enfoca en promover soluciones que favorezcan el acceso a servicios médicos de calidad en poblaciones vulnerables. Además, en el ámbito económico, esta RSL facilita la toma de decisiones para invertir en tecnologías que optimicen recursos sin comprometer la atención médica. Casos que se han dado de manera exitosa como el monitoreo personalizado para enfermedades crónicas [6] y arquitecturas IoMT con IA [7] demuestran el potencial de estas tecnologías cuando se aplican

correctamente. Explorar la aplicación conjunta de Inteligencia Artificial y dispositivos IoT para optimizar el monitoreo remoto de pacientes en telemedicina, identificando sus avances, limitaciones y potencial de implementación en contextos reales.

II. METODOLOGÍA

La Revisión Sistemática de Literatura (RSL) desarrollada en este estudio siguió un proceso estructurado con el fin de identificar los estudios científicos sobre el uso de Inteligencia Artificial (IA) y dispositivos del Internet de las Cosas (IoT) aplicados al monitoreo remoto de pacientes en telemedicina. Para definir el enfoque de la investigación se empleó la estrategia PICOT, como se evidencia en la Tabla 1. Utilizando únicamente tres de sus componentes: Población (P), Intervención (I) y Contexto (C). La Población está conformada por pacientes que son monitoreados de forma remota; la Intervención hace referencia a la aplicación de tecnologías como IA y dispositivos IoT; y el Contexto está dado por el entorno de la telemedicina y salud digital, donde estas tecnologías están siendo aplicadas. No se consideró el componente Resultados (O), ya que, al aplicar este campo en las búsquedas dentro de las bases de datos, se observó que los resultados se reducían significativamente, limitando la cantidad de estudios relevantes disponibles. Tampoco se utilizó el componente Comparación (C) debido a que este estudio no busca comparar tecnologías, sino describir y analizar su aplicación actual. Por ello, se optó por enfocarse en los elementos más representativos y amplios para el objetivo de esta revisión.

TABLA I
KEYWORDS POR CADA COMPONENTE PICO

Componente	Pregunta	Keywords
P = Población	¿Qué condiciones de salud presentan los pacientes que son monitoreados de forma remota mediante tecnologías en contextos de telemedicina?	telemedicine patients, remotely monitored patients, telehealth patients, remote health monitoring, remote patient monitoring, remote patients
I = Intervención	¿De qué manera se utiliza la IA, IOT y su combinación para el monitoreo remoto de pacientes?	artificial intelligence, machine learning, deep learning, predictive analytics, Internet of Things, IoT, wearable devices, biosensors, smart medical devices, IoT in healthcare
C = Comparación	¿Cómo se comparan los resultados del uso de IA, IoT o su combinación con los métodos tradicionales de monitoreo remoto o presencial?	traditional monitoring, manual monitoring, conventional methods
O = Resultado	¿Qué impacto tienen las tecnologías de IA, IoT o su combinación en la calidad del monitoreo remoto de pacientes?	clinical improvement, early clinical event, detection, diagnostic accuracy in telemedicine
C = Contexto	¿En qué contextos sociales se implementan estas tecnologías y de qué manera el entorno influye en su efectividad?	telemedicine, telehealth, eHealth, digital health, virtual healthcare, telecare, remote healthcare

A partir de estos componentes, se identificaron las palabras clave que guiaron las búsquedas. En cuanto a la Población (P), se utilizaron términos como: “telemedicine patients”, “remotely monitored patients”, “telehealth patients”, “remote health monitoring”, “remote patient monitoring” y “remote patients”. Estas palabras clave permiten identificar estudios centrados en personas que reciben atención médica de forma remota y que son monitoreadas mediante tecnologías digitales. En el caso de la Intervención (I), se utilizaron términos como "artificial intelligence", "machine learning", "deep learning", "predictive analytics", "Internet of Things", "IoT", "wearable devices", "biosensors", "smart medical devices" y "IoT in healthcare". Estas palabras clave se eligieron por representar tecnologías que se alinean con el objetivo principal de este artículo de revisión, el cual busca analizar cómo se aplica la Inteligencia Artificial (IA) y el Internet de las Cosas (IoT) en telemedicina. Para el Contexto (C), se utilizaron términos como: “telemedicine”, “telehealth”, “eHealth”, “digital health”, “virtual healthcare”, “telecare” y “remote healthcare”. Estas palabras fueron seleccionadas porque reflejan distintas modalidades de atención médica a distancia mediante el uso de tecnologías como la IA y el IoT, fundamentales para nuestro análisis en el ámbito de la telemedicina. Con base al analices PICOT, se elaboró una sintaxis de búsqueda, la cual utilizó una combinación de las palabras claves obtenidas, aplicando operadores booleanos (AND / OR) para encontrar resultados según la lógica del PICOT como se evidencia en la tabla II.

TABLA II
SINTAXIS DE BÚSQUEDA POR CADA BASE DE DATOS

Bases de Datos	Sintaxis de Búsqueda
SCOPUS	TITLE-ABS-KEY (("telemedicine patients" OR "remotely monitored patients" OR "telehealth patients" OR "remote health monitoring" OR "remote patient monitoring" OR "remote patients") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "predictive analytics" OR "Internet of Things" OR "IoT" OR "wearable devices" OR "biosensors" OR "smart medical devices" OR "IoT in healthcare") AND ("telemedicine" OR "telehealth" OR "eHealth" OR "digital health" OR "virtual healthcare" OR "telecare" OR "remote healthcare")) AND PUBYEAR > 2019 AND PUBYEAR < 2026 AND (LIMIT-TO (OA,"all")) AND (LIMIT-TO (PUBSTAGE,"final")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE,"ar")))
WEB OF SCIENCE	("telemedicine patients" OR "remotely monitored patients" OR "telehealth patients" OR "remote health monitoring" OR "remote patient monitoring" OR "remote patients") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "predictive analytics" OR "Internet of Things" OR "IoT" OR "wearable devices" OR "biosensors" OR "smart medical devices" OR "IoT in healthcare") AND ("telemedicine" OR "telehealth" OR "eHealth" OR "digital health" OR "virtual healthcare" OR "telecare" OR "remote healthcare").

IEEE	("telemedicine patients" OR "remotely monitored patients" OR "telehealth patients" OR "remote health monitoring" OR "remote patient monitoring" OR "remote patients") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "predictive analytics" OR "Internet of Things" OR "IoT" OR "wearable devices" OR "biosensors" OR "smart medical devices" OR "IoT in healthcare") AND ("telemedicine" OR "telehealth" OR "eHealth" OR "digital health" OR "virtual healthcare" OR "telecare" OR "remote healthcare").
------	---

Durante el proceso de búsqueda en las distintas bases de datos científicas, se aplicaron filtros específicos para asegurar la relevancia y actualidad de los estudios seleccionados. En Scopus, se filtró por año de publicación (2020-2025), tipo de documento (artículo), etapa de publicación (final) y tipo de acceso (acceso abierto), obteniendo un total de 144 resultados. En Web of Science, se aplicaron filtros similares: año (2020-2025), tipo de documento (artículo) y de tipo acceso (acceso abierto), lo que permitió recuperar 104 artículos. Finalmente, en IEEE Xplore, se filtró por año (2020-2025) y tipo de acceso (acceso abierto), encontrando 8 artículos. En conjunto, se recopilaron 256 documentos para su posterior análisis. Luego de realizar las búsquedas en las bases de datos, se llevó a cabo el proceso de cribado, el cual se estructuró en cuatro etapas siguiendo el modelo prisma. La primera etapa fue la identificación de duplicados, en la cual se eliminaron 76 artículos repetidos que estaban presentes en más de una base de datos. La segunda etapa está relacionada al análisis del título y del resumen. En esta fase se descartaron 34 artículos que no guardaban relación directa con la población, la intervención o el contexto definidos en esta revisión, específicamente, se excluyeron artículos que no trataban sobre pacientes monitoreados remotamente, ni hacían uso de tecnologías como IA o IoT, o que se enfocaban en temas alejados del ámbito de la telemedicina. En la tercera etapa, se procedió a la recuperación del texto completo de los 146 artículos restantes. En esta fase, no se excluyó ningún documento, ya que todos los textos completos fueron recuperados correctamente y estaban disponibles para su revisión. Finalmente, en la cuarta etapa, se realizó una evaluación completa de los artículos aplicando los criterios de inclusión y exclusión establecidos. Los criterios de inclusión aplicados fueron los siguientes: CI1: Estudios que exploren la combinación de IA e IoT en sistemas de monitoreo remoto de pacientes. Este criterio asegura que solo se incluyan estudios que no solo utilicen IA o IoT de forma aislada, sino que integren ambas tecnologías en el monitoreo remoto, la combinación de IA y IoT es clave para mejorar la precisión de los diagnósticos y la eficiencia del monitoreo remoto en pacientes. CI2: Uso de la IA o IoT en telemedicina en sistemas de monitoreo remoto de pacientes. Este criterio garantiza que los artículos seleccionados se centren en la implementación de la IA y el IoT en salud en el contexto de la atención médica a distancia. CI3: Estudios que presenten resultados sobre la combinación de IA e IoT en el monitoreo remoto de pacientes, ya sea en poblaciones reales o a través de análisis teóricos. Este criterio incluye investigaciones empíricas basadas en datos reales que demuestran la efectividad de las tecnologías, así como estudios teóricos o propuestas que exploran su

viabilidad y posibles aplicaciones futuras en el monitoreo remoto de pacientes. Por otro lado, los criterios de exclusión fueron: CE1: El estudio no está relacionado con telemedicina ni monitoreo remoto de pacientes. Este criterio excluye los trabajos que no se enfoquen en la atención médica a distancia, asegurando que solo se analicen estudios relevantes al tema principal. CE2: Investigaciones que no propongan soluciones prácticas o aplicables en el monitoreo remoto de pacientes mediante telemedicina. Este criterio excluye los estudios que no ofrezcan aplicaciones concretas y prácticas sobre cómo la combinación de IA e IoT mejora el monitoreo remoto. CE3: Estudios que no incluyan análisis sobre la efectividad o impacto de la combinación de IA e IoT en telemedicina. Este criterio excluye artículos que aborden la integración de IA e IoT de manera conceptual o teórica, sin presentar investigaciones empíricas, análisis de resultados o evaluaciones sobre cómo estas tecnologías afectan el monitoreo remoto de pacientes en un contexto real de telemedicina. Luego de esta evaluación, se seleccionaron finalmente 80 artículos que cumplían con los requisitos para ser incluidos en esta revisión sistemática, para documentar y representar de forma clara todo el proceso de búsqueda, filtrado y selección, se utilizó el diagrama PRISMA, el cual proporciona una visión detallada y transparente de cada etapa realizada. La fig. 1 se muestra el diagrama con las fases siguientes:

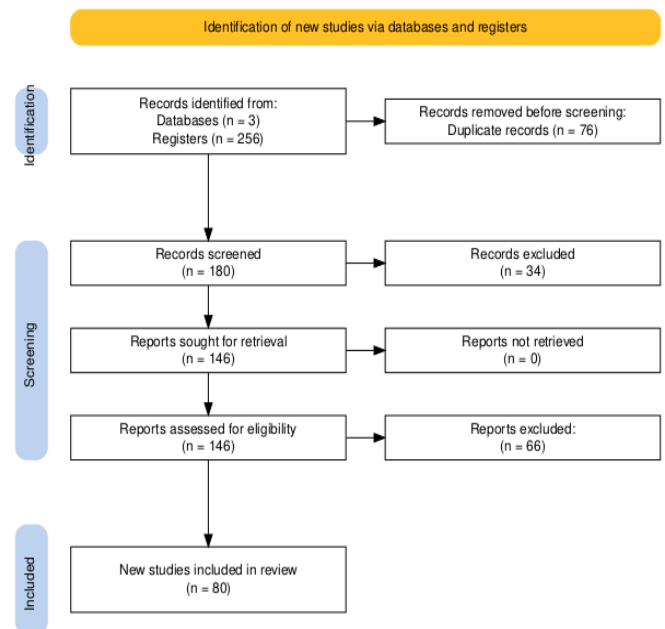


Fig. 1 Diagrama de flujo PRISMA para selección y extracción de datos.

III. RESULTADOS

A. Distribución de artículos por base de datos

La tabla 3 muestra la procedencia de los artículos seleccionados según la base de datos de origen. Donde en SCOPUS se obtuvieron 66 artículos, una base de datos

reconocida por su amplia cobertura en investigaciones científicas y tecnológicas. Le sigue WOS con 12 artículos, que también garantiza rigurosidad académica. Por último, IEEE aporta 2 artículos, y aunque en menor cantidad, su valor radica en su enfoque altamente especializado en ingeniería, computación y tecnología, áreas clave para el desarrollo de soluciones basadas en IoT y telemedicina.

TABLA III
DISTRIBUCIÓN DE ARTÍCULOS POR BASE DE DATOS

Base de Datos	Nro. de Artículos
SCOPUS	66
WOS	12
IEEE	2

B. Artículos más citados

La tabla 4 muestra los cinco artículos más citados entre los 80 seleccionados en la revisión sistemática. El artículo con mayor número de citas es “A remote healthcare monitoring framework for diabetes prediction using machine learning” con 126, seguido por otros cuatro que registran entre 53 y 75 citas. Estos trabajos han sido los más consultados y referenciados, lo que resalta su influencia dentro de la comunidad científica. La selección se hizo ordenando los artículos por número de citas de mayor a menor. Estos artículos han sido los más consultados y citados por otros investigadores, lo que indica su valor como referencias para futuras investigaciones. La selección se realizó ordenando todos los artículos por número de citas de mayor a menor.

TABLA IV
ARTÍCULOS MAS CITADOS

Título	Citas
A remote healthcare monitoring framework for diabetes prediction using machine learning	126
A lightweight blockchain and fog-enabled secure remote patient monitoring system	75
Real-time remote health monitoring system driven by 5G MEC-IOT	58
Remote pain monitoring using fog computing for e-healthcare: An efficient architecture	57
Remote patient monitoring and classifying using the internet of things platform combined with cloud computing	53

C. Población ¿Qué condiciones de salud presentan los pacientes que son monitoreados de forma remota mediante tecnologías en contextos de telemedicina?

La tabla 5, fue desarrollada con el objetivo de identificar las condiciones de salud más frecuentes en pacientes monitoreados de forma remota mediante tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA) e Internet de las Cosas (IoT) en entornos de telemedicina. A partir del análisis, se establecieron seis categorías que agrupan de manera estructurada a la población estudiada: enfermedades crónicas y comorbilidades, recuperación postoperatoria o rehabilitación, condiciones psiquiátricas o cognitivas, adultos mayores o personas con movilidad reducida, situaciones críticas o infecciosas, y pacientes pediátricos o con condiciones especiales. Estas categorías fueron definidas en función de la recurrencia de casos y las características clínicas comunes observadas, lo que permite comprender mejor el perfil de los

usuarios que se benefician del monitoreo remoto en el contexto de la telemedicina.

TABLA V
COMPONENTE POBLACIÓN

Categoría	Artículos	Descripción
Enfermedades Crónicas y Comorbilidades	[9], [10], [11], [12], [13], [14], [15], [16], [17], [18], [19], [20], [21], [22], [23], [24], [25], [26], [27], [28], [29], [30], [31], [32], [33], [34], [35], [36], [37], [38], [39], [40], [41], [42], [43], [44], [45], [46], [47], [48]	Pacientes con enfermedades crónicas como cardiovasculares, diabetes, hipertensión, EPOC, obesidad o múltiples comorbilidades que requieren monitoreo continuo de signos vitales.
Pacientes en Recuperación Postoperatoria o en Rehabilitación	[18], [30], [40], [46], [49], [50], [51], [52], [53], [54], [55], [56]	Pacientes en fase de recuperación postquirúrgica (cardíaca, torácica, oncológica), COVID-19 u otros procedimientos, en proceso de rehabilitación física y/o emocional, con necesidad de seguimiento remoto.
Condiciones Psiquiátricas o Cognitivas	[20], [57], [58], [59], [60], [61], [62], [63], [64]	Pacientes con trastornos mentales como ansiedad, depresión, TDAH, demencia o epilepsia, incluyendo alteraciones cognitivas o neuroconductuales que requieren evaluación o monitoreo remoto.
Pacientes Geriátricos y/o con Movilidad Reducida	[15], [17], [18], [39], [40], [60], [61], [65], [66], [67], [68], [69], [70], [71], [72], [73]	Adultos mayores, generalmente con enfermedades degenerativas, aislamiento, fragilidad o limitaciones de movilidad que requieren monitoreo domiciliario o asistencia remota.
Pacientes en Situaciones Críticas o Infecciosas	[16], [25], [32], [35], [51], [74], [75], [76], [77], [78], [79], [80], [81], [82], [83], [84], [85]	Pacientes en estado crítico, incluyendo casos en UCI, con COVID-19 o post-COVID, trasplantes o riesgo de hipoxemia, que requieren monitoreo intensivo y continuo de signos vitales.
Pacientes Pediátricos o con Condiciones Especiales	[40], [50], [52], [62], [86], [87], [88]	Niños o adolescentes con condiciones complejas como epilepsia, enfermedades neurológicas, cardiopatías congénitas o en recuperación, especialmente en zonas rurales o con acceso limitado.

D. Intervención ¿De qué manera se utiliza la IA, IOT y su combinación para el monitoreo remoto de pacientes?

En la tabla 6, tras una revisión detallada de los artículos incluidos, con el fin de identificar las formas en que se utilizan la inteligencia artificial (IA), el Internet de las Cosas (IoT) y su combinación en el monitoreo remoto de pacientes. Se organizaron las evidencias en tres grandes categorías: plataformas IoT + IA, sistemas IoT y sistemas que integran IA, las cuales agrupan distintos enfoques tecnológicos según el tipo de dispositivo, nivel de procesamiento y función clínica. Dentro de estas se encuentran subcategorías como el uso de dispositivos portátiles inteligentes, sensores biomédicos con modelos de aprendizaje profundo, procesamiento en la nube o en el borde, plataformas clínicas de monitoreo, sistemas caseros con microcontroladores, y modelos

avanzados de IA para el análisis de datos médicos. Esta organización permitió visualizar el amplio espectro de soluciones aplicadas en contextos de telemedicina, que van desde sistemas simples hasta plataformas complejas e interoperables, todas orientadas a facilitar un monitoreo más eficiente, seguro y personalizado.

TABLA VI
 COMPONENTE INTERVENCIÓN

Categoría	Subcategoría	Artículos	Descripción
Plataformas IoT + IA para monitoreo remoto	Dispositivos portátiles con IA para signos vitales	[14], [15], [20], [25], [26], [50], [66], [83], [85]	Uso de wearables como Apple Watch, biosensores o parches inteligentes junto a IA para recolectar y analizar signos vitales de forma continua, personalizada y en tiempo real.
	Sensores biomédicos con modelos de aprendizaje profundo	[17], [23], [24], [29], [34], [63], [74]	Integración de sensores con redes neuronales como CNN, LSTM o híbridas como RPMM y AGTO-CNN para predecir eventos médicos complejos con alta precisión.
	Uso de smartphones para monitoreo pasivo con IA	[15], [57], [58], [61], [71]	Sensores de teléfonos recolectan datos pasivos (actividad, sueño, sociabilidad) y la IA los analiza para anticipar cambios clínicos sin intervención del usuario.
	Análisis en la nube, borde o niebla	[9], [16], [32], [37], [42], [48], [68], [79], [80], [86], [88]	Procesamiento distribuido en la nube (cloud), en el borde (edge) o en la niebla (fog), que reduce la latencia y permite análisis en tiempo real, incluso en ambientes con conectividad limitada.
	Modelos de IA clásicos integrados con IoT	[14], [17], [19], [21], [38], [70]	Algoritmos como SVM, Naive Bayes, KNN o regresión logística se combinan con sensores IoT para crear modelos predictivos ligeros y eficientes.
	Plataformas centradas en el paciente con IA	[15], [49], [69], [78], [87]	Plataformas como Adhera CARINAE, ReMoVES o i-COVID combinan IA con mHealth, realidad virtual o análisis emocional para apoyar terapias remotas.
	Sistemas interoperables y flexibles	[27], [30], [34], [38], [73], [78]	Plataformas que integran tecnologías compatibles entre sí, como FHIR, LOINC, múltiples sensores o nubes híbridas, para facilitar escalabilidad y conexión entre dispositivos.
	Modelos de IA avanzados para el análisis de datos médicos	[32], [60], [61], [74], [76], [82]	Uso de arquitecturas como GRU, GNNs, mecanismos de atención y autoencoders para analizar datos biomédicos con mayor sensibilidad y precisión contextual.
	Sistemas IoT para monitoreo remoto	[33], [39], [45], [75], [81]	Redes que usan sensores biomédicos para captar y transmitir datos fisiológicos mediante tecnologías inalámbricas como ZigBee o Wi-Fi.

	Sensores y wearables conectados a apps o plataformas	[11], [12], [13], [35], [36], [43], [51], [55], [59], [62], [65], [84]	Dispositivos como Fitbit, Apple Watch o sensores móviles se conectan a apps para monitorear parámetros de salud como ritmo cardíaco o actividad física.
	Sistemas caseros con microcontroladores y sensores específicos	[10], [41]	Soluciones que emplean microcontroladores como Arduino, Raspberry Pi o PIC para adquirir datos médicos y transmitirlos a servidores o nubes mediante módulos como el ESP8266.
	Procesamiento algorítmico de señales sin IA	[31], [39], [77]	Aplicación de algoritmos tradicionales para limpiar o clasificar señales fisiológicas sin necesidad de técnicas de IA. Resulta útil para sistemas más simples y de bajo costo.
	Plataformas clínicas de monitoreo remoto	[52], [53], [54], [56]	Aplicaciones (Remote Patient Monitoring, RPM) que recogen datos como frecuencia cardíaca, oxígeno o peso y los envían a profesionales, incluyendo alertas y conexión con sistemas de telemedicina.
	Infraestructura segura y escalable para IoT médico	[33], [45], [46], [54], [72]	Uso de tecnologías como blockchain, contenedores (Docker, Kubernetes) y criptografía (ECC) para garantizar seguridad, privacidad y escalabilidad en entornos IoT médicos.
Sistemas que integran IA para el monitoreo remoto	Análisis inteligente de señales fisiológicas	[18], [22], [28], [40], [44], [47]	Aplicación de algoritmos como TCN, DRNN, SVM, Random Forest o aprendizaje federado para interpretar señales como ECG o voz en tiempo real.
	Estimación y análisis facial con IA	[64], [67]	Uso de arquitecturas como CNN y RNN para interpretar imágenes faciales, reconocer emociones o medir signos vitales de forma no invasiva durante sesiones de telemedicina.

E. Comparación ¿Cómo se comparan los resultados del uso de IA, IoT o su combinación con los métodos tradicionales de monitoreo remoto o presencial?

En la tabla 7, se realiza el análisis comparativo de los estudios seleccionados, con el fin de identificar cómo se contrastan los resultados del uso de tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA), Internet de las Cosas (IoT) o su combinación frente a métodos tradicionales de monitoreo remoto o presencial. Se definieron seis categorías según el enfoque de comparación empleado. El 43,75 % de los estudios realiza comparaciones cuantitativas, evidenciando mejoras claras en métricas como precisión diagnóstica, adherencia del paciente o reducción de eventos clínicos, lo que otorga un respaldo sólido a la efectividad de estas tecnologías. Un 45 % realiza comparaciones cualitativas o implícitas, destacando beneficios como monitoreo continuo, automatización, comodidad y menor intervención médica, aunque sin incluir mediciones numéricas. Además, un 8,75 % compara

directamente tecnologías emergentes entre sí (por ejemplo, IA vs. ML o edge computing vs. cloud), mientras que otro 8,75 % valida sus resultados frente a estándares clínicos, demostrando sensibilidad diagnóstica o confiabilidad médica. Finalmente, un 11,25 % resalta el aumento de la adherencia del paciente mediante interfaces accesibles y monitoreo no intrusivo, y un 12,5 % reporta beneficios en la eficiencia hospitalaria, como reducción de hospitalizaciones, menor uso de recursos y disminución de riesgos. Estos porcentajes reflejan una tendencia significativa a favor de las tecnologías inteligentes, no solo en términos de desempeño técnico, sino también en su impacto positivo sobre la experiencia del paciente y la gestión clínica.

TABLA VII
COMPONENTE COMPARACIÓN

Categoría	Descripción	Artículos	Porcentaje de Comparación
Comparación Cuantitativa con Métodos Tradicionales	Estudios que comparan sus propuestas tecnológicas (IA, IoT, apps, blockchain, wearables, etc.) con monitoreo tradicional mediante métricas claras (precisión, AUROC, adherencia, reducción de eventos, tiempo de respuesta, etc.)	[11], [12], [13], [14], [15], [19], [22], [23], [26], [27], [29], [31], [33], [35], [38], [41], [44], [49], [50], [52], [54], [55], [56], [57], [58], [60], [67], [68], [70], [71], [74], [77], [82], [85], [86], [87]	43.75% – 35 artículos presentan mejoras medibles en precisión, reducción de riesgos, adherencia o eficiencia frente a métodos tradicionales.
Comparación Cualitativa o Implícita	Artículos que mencionan ventajas sobre métodos tradicionales sin métricas formales, resaltando beneficios como automatización, monitoreo continuo, comodidad, rapidez, escalabilidad o menor intervención médica.	[10], [16], [17], [18], [20], [21], [24], [28], [30], [32], [34], [36], [37], [39], [42], [43], [46], [47], [51], [53], [59], [61], [62], [63], [64], [65], [69], [72], [73], [75], [78], [80], [81], [83], [84], [88]	45% – 36 artículos evidencian beneficios relevantes sin una comparación numérica directa.
Comparación entre Tecnologías Emergentes	Estudios que comparan algoritmos, arquitecturas o plataformas emergentes (ej. IA vs ML, Cloud vs Edge, Blockchain vs BBDD tradicionales), con prácticas clínicas convencionales.	[25], [45], [48], [70], [76], [78], [87]	8.75% – 7 artículos comparan tecnologías digitales entre sí, buscando eficiencia o precisión sin foco en métodos tradicionales.
Evaluación de Rendimiento Clínico o Diagnóstico	Investigaciones que validan los resultados del sistema con estándares médicos (ECG clínico, pruebas de laboratorio, oxímetros), enfocándose en precisión	[9], [40], [53], [60], [68], [82], [83]	8.75% – 7 estudios confirman que sus sistemas alcanzan o superan estándares clínicos existentes.

	diagnóstica, sensibilidad o detección de eventos fisiológicos.		
Alta Usabilidad y Adherencia del Paciente	Artículos que demuestran mayor participación del paciente gracias a interfaces intuitivas, accesibilidad, reportes digitales o monitoreo no intrusivo en el hogar. Comparan frente a métodos como llamadas, visitas o diarios en papel.	[11], [27], [32], [52], [57], [72], [79], [81], [84]	11.25% – 9 artículos muestran que las tecnologías aumentan la adherencia, satisfacción y recolección de datos del paciente.
Eficiencia Hospitalaria y Reducción de Riesgos	Estudios que destacan cómo el monitoreo digital reduce hospitalizaciones, tiempo de estancia, uso de EPP, riesgos de contagio o carga para cuidadores, frente a modelos tradicionales presenciales.	[14], [15], [26], [50], [54], [63], [65], [73], [85], [86]	12.5% – 10 artículos reportan mejoras en logística clínica, tiempos de respuesta y uso de recursos médicos.

F. Resultado ¿Qué impacto tienen las tecnologías de IA, IoT o su combinación en la calidad del monitoreo remoto de pacientes?

La tabla VIII, fue elaborada a partir del análisis de los estudios seleccionados, con el propósito de identificar el impacto que tienen las tecnologías basadas en inteligencia artificial (IA), Internet de las Cosas (IoT) o su combinación en la calidad del monitoreo remoto de pacientes. Se identificaron seis categorías principales de beneficio. El 95 % de efectividad reportada en la categoría de alta precisión diagnóstica y detección temprana demuestra una mejora significativa en la identificación de enfermedades y eventos clínicos mediante algoritmos avanzados. La eficiencia del sistema de salud alcanzó un 90 % de efectividad, reflejando mejoras en tiempos de atención, reducción de hospitalizaciones, ahorro de recursos y costos operativos. En cuanto a la cobertura y acceso en zonas rurales o remotas, se logró un 88 % de efectividad, evidenciando que estas tecnologías contribuyen a cerrar brechas en el acceso a la salud. La experiencia del paciente y adherencia al tratamiento también mostró un impacto positivo, con un 93 % de efectividad, resaltando una mayor participación del paciente, mejor usabilidad de las plataformas y continuidad terapéutica. Asimismo, la automatización y monitoreo continuo alcanzó un 91 % de efectividad, permitiendo vigilancia constante y en tiempo real sin necesidad de intervención directa. Finalmente, el potencial predictivo y soporte a decisiones clínicas obtuvo un 89 % de efectividad, lo que evidencia la capacidad de estos sistemas para anticipar riesgos y asistir en decisiones médicas basadas en datos. Estos resultados reflejan un impacto integral y positivo en la calidad del monitoreo remoto, tanto en términos clínicos como operativos y de experiencia del usuario.

TABLA VIII
COMPONENTE RESULTADOS

Categoría	Artículos	Descripción	Porcentaje de Resultados
Alta precisión diagnóstica y detección temprana de enfermedades	[9], [11], [14], [18], [19], [21], [22], [29], [38], [39], [41], [42], [58], [61], [64], [65], [68], [70], [74], [78], [83], [87]	Estos artículos muestran cómo la IA e IoT permiten diagnósticos con más del 90% de precisión, detección de condiciones críticas, reducción de errores médicos y predicción de eventos clínicos.	95% – Se evidencian mejoras contundentes en precisión clínica y predicción de enfermedades mediante algoritmos robustos.
Mejora en la eficiencia del sistema de salud (tiempo, costos, recursos)	[9], [10], [13], [17], [20], [25], [32], [33], [34], [36], [37], [40], [43], [45], [49], [52], [55], [56], [57], [59], [63], [67], [69], [71], [72], [76], [78], [81], [82], [85], [86], [88]	Mejoras en velocidad de respuesta, reducción de hospitalizaciones innecesarias, uso optimizado de camas UCI, menores costos operativos, monitoreo en casa y ahorro de tiempo clínico.	90% – Resultados sólidos en eficiencia operativa del sistema de salud en diferentes niveles (logístico, clínico, financiero).
Mayor cobertura y acceso en zonas rurales o remotas	[9], [12], [24], [27], [35], [44], [48], [49], [59], [66], [71], [72], [84], [88]	Las tecnologías permiten llevar servicios médicos a lugares de difícil acceso, monitorear sin necesidad de presencia física y disminuir brechas en salud.	88% – Implementaciones funcionales en zonas rurales o de difícil acceso, con buena cobertura remota y sostenibilidad.
Mejora en la experiencia del paciente y adherencia al tratamiento	[10], [15], [17], [23], [26], [30], [33], [37], [46], [50], [52], [53], [54], [57], [62], [73], [79], [84], [86]	Incremento en adherencia al monitoreo, participación activa del paciente, facilidad de uso de apps, mejor percepción del tratamiento y reducción de carga emocional.	93% – Altos niveles de satisfacción, usabilidad y continuidad de tratamiento reportados por pacientes y cuidadores.
Automatización y monitoreo continuo en tiempo real	[9], [16], [21], [28], [31], [34], [39], [47], [51], [55], [60], [62], [63], [66], [68], [70], [72], [75], [77], [80], [82], [85]	Uso de sensores y algoritmos que permiten supervisión constante, sin intervención humana directa, detección de anomalías al instante y alertas automáticas.	91% – Sistemas autónomos con fuerte evidencia de funcionamiento continuo, reducción de tiempos y menor intervención manual.
Potencial predictivo y soporte a decisiones clínicas	[13], [14], [19], [21], [22], [28], [31], [34], [39], [41], [46], [52], [58], [63], [70], [71], [73], [74], [78], [83]	Modelos de IA que anticipan complicaciones, personalizan tratamientos y ayudan al médico en decisiones oportunas y basadas en datos.	89% – Elevado impacto en predicción clínica y toma de decisiones basadas en aprendizaje automático.

G. Contexto ¿En qué contextos sociales se implementan estas tecnologías y de qué manera el entorno influye en su efectividad?

La tabla IX, fue construida a partir del análisis de los estudios seleccionados, con el fin de identificar los contextos sociales en los que se implementan las tecnologías de inteligencia artificial (IA), Internet de las Cosas (IoT) o su combinación, y cómo estos influyen en su efectividad. Se identificaron seis entornos principales. El entorno domiciliario es el más frecuente, aunque su efectividad varía según el acceso a conectividad, alfabetización digital y soporte técnico. En contextos de infraestructura limitada o zonas rurales, las tecnologías requieren adaptaciones como el uso de dispositivos de bajo costo, procesamiento en el borde o soluciones offline. En contraste, los entornos hospitalarios y clínicos urbanos ofrecen mejores condiciones para su implementación por la infraestructura tecnológica existente. También se presentan entornos híbridos, que integran el uso hospitalario con el monitoreo en el hogar, facilitando una continuidad del cuidado. En espacios urbanos y ambulatorios, el acceso a dispositivos móviles y conectividad favorece la portabilidad y adopción de estas soluciones. Finalmente, los entornos distribuidos o experimentales muestran un alto grado de adaptabilidad, aunque su efectividad depende fuertemente de las condiciones del entorno. Esta clasificación evidencia que el contexto influye directamente en la funcionalidad, sostenibilidad y alcance de las tecnologías aplicadas al monitoreo remoto.

TABLA IX
COMPONENTE CONTEXTO

Categoría	Artículos	Descripción
Entorno domiciliario con soporte tecnológico variable	[9], [11], [12], [14], [19], [21], [23], [24], [25], [33], [34], [37], [43], [52], [60], [61], [62], [67], [69], [70], [76], [78], [79]	Tecnologías implementadas principalmente en el hogar, con efectividad dependiente de conectividad, alfabetización digital o soporte técnico.
Implementación rural o de baja infraestructura	[16], [17], [18], [26], [28], [29], [32], [39], [40], [42], [44], [47], [48], [50], [63], [66], [72], [73], [84], [88]	Uso en zonas rurales o de difícil acceso. Enfatiza el papel de tecnologías como edge/fog computing, conectividad satelital o dispositivos de bajo costo.
Hospitalario y clínico (urbano o especializado)	[30], [31], [36], [45], [49], [51], [55], [57], [65], [74], [77], [79], [82], [85]	Aplicaciones dentro de hospitales urbanos, clínicas especializadas o simulaciones clínicas. Generalmente alta efectividad por infraestructura estable.
Entorno híbrido (hospitalario + domiciliario)	[13], [15], [20], [22], [24], [27], [34], [35], [43], [44], [49], [53], [58], [72], [80], [83]	Tecnologías que combinan uso hospitalario con seguimiento remoto en domicilios. Permite continuidad del cuidado y transición fluida.
Entorno urbano y ambulatorio	[25], [31], [41], [56], [57], [58], [59], [64], [65], [81], [83], [86], [87]	Aplicaciones en zonas urbanas o semiurbanas, generalmente con buena infraestructura. Aprovecha conectividad, móviles y portabilidad.
Entornos distribuidos, móviles o experimentales	[10], [22], [26], [38], [40], [46], [54], [56], [68], [70], [71], [75]	Tecnologías diseñadas para ser aplicables en múltiples entornos o que han sido probadas en simulaciones. Alta adaptabilidad, pero

		efectividad depende del contexto.
--	--	-----------------------------------

IV. DISCUSIÓN

En esta revisión se encontró que la combinación de Inteligencia Artificial (IA) e el Internet de las Cosas (IoT) en el monitoreo remoto de pacientes aporta beneficios importantes, pero también enfrenta limitaciones que dificultan su aplicación a gran escala. Entre los aportes más destacados se encuentra el uso de dispositivos portátiles inteligentes y sensores biomédicos que recolectan datos en tiempo real y permiten un seguimiento continuo y personalizado gracias a modelos avanzados como CNN, LSTM e híbridos [14], [17], [23], [25], [29], [63]. De igual manera, el procesamiento distribuido en la nube, el borde y la niebla ha demostrado ser eficaz para reducir la latencia y facilitar análisis clínicos oportunos [9], [16], [32], [48], [79]. Además, se identificaron soluciones accesibles como el empleo de smartphones y sensores pasivos para un monitoreo no invasivo [15], [57], [61], y también propuestas centradas en el paciente que integran IA con aplicaciones mHealth o realidad virtual para mejorar la adherencia y la participación [15], [49], [78]. El uso de microcontroladores de bajo costo como Raspberry Pi o Arduino refleja cómo la telemedicina puede implementarse en entornos domésticos y extender el alcance de la atención médica [10], [41]. Asimismo, la interoperabilidad, la flexibilidad tecnológica y la seguridad basada en blockchain refuerzan la solidez de los sistemas [27], [38], [54]. En cuanto al impacto, se han identificado beneficios clínicos y operativos en diferentes dimensiones: una alta precisión diagnóstica y detección temprana de enfermedades alcanzando un 95 % de efectividad [1], [14], [50], [70]; una mejora en la eficiencia del sistema de salud de hasta un 90 % mediante automatización, reducción de hospitalizaciones y ahorro de recursos [2], [25], [35], [44], [68]; una mayor cobertura en zonas rurales con un 88 % gracias al monitoreo remoto [4], [36], [63]; mejoras en la experiencia del paciente con un 93 % de mayor adherencia y usabilidad [15], [22], [45]; monitoreo en tiempo real con un 91 % mediante sensores que generan alertas automáticas [23], [31], [54]; y soporte a decisiones clínicas con un 89 % de efectividad para anticipar riesgos y personalizar tratamientos [20], [38], [66]. Sin embargo, junto a estos avances también se evidencian limitaciones importantes como la falta de estandarización entre tecnologías, la heterogeneidad de los sistemas disponibles y la ausencia de validaciones clínicas a gran escala, lo que genera dificultades para su escalabilidad y sostenibilidad a largo plazo, mostrando que, aunque los beneficios son prometedores, aún existe una brecha considerable entre los resultados reportados en los estudios y su implementación práctica en contextos reales.

V. CONCLUSIÓN

Esta Revisión Sistemática de la Literatura (RSL) tuvo como objetivo analizar de qué manera se utilizan la Inteligencia Artificial (IA), el Internet de las Cosas (IoT) y su combinación para el monitoreo remoto de pacientes, así como el impacto de estas tecnologías en la calidad de dicho monitoreo. A partir del análisis de 80 artículos, se

identificaron múltiples enfoques tecnológicos organizados en tres categorías principales: plataformas que integran IA e IoT, sistemas puramente basados en IoT, y propuestas centradas en IA para el análisis clínico. Los resultados evidencian que el uso de estas tecnologías ha permitido mejorar la precisión diagnóstica, optimizar los tiempos de respuesta médica, extender la cobertura a zonas rurales, automatizar procesos clínicos y aumentar la adherencia del paciente al tratamiento. Además, se identificó una evolución positiva en la producción científica en este campo, especialmente después de la pandemia, lo que sugiere un creciente interés académico y clínico por estas soluciones. Esta RSL contribuye a la literatura al ofrecer una clasificación detallada de los sistemas utilizados, las condiciones clínicas abordadas, los contextos de implementación y los beneficios específicos observados. Asimismo, proporciona una síntesis útil para investigadores, profesionales de la salud y desarrolladores interesados en el diseño de soluciones tecnológicas para la atención médica remota. Entre las limitaciones del estudio se encuentra la heterogeneidad metodológica de los artículos analizados, la falta de validaciones clínicas en contextos reales en varios casos, y una limitada comparación directa entre tecnologías emergentes. Se recomienda que futuras investigaciones profundicen en la evaluación práctica de estos sistemas en entornos reales, consideren el diseño de soluciones inclusivas en términos de infraestructura y alfabetización digital, y analicen el impacto a largo plazo de estas tecnologías en la calidad de vida del paciente y la sostenibilidad del sistema de salud.

AGRADECIMIENTO/RECONOCIMIENTO

Se agradece a la universidad y los docentes por sus orientaciones y constante motivación en la investigación.

REFERENCIAS

- [1] J. A. Rincon, S. Guerra-Ojeda, C. Carrascosa, y V. Julian, "An IoT and Fog Computing-Based Monitoring System for Cardiovascular Patients with Automatic ECG Classification Using Deep Neural Networks," *Sensors*, vol. 20, no. 24, p. 7353, 2020, doi: 10.3390/s20247353.
- [2] H. Yu y Z. Zhou, "Optimization of IoT-Based Artificial Intelligence Assisted Telemedicine Health Analysis System," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 85034–85048, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3088262.
- [3] D. Mrozek, A. Koczur, y B. Malysiak-Mrozek, "Fall detection in older adults with mobile IoT devices and machine learning in the cloud and on the edge," *Information Sciences*, vol. 537, pp. 132–147, 2020, doi: 10.1016/j.ins.2020.05.070.
- [4] P. Khanwalkar, "Patient model based personalized remote health care for chronic disease," *Proceedings on Engineering Sciences*, vol. 6, no. 3, pp. 897–902, Aug. 2024, doi: 10.24874/pes06.03.001.
- [5] A. A., F. Dahan, R. Alroobaea, W. Y. Alghamdi, M. K. Mohammed, F. Hajje, D. M. Alsekaity, y K. Raahemifar, "A smart IoMT based architecture for E-healthcare patient monitoring system using artificial intelligence algorithms," *Frontiers in Physiology*, vol. 14, p. 1125952, 2023, doi: 10.3389/fphys.2023.1125952.
- [6] K. Hameed, I. S. Bajwa, S. Ramzan, W. Anwar, y A. Khan, "An Intelligent IoT Based Healthcare System Using Fuzzy Neural Networks," *Scientific Programming*, vol. 2020, p. 8836927, 15 pages, 2020, doi: 10.1155/2020/8836927.
- [7] G. R. M. S., S. K. Mathivanan, B. D. Shivahare, R. R. Chandan, y M. A. Shah, "A comprehensive health assessment approach using ensemble deep learning model for remote patient monitoring with IoT," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, p. 15661, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-66427-w.
- [8] P. Belbase, R. Bhusal, S. S. Ghimire, S. Sharma, y B. Banskota, "Assuring assistance to healthcare and medicine: Internet of Things, Artificial Intelligence, and Artificial Intelligence of Things," *Frontiers in Artificial Intelligence*, vol. 7, p. 1442254, 2024, doi: 10.3389/frai.2024.1442254.
- [9] V. Krasteva, I. Iliev, y S. Tabakov, "Application of Convolutional Neural Network for Decoding of 12-Lead Electrocardiogram from a Frequency-Modulated Audio Stream (Sonified ECG)," *Sensors*, vol. 24, no. 6, p. 1883, 2024, doi: 10.3390/s24061883.

- [10] O. D. Nekui, W. Wang, C. Liu, Z. Wang, y B. Ding, "IoT-Based Heartbeat Rate-Monitoring Device Powered by Harvested Kinetic Energy," *Sensors*, vol. 24, no. 13, p. 4249, 2024, doi: 10.3390/s24134249.
- [11] S. McClaune, J. Fedor, C. Bartel, L. Chen, K. C. Durica, y C. A. Low, "Engagement With Daily Symptom Reporting, Passive Smartphone Sensing, and Wearable Device Data Collection During Chemotherapy: Longitudinal Observational Study," *JMIR Cancer*, vol. 10, p. e57347, 2024, doi: 10.2196/57347.
- [12] R. Wettstein, F. Sedaghat-Hamedani, O. Heinze, A. Amr, C. Reich, T. Betz, E. Kayvanpour, A. Merzweiler, C. Büsch, I. Mohr, B. Friedmann-Bette, N. Frey, M. Dugas, y B. Meder, "A Remote Patient Monitoring System With Feedback Mechanisms Using a Smartwatch: Concept, Implementation, and Evaluation Based on the activeDCM Randomized Controlled Trial," *JMIR mHealth and uHealth*, vol. 12, p. e58441, 2024, doi: 10.2196/58441.
- [13] T. J. Schaffner, M. Wilkes, R. Lavery, S. D. Schwab, N. Zahradka, J. Pugmire, D. Yourk, P. C. Masella, y R. Walter, "Remote patient monitoring to facilitate same-day discharge after laparoscopic sleeve gastrectomy: a pilot evaluation," *Surgery for Obesity and Related Diseases*, vol. 19, no. 9, pp. 1067–1074, 2023, doi: 10.1016/j.soard.2023.02.028.
- [14] S. R. Awad y F. S. Alghareb, "Encoding-Based Machine Learning Approach for Health Status Classification and Remote Monitoring of Cardiac Patients," *Algorithms*, vol. 18, no. 2, p. 94, 2025, doi: 10.3390/a18020094.
- [15] P. Guhan, N. Awasthi, K. McDonald, K. Bussell, G. Reeves, D. Manocha, y A. Bera, "Developing a Machine Learning-Based Automated Patient Engagement Estimator for Telehealth: Algorithm Development and Validation Study," *JMIR Formative Research*, vol. 9, p. e46390, 2025, doi: 10.2196/46390.
- [16] O. Cheikhrouhou, K. Merashad, F. Jamil, R. Mahmud, A. Koubaa, y S. R. Moosavi, "A lightweight blockchain and fog-enabled secure remote patient monitoring system," *Internet of Things*, vol. 22, p. 100691, 2023, doi: 10.1016/j.iot.2023.100691.
- [17] H. Y. Ko, N. K. Tripathi, C. Mozumder, S. Muengtawepong, y I. Pal, "Real-Time Remote Patient Monitoring and Alarming System for Noncommunicable Lifestyle Diseases," *International Journal of Telemedicine and Applications*, vol. 2023, p. 9965226, 13 pages, 2023, doi: 10.1155/2023/9965226.
- [18] G. Xi, "A Novel Internet of Things-enabled Approach to Monitor Patients' Health Statistics," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* (IJACSA), vol. 14, no. 7, 2023, doi: 10.14569/IJACSA.2023.0140708.
- [19] P. de Groot, W. Wagenaar, J. Foolen, I. Tchetverikov, Y. P. M. Goekoop-Ruiterman, M. Vis, M. R. Kok, L. C. Coates, y J. J. Luime, "Digital biomarkers for psoriatic arthritis: a qualitative focus group study on patient-perceived opportunities and barriers," *RMD Open*, vol. 10, no. 4, p. e004699, 2024, doi: 10.1136/rmdopen-2024-004699.
- [20] J. Cohen, V. Richter, M. Neumann, D. Black, A. Haq, J. Wright-Berryman, y V. Ramanarayanan, "A multimodal dialog approach to mental state characterization in clinically depressed, anxious, and suicidal populations," *Frontiers in Psychology*, vol. 14, p. 1135469, 2023, doi: 10.3389/fpsyg.2023.1135469.
- [21] N. Hinrichs, A. Meyer, K. Koehler, T. Kaas, M. Hiddemann, S. Spethmann, F. Balzer, C. Eickhoff, V. Falk, G. Hindricks, N. Dages, y F. Koehler, "Artificial intelligence based real-time prediction of imminent heart failure hospitalisation in patients undergoing non-invasive telemedicine," *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, vol. 11, p. 1457995, 2024, doi: 10.3389/fcvm.2024.1457995.
- [22] A. González Bermúdez, D. Carramiñana, A. M. Bernardos, L. Bergesio, y J. A. Besada, "A fusion architecture to deliver multipurpose mobile health services," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 173, p. 108344, 2024, doi: 10.1016/j.combiomed.2024.108344.
- [23] G. R. M. S. K. Mathivanan, B. D. Shivahare, R. R. Chandan, y M. A. Shah, "A comprehensive health assessment approach using ensemble deep learning model for remote patient monitoring with IoT," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, p. 15661, 2024, doi: 10.1038/s41598-024-66427-w.
- [24] E. Menda, A. K. Kondaji, Y. B. Raju, y N. Bhupesh Kumar, "A Computationally Effective Remote Health Monitoring Framework using AGTO-MLRC Models for CVD Diagnosis," *KSII Transactions on Internet and Information Systems*, 30-Sep-2024, doi: 10.3837/tiis.2024.09.004.
- [25] O. Bashkirtsev, V. Gaevska, Z. Bilous, L. Lysa, y O. Zimba, "Remote Monitoring for 5P (Predictive, Preventive, Participatory, Personalized, and Precision) Cardiovascular Medicine: Progress Amidst COVID-19 Pandemic," *Proceeding of the Shevchenko Scientific Society. Medical Sciences*, vol. 71, no. 1, 2023, doi: 10.25040/ntsh.2023.01.14.
- [26] Alcoceba-Herrero, M. B. Coco-Martín, J. M. Jiménez-Pérez, L. Leal-Vega, A. Martín-Gutiérrez, C. Dueñas-Gutiérrez, J. P. Miramontes-González, L. Corral-Gudino, F. de Castro-Rodríguez, P. Royuela-Ruiz, y J. F. Arenillas-Lara, "Randomized Controlled Trial to Assess the Feasibility of a Novel Clinical Decision Support System Based on the Automatic Generation of Alerts through Remote Patient Monitoring," *Journal of Clinical Medicine*, vol. 13, no. 19, p. 5974, 2024, doi: 10.3390/jcm13195974.
- [27] S. P. Nagendra Singh, S. Sasirekha, A. Dhakne, B. V. S. Thrinath, D. Ramya, y R. Thiagarajan, "IoT enabled hybrid model with learning ability for E-health care systems," *Measurement: Sensors*, vol. 24, p. 100567, 2022, doi: 10.1016/j.measen.2022.100567.
- [28] A. R. Ismail, S. Jovanovic, N. Ramzan, y H. Rabah, "ECG Classification Using an Optimal Temporal Convolutional Network for Remote Health Monitoring," *Sensors*, vol. 23, no. 3, p. 1697, 2023, doi: 10.3390/s23031697.
- [29] R.-K. Sheu, Y.-C. Lin, M. S. Pardeshi, C.-Y. Huang, K.-C. Pai, L.-C. Chen, y C.-C. Huang, "Adaptive Autonomous Protocol for Secured Remote Healthcare Using Fully Homomorphic Encryption (AutoPro-RHC)," *Sensors*, vol. 23, no. 20, p. 8504, 2023, doi: 10.3390/s23208504.
- [30] S. Khan, S. Ullah, K. Ullah, S. Almutairi, y S. Aftan, "Implementing Autonomous Control in the Digital-Twins-Based Internet of Robotic Things for Remote Patient Monitoring," *Sensors*, vol. 24, no. 17, p. 5840, 2024, doi: 10.3390/s24175840.
- [31] J. Buekers, A. Arbillaga-Etxarri, E. Gimeno-Santos, D. Donaire-Gonzalez, G. Chevanec, J. M. Aerts, and J. Garcia-Aymerich, "Heart rate and oxygen uptake kinetics obtained from continuous measurements with wearable devices during outdoor walks of patients with COPD," *Digital Health*, vol. 9, 2023, Art. no. 20552076231162989, doi: 10.1177/20552076231162989.
- [32] Z. Tang, H. Hu, C. Xu, and K. Zhao, "Exploring an efficient remote biomedical signal monitoring framework for personal health in the COVID-19 pandemic," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 18, no. 17, p. 9037, 2021, doi: 10.3390/ijerph18179037.
- [33] D. D. Taralunga and B. C. Florea, "A blockchain-enabled framework for mHealth systems," *Sensors*, vol. 21, no. 8, p. 2828, 2021, doi: 10.3390/s21082828.
- [34] A. Rhayem, M. B. A. Mhiri, K. Drira, S. Tazi, and F. Gargouri, "A semantic-enabled and context-aware monitoring system for the internet of medical things," *Expert Systems*, vol. 38, p. e12629, 2021, doi: 10.1111/exsy.12629.
- [35] Y. Huang, F. Yang, S. Liu, R. Wang, J. Guo, and X. Ma, "Liquid metal-based epidermal flexible sensor for wireless breath monitoring and diagnosis enabled by highly sensitive SnS₂ nanosheets," *Research (Washington, D.C.)*, 2021, Art. no. 9847285, 2021, doi: 10.34133/2021/9847285.
- [36] D. Mannhart, E. Hennings, M. Lischer, C. Vernier, J. Du Fay de Lavallaz, S. Knecht, B. Schaer, S. Osswald, M. Kühne, C. Stichler, and P. Badertscher, "Clinical validation of automated corrected QT-interval measurements from a single lead electrocardiogram using a novel smartwatch," *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, vol. 9, p. 906079, 2022, doi: 10.3389/fcvm.2022.906079.
- [37] Y. Zhang, G. Chen, H. Du, X. Yuan, M. Kadoch, and M. Chertier, "Real-time remote health monitoring system driven by 5G MEC-IoT," *Electronics*, vol. 9, no. 11, p. 1753, 2020, doi: 10.3390/electronics9111753.
- [38] J. Ramesh, R. Aburukba, and A. Sagahyroon, "A remote healthcare monitoring framework for diabetes prediction using machine learning," *Healthcare Technology Letters*, vol. 8, no. 3, pp. 45–57, 2021, doi: 10.1049/htl.12010.
- [39] M. Anwar, F. Masud, R. A. Butt, S. M. Idrus, M. N. Ahmad et al., "Traffic priority-aware medical data dissemination scheme for IoT based WBASN healthcare applications," *Computers, Materials & Continua*, vol. 71, no. 3, pp. 4443–4456, 2022, doi: 10.32604/cmc.2022.022826.
- [40] M. Usman, M. Zubair, Z. Ahmad, M. Zaidi, T. Ijyas, M. Parayangat, M. Wajid, M. Shiblee, and S. J. Ali, "Heart rate detection and classification from speech spectral features using machine learning," *Archives of Acoustics*, vol. 46, no. 1, pp. 41–53, 2021, doi: 10.24425/aoa.2021.136559.
- [41] G. J. Lakshmi, M. Ghonge, and A. J. Obaid, "Cloud based IoT Smart Healthcare System for Remote Patient Monitoring," *EAI Endorsed Transactions on Pervasive Health and Technology*, vol. 7, no. 28, p. e4, 2021, doi: 10.4108/eai.15-7-2021.170296.
- [42] S. Iranpak, A. Shahbahrani, and H. Shakeri, "Remote patient monitoring and classifying using the internet of things platform combined with cloud computing," *Journal of Big Data*, vol. 8, no. 120, 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00507-w.
- [43] A. M. Polhemus, J. Novák, J. Ferrao, S. Simblett, M. Radaelli, P. Locatelli, F. Matcham, M. Kerz, J. Weyer, P. Burke, V. Huang, M. F. Dockendorf, G. Temesi, T. Wykes, G. Comi, I. Myin-Germeys, A. Folarin, R. Dobson, N. V. Manyakov, V. A. Narayan, and M. Hotopf, "Human-centered design strategies for device selection in mHealth programs: development of a novel framework and case study," *JMIR mHealth and uHealth*, vol. 8, no. 5, p. e16043, 2020, doi: 10.2196/16043.
- [44] A. Chocron, J. Oster, S. Biton, F. Mandel, M. Elbaz, Y. Y. Zeevi, and J. A. Behar, "Remote atrial fibrillation burden estimation using deep recurrent neural network," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 68, no. 8, pp. 2447–2455, 2021, doi: 10.1109/TBME.2020.3042646.
- [45] M. I. Ahmed and G. Kannan, "Secure and lightweight privacy preserving Internet of Things integration for remote patient monitoring," *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 34, no. 9, pp. 6895–6908, 2022, doi: 10.1016/j.jksuci.2021.07.016.
- [46] S. Arun, E. R. Sykes, and S. Tanbeer, "RemoteHealthConnect: innovating patient monitoring with wearable technology and custom visualization," *Digital Health*, vol. 10, p. 20552076241300748, 2024, doi: 10.1177/20552076241300748.
- [47] M. Abdelazez, S. Rajan, and A. D. C. Chan, "Detection of atrial fibrillation in compressively sensed electrocardiogram for remote monitoring," *Frontiers in Electronics*, vol. 3, p. 906689, 2022, doi: 10.3389/felec.2022.906689.
- [48] K. I. Mohammed, J. Jaafar, A. A. Zaidan, O. S. Albahri, B. B. Zaidan, K. H. Abdulkareem, A. N. Jasim, A. H. Shareef, M. J. Baqer, A. S. Albahri, M. A. Alsalem, and A. H. Alamoodi, "A uniform intelligent prioritisation for solving diverse and big data generated from multiple chronic diseases patients based on hybrid decision-making and voting method," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 91521–91530, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2994746.
- [49] H. Kondylakis, I. A. C. Giglioli, D. Katehakis, H. Aldemir, P. Zikas, G. Papagiannakis, S. Hors-Fraile, P. L. González-Sanz, K. Apostolakis, C. Stephanidis, F. J. Núñez-Benjumea, R. M. Baños-Rivera, L. Fernandez-Luque, and A. Kouroubali, "Stress reduction in perioperative care: feasibility randomized controlled trial," *Journal of Medical Internet Research*, vol. 27, p. e54049, 2025, doi: 10.2196/54049.
- [50] M. Carter, S. C. Linton, S. Zeineddin, J. B. Pitt, C. De Boer, A. Figueroa, A. Gosain, D. Lanning, A. Leshar, S. Islam, C. Sathya, J. L. Holl, H. M. Ghomrawi, and F. Abdullah, "Impact of consumer wearables data on pediatric surgery clinicians'

- management: multi-institutional scenario-based usability study," *JMIR Perioperative Medicine*, vol. 7, p. e58663, 2024, doi: 10.2196/58663.
- [51] L. A. Marchenkova and I. A. Rozanov, "Application of patients remote monitoring in medical organizations of rehabilitation and health resort profile: a narrative review," *Bulletin of Rehabilitation Medicine*, vol. 22, no. 1, pp. 60–68, 2023, doi: 10.38025/2078-1962-2023-22-1-60-68.
 - [52] L.-M. Rosenthal, F. Danne, S. de Belsunce, L. Spath, C.-A. Badur, J. Photiadis, F. Berger, and K. Schmitt, "Application-based remote interstage home monitoring for infants with shunt- or duct-dependent pulmonary perfusion," *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, vol. 11, p. 1493698, 2025, doi: 10.3389/fcvm.2024.1493698.
 - [53] A. Londral, S. Azevedo, P. Dias, C. Ramos, J. Santos, F. Martins, R. Silva, H. Smedo, C. Vital, A. Gualdino, J. Falcão, L. V. Lapão, P. Coelho, and J. G. Fragata, "Developing and validating high-value patient digital follow-up services: a pilot study in cardiac surgery," *BMC Health Services Research*, vol. 22, no. 1, p. 680, 2022, doi: 10.1186/s12913-022-08073-4.
 - [54] M. Cao, R. Ramezani, V. K. Katakwar, W. Zhang, D. Boda, M. Wani, and A. Naeim, "Developing remote patient monitoring infrastructure using commercially available cloud platforms," *Frontiers in Digital Health*, vol. 6, p. 1399461, 2024, doi: 10.3389/fdgh.2024.1399461.
 - [55] Y. C. Lin, R. Hagen, B. D. Powers, S. P. Dineen, J. Milano, E. Hume, O. Sprow, S. Diaz-Carraway, J. B. Permut, J. Deneve, A. Alishahi Tabriz, and K. Turner, "Digital health intervention to reduce malnutrition among individuals with gastrointestinal cancer receiving cytoreductive surgery combined with hyperthermic intraperitoneal chemotherapy: feasibility, acceptability, and usability trial," *JMIR Cancer*, vol. 11, p. e67108, 2025, doi: 10.2196/67108.
 - [56] B. Dholaria, S. T. Bhaskar, V. G. Patel, E. Biltibo, R. Jayani, S. Sengsayadeth, A. Jallouk, J. Jerkins, B. Baer, A. Nur, M. Baljevic, B. N. Savani, D. Morgan, A. A. Kassim, and O. O. Oluwole, "Feasibility of axicabtagene ciloleucel in the outpatient setting: primary analysis of prospective trial," *Bone Marrow Transplantation*, vol. 60, no. 6, pp. 769–772, 2025, doi: 10.1038/s41409-025-02551-z.
 - [57] C. N. Epperson, R. Davis, A. Dempsey, H. C. Haller, D. J. Kupfer, T. Love, P. M. Villarreal, M. Matthews, S. L. Moore, K. Muller, C. D. Schneck, J. L. Scott, R. D. Zane, and E. Frank, "The trifecta of industry, academic, and health system partnership to improve mental health care through smartphone-based remote patient monitoring: development and usability study," *JMIR Formative Research*, vol. 9, p. e57624, 2025, doi: 10.2196/57624.
 - [58] F. Pourpanah and A. Etemad, "Exploring the landscape of ubiquitous in-home health monitoring: a comprehensive survey," *ACM Transactions on Computing for Healthcare*, vol. 5, no. 4, Art. 19, Oct. 2024, 43 pp., doi: 10.1145/3670854.
 - [59] Z. Rashid, A. A. Folarin, Y. Zhang, Y. Ranjan, P. Conde, H. Sankesara, S. Sun, C. Stewart, P. Laiou, and R. J. B. Dobson, "Digital phenotyping of mental and physical conditions: remote monitoring of patients through RADAR-Base platform," *JMIR Mental Health*, vol. 11, p. e51259, 2024, doi: 10.2196/51259.
 - [60] N. Bijlani, O. M. Maldonado, R. Nilforooshan, CR&T Group, P. Barnaghi, and S. Kouchaki, "Utilizing graph neural networks for adverse health detection and personalized decision making in sensor-based remote monitoring for dementia care," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 183, p. 109287, 2024, doi: 10.1016/j.compbiomed.2024.109287.
 - [61] E. Sükei, S. de Leon-Martinez, P. M. Olmos, and A. Artés, "Automatic patient functionality assessment from multimodal data using deep learning techniques - development and feasibility evaluation," *Internet Interventions*, vol. 33, p. 100657, 2023, doi: 10.1016/j.invent.2023.100657.
 - [62] E. H. Davies, K. Fieggen, J. Wilmshurst, O. Anyanwu, R. J. Burman, and S. Komarzynski, "Demonstrating the feasibility of digital health to support pediatric patients in South Africa," *Epilepsia Open*, vol. 6, no. 4, pp. 653–662, 2021, doi: 10.1002/epi4.12527.
 - [63] M. Ianculescu, E.-A. Paraschiv, and A. Alexandru, "Addressing mild cognitive impairment and boosting wellness for the elderly through personalized remote monitoring," *Healthcare*, vol. 10, no. 7, p. 1214, 2022, doi: 10.3390/healthcare10071214.
 - [64] K. Kumar, G. Corvisieri, T. F. Fici, S. I. Hussain, D. Tegolo, and C. Valenti, "Transfer learning for facial expression recognition," *Information*, vol. 16, no. 4, p. 320, 2025, doi: 10.3390/info16040320.
 - [65] V. Ayyaswami, J. Subramanian, J. Nickerson, S. Erban, N. Rosano, D. D. McManus, B. S. Gerber, and J. M. Faro, "A clinician and electronic health record wearable device intervention to increase physical activity in patients with obesity: formative qualitative study," *JMIR Formative Research*, vol. 8, p. e56962, 2024, doi: 10.2196/56962.
 - [66] R. Ramezani, M. Cao, A. Earthperson, and A. Naeim, "Developing a smartwatch-based healthcare application: notes to consider," *Sensors*, vol. 23, no. 15, p. 6652, 2023, doi: 10.3390/s23156652.
 - [67] Z. El Khadiri, R. Latif, and A. Saddik, "Efficient remote health monitoring using deep learning and parallel systems," *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 15, no. 10, 2024, doi: 10.14569/IJACSA.2024.0151020.
 - [68] H. Alasmari, "ScalableDigitalHealth (SDH): An IoT-based scalable framework for remote patient monitoring," *Sensors*, vol. 24, no. 4, p. 1346, 2024, doi: 10.3390/s24041346.
 - [69] N. M. Holekamp, A. M. de Beus, W. L. Clark, and J. S. Heier, "Prospective trial of home optical coherence tomography-guided management of treatment experienced neovascular age-related macular degeneration patients," *Retina (Philadelphia, Pa.)*, vol. 44, no. 10, pp. 1714–1731, 2024, doi: 10.1097/IAE.0000000000004167.
 - [70] C. Park, R. Mishra, J. Golledge, and B. Najafi, "Digital biomarkers of physical frailty and frailty phenotypes using sensor-based physical activity and machine learning," *Sensors*, vol. 21, no. 16, p. 5289, Aug. 2021, doi: 10.3390/s21165289.
 - [71] M. Zahiri, C. Wang, M. Gardea, H. Nguyen, M. Shahbazi, A. Sharafkhan, I. T. Ruiz, C. K. Nguyen, M. S. Bryant, and B. Najafi, "Remote physical frailty monitoring—the application of deep learning-based image processing in tele-health," *IEEE Access: Practical Innovations, Open Solutions*, vol. 8, pp. 219391–219399, 2020, doi: 10.1109/access.2020.3042451.
 - [72] S. Chinnaperumal, M. Periyasamy, A. A. Alhussan, et al., "Secure and intelligent 5G-enabled remote patient monitoring using ANN and Choquet integral fuzzy VIKOR," *Sci. Rep.*, vol. 15, p. 9913, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-93829-1.
 - [73] L. Abirami and J. Karthikeyan, "Digital twin-based healthcare system (DTHS) for earlier Parkinson disease identification and diagnosis using optimized fuzzy based k-nearest neighbor classifier model," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 96661–96672, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3312278.
 - [74] F. Kateb, M. Ragab, F. Abukhodair, et al., "Improved security for IoT-based remote healthcare systems using deep learning with jellyfish search optimization algorithm," *Sci. Rep.*, vol. 15, p. 13223, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-97065-5.
 - [75] A. Chatterjee, A. Prinz, M. A. Riegler, et al., "A systematic review and knowledge mapping on ICT-based remote and automatic COVID-19 patient monitoring and care," *BMC Health Serv. Res.*, vol. 23, p. 1047, 2023, doi: 10.1186/s12913-023-10047-z.
 - [76] M. M. Schuurmans, M. Muszynski, X. Li, R. Marcinkevičs, L. Zimmerli, D. Monserrat Lopez, B. Michel, J. Weiss, R. Hage, M. Roeder, J. E. Vogt, and T. Brunschweiler, "Multimodal remote home monitoring of lung transplant recipients during COVID-19 vaccinations: usability pilot study of the COVIDa desk incorporating wearable devices," *Medicina*, vol. 59, no. 3, p. 617, Mar. 2023, doi: 10.3390/medicina59030617.
 - [77] R. J. Walter, S. D. Schwab, M. Wilkes, D. Yourk, N. Zahradka, J. Pugmire, A. Wolfberg, A. Merritt, J. Boster, K. Loudermilk, S. J. Hipp, and M. J. Morris, "Financial and clinical impact of virtual care during the COVID-19 pandemic: Difference-in-differences analysis," *J. Med. Internet Res.*, vol. 25, p. e44121, 2023, doi: 10.2196/44121.
 - [78] E. Jahaj, P. Gallos, M. Tziomaka, A. Kallipolitis, A. Pasiar, C. Panagopoulos, A. Menychtas, I. Dimopoulou, A. Kotanidou, I. Maglogiannis, and A. G. Vassiliou, "Telehealth-based information retrieval and extraction for analysis of clinical characteristics and symptom patterns in mild COVID-19 patients," *Information*, vol. 15, no. 5, p. 286, 2024, doi: 10.3390/info15050286.
 - [79] S. R. Hassan, I. Ahmad, S. Ahmad, A. Alfaifi, and M. Shafiq, "Remote pain monitoring using fog computing for e-healthcare: an efficient architecture," *Sensors*, vol. 20, no. 22, p. 6574, 2020, doi: 10.3390/s20226574.
 - [80] A. Badr, A. Badawi, A. Rashwan, and K. Elgazzar, "XBeats: A real-time electrocardiogram monitoring and analysis system," *Signals*, vol. 3, no. 2, pp. 189–208, 2022, doi: 10.3390/signals3020013.
 - [81] Ş. Savaşçı, M. Cicioğlu, and A. Çalhan, "IoT-based GPS assisted surveillance system with inter-WBAN geographic routing for pandemic situations," *J. Biomed. Inform.*, vol. 116, p. 103731, 2021, doi: 10.1016/j.jbi.2021.103731.
 - [82] S. Föll, A. Lison, M. Maritsch, K. Klingberg, V. Lehmann, T. Züger, D. Srivastava, S. Jegerlehner, S. Feuerriegel, E. Fleisch, A. Exadaktylos, and F. Wortmann, "A scalable risk-scoring system based on consumer-grade wearables for inpatients with COVID-19: statistical analysis and model development," *JMIR Form. Res.*, vol. 6, no. 6, p. e35717, 2022, doi: 10.2196/35717.
 - [83] D. M. Richards, M. J. Tweardy, S. R. Steinhubl, et al., "Wearable sensor derived decompensation index for continuous remote monitoring of COVID-19 diagnosed patients," *npj Digit. Med.*, vol. 4, p. 155, 2021, doi: 10.1038/s41746-021-00527-z.
 - [84] M. Wiebe, M. Mackay, R. Krishnan, J. Tian, J. Larsson, S. Modanloo, et al., "Feasibility characteristics of wrist-worn fitness trackers in health status monitoring for post-COVID patients in remote and rural areas," *PLOS Digit. Health*, vol. 3, no. 8, p. e0000571, Aug. 2024, doi: 10.1371/journal.pdig.0000571.
 - [85] M. D. Santos, C. Roman, M. A. F. Pimentel, S. Vollam, C. Areia, L. Young, P. Watkinson, and L. Tarassenko, "A real-time wearable system for monitoring vital signs of COVID-19 patients in a hospital setting," *Front. Digit. Health*, vol. 3, p. 630273, 2021, doi: 10.3389/fdgh.2021.630273.
 - [86] L. L. Prasanth and E. Uma, "Revolutionizing neurostimulator care: enhancing remote health monitoring through SDN-cloud networks," *Telecommunication Systems: Modelling, Analysis, Design and Management*, vol. 88, no. 1, pp. 1–16, Mar. 2025.
 - [87] L. Vestito, F. Ferraro, G. Iaconi, G. Genesio, F. Bandini, L. Mori, C. Trompetto, and S. Dellepiane, "STORMS: A pilot feasibility study for occupational teleRehabilitation in multiple sclerosis," *Sensors (Basel, Switzerland)*, vol. 24, no. 19, p. 6470, Oct. 2024, doi: 10.3390/s24196470.
 - [88] T. Stuart, M. Farley, J. Amato, R. Thien, J. Hanna, A. Bhatia, D. M. Clausen, and P. Gutruf, "Biosymbiotic platform for chronic long-range monitoring of biosignals in limited resource settings," *Proc. Natl. Acad. Sci. U.S.A.*, vol. 120, no. 50, p. e2307952120, Dec. 2023, doi: 10.1073/pnas.2307952120.