

Revisión sistemática PRISMA 2020 sobre redes de sensores ópticos inteligentes integradas a plataformas IoT para el monitoreo ambiental en tiempo real y la integración del marco conceptual MCS-RSOI

PRISMA 2020 Systematic Review on Smart Optical Sensor Networks Integrated with IoT Platforms for Real-Time Environmental Monitoring and Integration of the MCS-RSOI Conceptual Framework

Yatzuki L. De Castilla Rosales ^{a,b*}, Edgar Rosas Amaro ^c, Hilario Martines Arano ^d

Abstract:

The convergence of applied photonics, Internet of Things (IoT) platforms, and artificial intelligence (AI) has driven growing scientific production on smart optical sensor networks for real-time environmental monitoring, without a conceptual framework systematically articulating the three domains. This research report aims to synthesise the available evidence and propose an integrative conceptual framework called MCS-RSOI. The PRISMA 2020 protocol was applied across five bibliographic databases (Scopus, IEEE Xplore, ScienceDirect, Springer Link, and MDPI). The final corpus comprises 220 documents subjected to independent thematic coding (Intracoder Agreement Percentage: IAP = 91.3%; Cohen's Kappa computed between two independent coders: $\kappa = 0.87$). Thematic analysis identified 23 design principles organised into a five-layer model: Optical Perception, Energy Management and Communication, Edge Computing, IoT Platform and Data Management, and Analytical Intelligence. Expert content appraisal using the CUVE-RSOI instrument (16 items, four dimensions) by a five-expert panel yielded a Mean Expert Rating (MVE) = 3.4/4.0 (85.0%), above the 80% acceptance threshold (Lynn, 1986). The critical gap identified—scarce implementation of explainable AI (XAI) in environmental monitoring—is formalised as a mandatory design principle. The MCS-RSOI is an original theoretical contribution for researchers, system designers, and environmental regulators.

Keywords:

Optical sensors, internet of things, artificial intelligence, environmental monitoring, systematic review, PRISMA 2020.

Resumen:

La convergencia entre la fotónica aplicada, las plataformas de Internet de las Cosas (IoT) y la inteligencia artificial (IA) ha generado una creciente producción científica sobre redes de sensores ópticos inteligentes para el monitoreo ambiental en tiempo real, sin un marco conceptual que articule sistemáticamente los tres dominios. El presente reporte de investigación tiene como objetivo sintetizar la evidencia disponible y proponer un marco conceptual integrador denominado MCS-RSOI (Marco Conceptual de Sistemas de Redes de Sensores Ópticos Inteligentes). Se aplicó el protocolo PRISMA 2020 en cinco bases de datos bibliográficas: Scopus, IEEE Xplore, ScienceDirect, SpringerLink y MDPI. El corpus final comprende 220 documentos, sometidos a codificación temática con doble revisión independiente (Porcentaje de Acuerdo Intracodificador: PAI = 91.3%; coeficiente Kappa de Cohen: $\kappa = 0.87$). El análisis temático identificó 23 principios de diseño organizados en el modelo de cinco capas MCS-RSOI: Percepción Óptica, Gestión Energética y Comunicación, Cómputo en el Borde, Plataforma IoT y Gestión de Datos, e Inteligencia Analítica. La valoración del marco por un panel de cinco expertos mediante el instrumento CUVE-RSOI obtuvo una Media de Valoración Experta (MVE) = 3.4/4.0 (85.0%), por encima del umbral de aceptación del 80% (Lynn, 1986). La brecha crítica identificada es la escasa implementación de IA explicable (XAI) en sistemas de monitoreo ambiental, formalizada en el marco como un principio de diseño obligatorio. El MCS-RSOI constituye una contribución teórica original para investigadores, diseñadores de sistemas y reguladores en el ámbito del monitoreo ambiental automático.

Palabras Clave:

Sensores ópticos, internet de las cosas, inteligencia artificial, monitoreo ambiental, revisión sistemática, PRISMA 2020.

^a Autor de Correspondencia, Universidad Internacional de Aguascalientes | Doctorado en Tecnologías de la Transformación Digital | Aguascalientes | México, <https://orcid.org/0000-0002-8439-6780>, Email: yatzuki.decastilla@correo.buap.mx

^b Benemérita Universidad Autónoma de Puebla | Facultad de Administración | Puebla | México, <https://orcid.org/0000-0002-8439-6780>, Email: yatzuki.decastilla@correo.buap.mx

^c Universidad Internacional de Aguascalientes | Doctorado en Tecnologías de la Transformación Digital | Aguascalientes | México, <https://orcid.org/0009-0003-4653-5529>, Email: edgar.rosas@correo.buap.mx

^d Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo | Escuela Superior Tepeji del Río | Tepeji del Río de Ocampo | México, <https://orcid.org/0000-0001-6129-7352>, Email: hilario_martines@uaeh.edu.mx

1. Introducción

El monitoreo ambiental en tiempo real es esencial ante la contaminación del agua, la degradación del aire y la pérdida de biodiversidad en ecosistemas vulnerables. Los métodos tradicionales de muestreo manual tienen limitaciones en la cobertura espacial y temporal, lo que dificulta la detección temprana de contaminaciones severas. Para superar estas barreras, tres tecnologías complementarias son clave: (a) la fotónica para medir variables ambientales, (b) plataformas de Internet de las Cosas (IoT) para transmitir y gestionar datos de manera distribuida, y (c) algoritmos de Inteligencia Artificial (IA) para análisis predictivos. Sin embargo, estos campos han avanzado de forma independiente y rara vez se combinan en un sistema integrado para el diseño de soluciones (Narayana et al., 2024; Bandara et al., 2025).

La literatura revela una brecha clara: los modelos de referencia arquitectónica para IoT, como el IoT Architectural Reference Model (IoT-A) y el Industrial Internet Consortium (IIC) Framework, carecen de criterios específicos para la selección de transductores ópticos y no consideran la explicabilidad algorítmica (XAI) como un requisito formal de diseño. Aunque los estudios empíricos recientes logran integrar parcialmente dos de los tres dominios, aún no ofrecen un marco de diseño validado y sistemático para redes de sensores ópticos distribuidos (Essamlali et al., 2024; Popescu et al., 2024).

Las revisiones sistemáticas con protocolo explícito, como PRISMA 2020 (Page et al., 2021), permiten sintetizar de forma transparente y reproducible la evidencia disponible en un campo tecnológico, reduciendo el sesgo de selección y facilitando la acumulación de conocimiento. En el contexto de los sensores ópticos para IoT ambiental, donde la producción científica creció a ritmo acelerado entre 2019 y 2025, la aplicación de PRISMA 2020 es especialmente pertinente para identificar patrones de convergencia tecnológica e integrar hallazgos dispersos en bases de datos complementarias. Este informe de investigación aborda esa brecha mediante una revisión sistemática PRISMA 2020 (Page et al., 2021), con cuatro objetivos específicos: (OE1) identificar las tecnologías de sensado óptico más apropiadas para el monitoreo ambiental en tiempo real y distribuido; (OE2) determinar las arquitecturas IoT y los protocolos de comunicación que facilitan su integración eficiente; (OE3) establecer los algoritmos de IA más efectivos para el procesamiento de datos ambientales; y (OE4) sintetizar los resultados en el Marco Conceptual MCS-RSOL. Cabe señalar que el presente estudio tiene carácter documental; sus conclusiones se derivan del corpus revisado y requieren validación empírica mediante prototipos integrados, lo que constituye una de sus limitaciones principales. La pregunta de investigación que guía el estudio es: ¿Cuáles

son los principios de diseño, derivados de una síntesis sistemática de evidencia, que deben gobernar la integración de sensores ópticos con arquitecturas IoT e inteligencia artificial (IA) orientada al monitoreo ambiental en tiempo real?

2. Diseño de la Investigación

2.1 Tipo de estudio y protocolo

El presente trabajo adopta un diseño de investigación documental-teórico, concretamente una revisión sistemática de la literatura, siguiendo el protocolo PRISMA 2020 (Page et al., 2021). Este protocolo se seleccionó por su transparencia metodológica, reproducibilidad y adecuación para campos tecnológicos de rápida evolución (Booth et al., 2026; Xiao y Watson, 2019). Aunque existen otras metodologías de revisión sistemática, como PRISMA-ScR para revisiones de alcance (Tricco et al., 2018), ENTREQ para síntesis cualitativa (Tong et al., 2012) o las guías ROSES para revisiones medioambientales (Haddaway et al., 2018), el protocolo PRISMA 2020 fue seleccionado por su mayor adopción en el área de Ciencias de la Computación e Ingeniería de Sistemas (Page et al., 2021). El flujo de selección documental se presenta en la Figura 1.

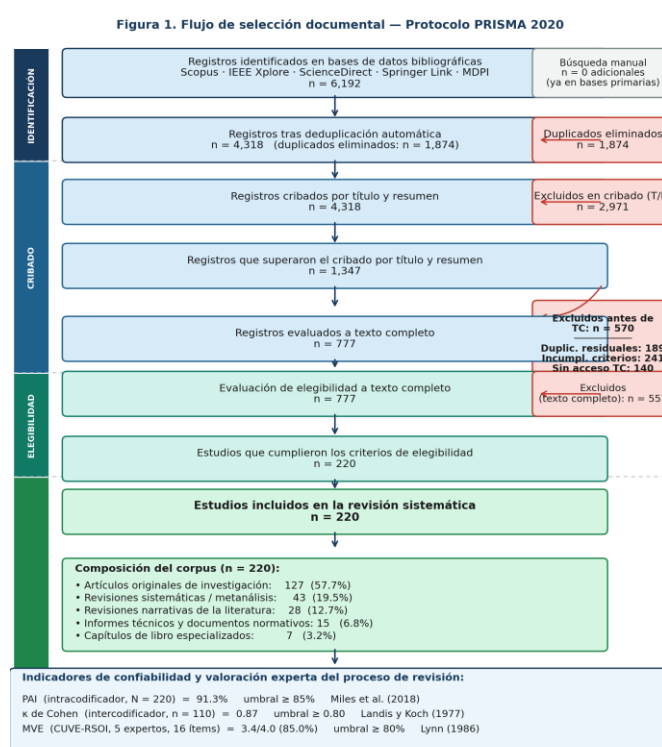


Figura 1. Flujo de selección documental PRISMA 2020.

Nota. El diagrama muestra las cuatro fases del protocolo PRISMA 2020: identificación (n = 6,192 registros iniciales); cribado por título y resumen (n = 4,318 tras deduplicación; 1,347 superaron el cribado; 570 excluidos

por duplicación tardía, incumplimiento de criterios en abstract o ausencia de texto completo); elegibilidad a texto completo ($n = 777$ evaluados; 557 excluidos); e inclusión ($n = 220$ documentos finales). Los indicadores de confiabilidad de la codificación temática ($PAI = 91.3\%$; $\kappa = 0.87$) y la valoración experta del marco MCS-RSOI ($MVE = 85.0\%$) se incluyen al pie del diagrama. Elaboración propia.

2.2 Fuentes de información y estrategia de búsqueda

Se llevaron a cabo búsquedas en cinco bases de datos complementarias: Scopus (Elsevier), IEEE Xplore, ScienceDirect, Springer Link y MDPI. Las búsquedas se ejecutaron entre el 27 de octubre y el 15 de diciembre de 2025. La cadena de búsqueda principal, adaptada a la sintaxis de cada base, fue: (("optical sensor*" OR "photonic sensor*" OR "fiber optic sensor*" OR "SPR sensor*" OR "fluorescence sensor*") AND ("Internet of Things" OR "IoT" OR "wireless sensor network*" OR "LPWAN") AND ("environmental monitoring" OR "water quality" OR "air quality" OR "real-time monitoring")). Los filtros aplicados fueron: período 2019–2025, idiomas inglés/español/portugués, y tipos documentales: artículos originales, revisiones sistemáticas, informes técnicos y capítulos de libro arbitrados. Los términos se aplicaron en título, resumen y palabras clave (TITLE-ABS-KEY en Scopus; All Metadata en IEEE Xplore). También se realizó búsqueda manual hacia atrás y hacia adelante; esos documentos ya estaban en las bases primarias y no sumaron registros adicionales al total incluido ($n = 0$ documentos adicionales).

2.3 Criterios de elegibilidad

Inclusión: Artículos originales arbitrados, revisiones sistemáticas, revisiones narrativas de la literatura, informes técnicos y documentos normativos que aborden al menos uno de los tres dominios en el contexto de monitoreo ambiental; texto completo disponible; publicados entre 2019 y 2025; en inglés, español o portugués. También se incluyeron capítulos de libro especializados cuando formaban parte de publicaciones académicas arbitradas e indexadas en las bases de datos consultadas. Los informes técnicos y documentos normativos fueron incluidos aunque no siguieran un proceso formal de revisión por pares, dado su carácter institucional y su relevancia para los límites regulatorios de detección.

Exclusión: resúmenes sin texto completo; documentos sin revisión por pares, excepto informes técnicos y documentos normativos de organismos internacionales o gubernamentales incluidos por su relevancia regulatoria;

estudios cuyo enfoque principal no fuera ambiental (biomédico, industrial).

2.4 Proceso de codificación temática

Dos investigadores revisaron de manera independiente títulos y resúmenes, evaluaron los textos completos según los criterios de elegibilidad. Las discrepancias se resolvieron mediante consenso. El corpus final fue sometido a codificación temática en dos rondas independientes, separadas por cuatro semanas. Se calculó el Porcentaje de Acuerdo Intracodificador (PAI) sobre el corpus completo ($N = 220$ documentos) para cuantificar la consistencia temporal de un mismo codificador entre las dos rondas separadas por cuatro semanas, es decir, mide la estabilidad intracodificadora, no el acuerdo entre personas distintas (Miles et al., 2018). Adicionalmente, se calculó el coeficiente Kappa de Cohen (κ) sobre una submuestra estratificada de $n = 110$ documentos (50% del corpus), seleccionados de forma proporcional entre las cinco capas, para cuantificar el acuerdo entre los dos codificadores independientes, indicador de fiabilidad intercodificadora (Landis y Koch, 1977). Ambos indicadores fueron calculados de forma independiente y miden dimensiones distintas de la confiabilidad del proceso de codificación.

2.5 Valoración experta del marco conceptual

El marco conceptual MCS-RSOI en su conjunto, incluyendo sus 23 principios de diseño, fue sometido a valoración experta mediante el instrumento CUVE-RSOI, que consta de 16 ítems en cuatro dimensiones: pertinencia conceptual, suficiencia de descriptores, claridad operativa y aplicabilidad. Cinco expertos con doctorado en Ingeniería, Física Aplicada o Ciencias de la Computación, evaluaron cada dimensión con una escala Likert de 4 puntos (1 = Inadecuado; 4 = Muy adecuado). El indicador de consenso experto se calculó como la media de las puntuaciones Likert (1–4) otorgadas por los cinco expertos en cada dimensión del instrumento CUVE-RSOI, convertida posteriormente a porcentaje. Si bien este cálculo difiere de la fórmula original de Lawshe (1975) (basada en la proporción de expertos que califican un ítem como "esencial"), el umbral del 80% ($M \geq 3.2/4.0$) es coherente con el criterio de aceptación de Lynn (1986) para escalas Likert de contenido. El indicador reportado corresponde a una Media de Valoración Experta por dimensión (MVE). Esta denominación se adopta de forma consistente en todo el artículo. Los resultados se agregaron por dimensión antes de calcular la media global del panel.

3. Análisis de Datos y Resultados

3.1 Selección y caracterización del corpus

La búsqueda inicial recuperó 6,192 registros. Tras eliminar duplicados (dejando 4,318 registros únicos), se realizó un cribado por título y resumen del que 1,347 registros superaron esa fase. De estos, 570 fueron excluidos antes de la revisión a texto completo por las siguientes razones: (a) duplicados residuales detectados en la verificación manual, $n = 189$; (b) documentos cuyo resumen completo evidenciaba incumplimiento de los criterios de inclusión, $n = 241$; y (c) documentos sin acceso verificado al texto completo, $n = 140$. Los 777 documentos restantes fueron evaluados a texto completo; de ellos, 557 fueron excluidos y 220 conformaron el corpus final. Los documentos identificados por búsqueda manual que cumplían con los criterios de inclusión ya estaban en las bases primarias, por lo que no sumaron registros adicionales al total incluido (véase Figura 1).

El corpus, según la tipología documental, comprende 127 artículos originales de investigación (57.7%), 43 revisiones sistemáticas o metanálisis (19.5%), 28 artículos de revisión narrativa (12.7%), 15 informes técnicos y documentos normativos (6.8%) y 7 capítulos de libro especializado (3.2%). La distribución temporal revela una tendencia de crecimiento progresivo, con los años 2023–2025 destacándose por patrones de integración más avanzados, como el aprendizaje federado, la recalibración continua y los módulos de explicabilidad embebidos.

3.2 Indicadores de confiabilidad y valoración experta

La Tabla 1 presenta los tres indicadores de confiabilidad y valoración experta obtenidos. Todos superaron los límites de referencia establecidos en la literatura metodológica, lo que sustenta la objetividad del proceso de codificación y la pertinencia del marco conceptual resultante.

Tabla 1. Indicadores de confiabilidad y valoración experta del proceso de revisión.

Indicador	Valor obtenido	Umbral de referencia	Fuente del criterio
Porcentaje de Acuerdo Intracodificador (PAI)	91.3%	$\geq 85\%$	Miles et al. (2018)
Kappa de Cohen (κ) — intercodificador, $n = 110$	0.87	≥ 0.80 («casi perfecto»)	Landis y Koch (1977)
Media de Valoración Experta (MVE, CUVE-RSOI), 5 expertos	3.4/4.0 (85.0%)	$\geq 80\%$	Lynn (1986)

Nota. PAI = Porcentaje de Acuerdo Intracodificador, calculado sobre el corpus completo ($N = 220$). κ = calculado sobre una submuestra estratificada ($n = 110$). MVE = Media de Valoración Experta, calculada con el instrumento CUVE-RSOI (16 ítems, escala Likert de 1–4). Elaboración propia.

3.3 Distribución del corpus por capas del MCS-RSOI

La Tabla 2 presenta la distribución de los 220 documentos según su asignación temática primaria a las cinco capas del modelo MCS-RSOI. La mayor proporción corresponde a la Percepción Óptica (Capa 1, 26.4%), lo que refleja el papel fundacional de la calidad del sensado a lo largo de toda la cadena del sistema. La Inteligencia Analítica (Capa 5, 21.8%) ocupa el segundo lugar, lo que evidencia el crecimiento acelerado de las aplicaciones de IA en el campo.

Tabla 2. Distribución del corpus documental por capa del modelo MCS-RSOI.

Capa del modelo MCS-RSOI	n	% del corpus	Tecnologías más frecuentes
Percepción Óptica (Capa 1)	58	26.4%	Fibra óptica evanescente, SPR, fluorescencia inducida
Gestión Energética y Comunicación (Capa 2)	42	19.1%	LoRaWAN, NB-IoT, harvesting solar/RF, duty cycling
Cómputo en el Borde (Capa 3)	38	17.3%	Edge/fog computing, TinyML, detección de anomalías
Plataforma IoT y Gestión de Datos (Capa 4)	34	15.5%	AWS IoT Core, MQTT/CoAP, bases de series temporales
Inteligencia Analítica (Capa 5)	48	21.8%	LSTM, CNN, Random Forest; XAI (SHAP, LIME)
TOTAL	220	100%	—

Nota. La asignación de documentos por capa se realizó mediante codificación temática con doble revisión independiente ($\kappa = 0.87$). Un mismo documento puede contribuir a más de una capa; la tabla reporta la capa de asignación primaria. Elaboración propia.

3.4 OE1: Tecnologías de sensado óptico

El análisis del corpus de la Capa 1 identificó cinco familias de sensores ópticos utilizados en monitoreo ambiental distribuido: sensores de absorción UV-Vis, sensores de fluorescencia, sensores de resonancia de plasmión superficial (SPR), sensores de fibra óptica y biosensores fotónicos integrados. Los sensores de fibra óptica y SPR

mostraron, en el conjunto de documentos analizados, una combinación favorable de límite de detección (LOD en el rango ppb-ppt), selectividad frente a interferentes comunes en matrices ambientales y compatibilidad con arquitecturas IoT de bajo consumo energético (Kumar et al., 2024; Darwish et al., 2024; Pendao y Silva, 2022). Los sensores de fluorescencia ofrecen ventajas específicas en detectar materia orgánica disuelta y cianobacterias. Los biosensores fotónicos integrados, aunque aún con menor madurez tecnológica para despliegues autónomos en campo, tienen un gran potencial para miniaturización y detección de múltiples analitos. Se desarrollaron nueve principios de diseño (P1–P9) que abarcan modularidad, autocalibración, cumplimiento de límites de detección normativos, selectividad, respuesta en tiempo real, robustez en campo, miniaturización, detección multi-analito y calibración cruzada entre nodos.

3.5 OE2: Arquitecturas IoT y protocolos de comunicación

El análisis de los documentos de las Capas 2–4 confirmó que LoRaWAN y NB-IoT son los protocolos LPWAN (Low Power Wide Area Network) predominantes en sistemas de monitoreo ambiental de largo alcance: LoRaWAN se prefiere en entornos rurales con poca infraestructura, mientras que NB-IoT es más adecuado en zonas urbanas con cobertura celular. La arquitectura de tres niveles (Edge, fog y cloud) es la forma de despliegue más frecuente, superando a la arquitectura edge-cloud directa, lo que indica un cambio hacia un procesamiento más distribuido y con menor dependencia de la nube (Essamlali et al., 2024; Bandara et al., 2025). El harvesting energético adaptativo, principalmente solar, se reportó de forma recurrente en sistemas con nodos de operación autónoma prolongada (Naifar et al., 2024; Moiroux-Arvis et al., 2023). Ocho principios de diseño (P10–P17) surgieron para gobernar aspectos como el duty cycling adaptativo, el harvesting energético, la selección de protocolo LPWAN, las actualizaciones remotas OTA, el cifrado AES-128, la inferencia en el borde con TinyML, la detección local de anomalías y la fusión multisensor.

3.6 OE3: Algoritmos de inteligencia artificial para datos ambientales

El análisis de los 48 documentos de la Capa 5 evidenció que las arquitecturas LSTM (Long Short-Term Memory) y GRU (Gated Recurrent Unit) mostraron, en general, un mejor desempeño reportado en los estudios analizados para la predicción de series temporales ambientales, en comparación con modelos basados en árboles y métodos estadísticos tradicionales. Las redes neuronales convolucionales (CNN) demostraron un rendimiento

excelente en tareas de clasificación espectral de alta resolución. La brecha más importante identificada es la escasa adopción de módulos de inteligencia artificial explicable (XAI), que incluyen métodos como SHAP y LIME para hacer auditables las decisiones del modelo, presentes solo en una minoría de los documentos de IA ambiental, pese a su relevancia regulatoria en contextos de alerta ambiental automática (Miller et al., 2025; European Parliament y Council of the European Union, 2024). Como resultado, se establecieron tres principios de diseño (P21–P23) que formalizan el modelado predictivo, la explicabilidad XAI y el reentrenamiento continuo ante la deriva de datos.

3.7 OE4: El marco conceptual MCS-RSOI

Los 23 principios de diseño, cuya pertinencia fue respaldada por la valoración experta del marco en su conjunto (MVE = 85.0%), se organizan en la arquitectura de cinco capas del MCS-RSOI. De manera transversal y complementaria, estos principios se agrupan en seis categorías funcionales analíticas: Arquitectura del sistema, Nodo sensor y hardware, Calibración y calidad de datos, Comunicación y conectividad, Procesamiento en borde e IoT, e Inteligencia artificial e interpretabilidad. Esta clasificación transversal no contradice la arquitectura en capas, ya que varios principios tienen implicaciones de diseño en más de una capa al mismo tiempo.

La Tabla 3 presenta los 23 principios de diseño del MCS-RSOI con su descripción funcional y la capa correspondiente. Los principios P18 (Interoperabilidad con plataformas de nube estándar), P19 (Almacenamiento en series temporales) y P20 (Trazabilidad de datos) corresponden a la Capa 4 (Plataforma IoT y Gestión de Datos) y forman parte del marco cuya pertinencia global fue valorada mediante el instrumento CUVE-RSOI (MVE = 85.0%). La tabla completa P1–P23 se incluye a continuación para garantizar la transparencia y reproducibilidad del marco conceptual propuesto. Un rasgo distintivo del MCS-RSOI es la interacción de retroalimentación entre capas: el principio de autocalibración (Capa 1, P2) y el reentrenamiento continuo de modelos (Capa 5, P23) están estrechamente ligados. La deriva en la calibración de un sensor disminuye la calidad de los datos de entrenamiento, lo que puede activar señales de reentrenamiento que envían órdenes de recalibración a la Capa 1. Esta interacción entre capas no adyacentes es una característica de los sistemas RSOI más avanzados, que no está reflejada en marcos de referencia previos como IoT-A, IIC (Gubbi et al., 2013; Mineraud et al., 2016) o Zanella et al. (2014; Akpakwu et al., 2018).

Tabla 3. Principios de diseño del marco conceptual MCS-RSOI: nombre, descripción, capa y categoría funcional.

N°	Nombre del principio	Descripción	Capa MCS-RSOI	Categoría funcional
P1	Modularidad del transductor	Interfaces físicas estandarizadas que permitan sustituir el transductor óptico sin rediseñar la electrónica ni el firmware.	Capa 1	Arquitectura del sistema
P2	Autocalibración periódica	Rutinas de autocalibración con referencias internas a intervalos programables para compensar deriva térmica y envejecimiento del fotodetector.	Capa 1	Calibración y calidad de datos
P3	Límite de detección normativo	El LOD del sensor debe ser $\leq$ al límite máximo permisible normativo para el analito objetivo.	Capa 1	Nodo sensor y hardware
P4	Selectividad frente a interferentes	El transductor mantiene su respuesta al analito objetivo en presencia de interferentes comunes de la matriz ambiental.	Capa 1	Nodo sensor y hardware
P5	Respuesta en tiempo real	Tiempo de respuesta ≤ 60 s para alertas tempranas; ≤ 300 s para monitoreo continuo.	Capa 1	Nodo sensor y hardware
P6	Robustez en campo	Operación dentro de rangos de temperatura, humedad y exposición solar del entorno; IP65 o superior para instalaciones al aire libre.	Capa 1	Nodo sensor y hardware

N°	Nombre del principio	Descripción	Capa MCS-RSOI	Categoría funcional
P7	Miniaturización para IoT	Compatible en forma y consumo con plataformas embebidas de bajo consumo para nodos IoT autónomos.	Capa 1	Nodo sensor y hardware
P8	Detección multi-analito	Medición simultánea o multiplexada de al menos dos analitos ambientales con un único módulo óptico.	Capa 1	Nodo sensor y hardware
P9	Calibración cruzada entre nodos	Protocolos que detecten y corrijan desviaciones entre sensores del mismo tipo desplegados en distintos puntos de la red.	Capa 1	Calibración y calidad de datos
P10	Duty cycling adaptativo	Ajuste dinámico de la frecuencia de muestreo y transmisión según nivel de batería y estado de la red.	Capa 2	Comunicación y conectividad
P11	Harvesting energético adaptativo	Fuente de captación de energía ambiental con gestión dinámica de carga para autonomía operativa extendida.	Capa 2	Nodo sensor y hardware
P12	Protocolo LPWAN por contexto	Selección de protocolo LPWAN según cobertura, densidad de nodos, latencia requerida y costo operativo.	Capa 2	Comunicación y conectividad
P13	Actualizaciones OTA seguras	Actualización remota de firmware con verificación criptográfica de integridad y capacidad de reversión en caso de fallo.	Capa 2	Comunicación y conectividad

N°	Nombre del principio	Descripción	Cap a MCS - RSOI	Categoría funcional
P14	Cifrado AES-128 extremo a extremo	Transmisiones entre nodo y plataforma IoT cifradas con AES-128 mínimo, incluidos paquetes de control y calibración.	Cap a 2	Comunicación y conectividad
P15	Inferencia en el borde con TinyML	Algoritmos de clasificación y detección de anomalías ejecutados localmente mediante modelos TinyML cuantizados.	Cap a 3	Procesamiento en borde e IoT
P16	Detección local de anomalías	Detección de valores atípicos en tiempo real mediante umbrales adaptativos sin depender de conectividad con la nube.	Cap a 3	Procesamiento en borde e IoT
P17	Fusión multisensor en el borde	La pasarela edge integra lecturas de múltiples nodos heterogéneos aplicando algoritmos de fusión antes de transmitir a la nube.	Cap a 3	Procesamiento en borde e IoT
P18	Interoperabilidad nube estándar	APIs compatibles con principales proveedores de nube y estándares abiertos para portabilidad del sistema.	Cap a 4	Procesamiento en borde e IoT
P19	Almacenamiento en series temporales	Bases de datos optimizadas para series temporales con políticas de retención diferenciadas por resolución y criticidad.	Cap a 4	Procesamiento en borde e IoT

N°	Nombre del principio	Descripción	Cap a MCS - RSOI	Categoría funcional
P20	Trazabilidad de datos	Cada lectura incluye metadatos de procedencia: ID del nodo, marca temporal UTC, versión del firmware y resultado de calibración.	Cap a 4	Calibración y calidad de datos
P21	Modelado predictivo ambiental	Modelos de IA entrenados con series temporales históricas del sitio, incorporando variables contextuales para mejorar la precisión.	Cap a 5	IA e interpretabilidad
P22	Explicabilidad XAI obligatoria	Todo modelo de IA que genere alertas automáticas incorpora módulos XAI (SHAP, LIME) para justificar la decisión ante reguladores.	Cap a 5	IA e interpretabilidad
P23	Reentrenamiento continuo ante deriva	Detección automática de concept drift y activación del reentrenamiento o cuando la precisión cae por debajo del umbral definido.	Cap a 5	IA e interpretabilidad

Nota. Los 23 principios fueron derivados mediante síntesis temática de 220 documentos. La pertinencia del marco en su conjunto fue valorada por cinco expertos con el instrumento CUVE-RSOI (16 ítems en cuatro dimensiones; MVE = 85.0%); la evaluación se realizó a nivel de marco global, no de principio individual. Codificación temática con revisión independiente por dos codificadores ($\kappa = 0.87$). Elaboración propia.

4. Contribución a la Literatura

El MCS-RSOI avanza sobre los marcos de referencia previos en cuatro dimensiones específicas que no habían sido abordadas de forma conjunta en la literatura revisada. Primera, especificidad óptica: los nueve principios de la Capa 1 incluyen criterios cuantificables de LOD,

selectividad y estabilidad térmica que los frameworks IoT genéricos no contemplan. Segunda, incorporación de XAI como principio de diseño obligatorio (P22), no como tendencia futura, en respuesta directa a la brecha identificada en el corpus. Tercera, formalización de la autonomía energética mediante dos principios explícitos (P10 y P11), frente a su tratamiento incidental en marcos previos. Cuarta, solidez metodológica: la síntesis PRISMA con doble codificación independiente ($\kappa = 0.87$) y valoración experta del marco (MVE = 85.0%) proporciona una base de evidencia más robusta que los fundamentos conceptuales o de estudio de caso de los marcos anteriores.

La metodología de derivación del marco PRISMA 2020, síntesis temática y validación convergente ofrece, además, una plantilla reproducible para desarrollar marcos conceptuales basados en evidencia en campos tecnológicos en rápida evolución. La brecha en la interpretabilidad XAI, con mayor impacto práctico, respalda la recomendación de integrar módulos SHAP o LIME desde la fase de diseño del sistema, en lugar de añadirlos posteriormente, tanto para cumplir con requisitos regulatorios emergentes (European Parliament y Council of the European Union, 2024) como para promover la aceptación institucional de las alertas ambientales automatizadas.

5. Conclusiones

Esta revisión sistemática evidenció la convergencia arquitectónica entre la fotónica aplicada, la ingeniería IoT y la Inteligencia Artificial en el monitoreo ambiental, demostrando que esta integración es funcional, no solo bibliométrica: las decisiones de diseño en cada nivel del sistema afectan las posibilidades técnicas en los niveles adyacentes. El marco MCS-RSOI, con cinco capas, 23 principios de diseño y seis categorías funcionales, articula en una sola estructura dimensiones no abordadas conjuntamente por los marcos de referencia previos revisados, con respaldo metodológico sistemático (PAI = 91.3%; $\kappa = 0.87$) y valoración experta del marco (MVE = 85.0%).

La brecha de interpretabilidad en XAI es el hallazgo de mayor impacto práctico inmediato: solo una minoría de los estudios de IA ambiental abordó la interpretabilidad, pese a su creciente relevancia regulatoria. Formalizar XAI como principio de diseño obligatorio (P22) es la aportación con mayor repercusión potencial para investigadores, diseñadores de sistemas y organismos reguladores ambientales.

En comparación con los marcos de referencia IoT genéricos previos —IoT-A (Gubbi et al., 2013; Mineraud et al., 2016) y el IIC Framework (Zanella et al., 2014; Akpakwu et al., 2018)—, el MCS-RSOI incorpora tres

elementos ausentes en esas propuestas: (a) criterios cuantitativos de selección de transductores ópticos (LOD, selectividad, robustez térmica; P1–P9); (b) la explicabilidad XAI como requisito de diseño obligatorio, no como función opcional (P22); y (c) la retroalimentación bidireccional entre la Capa 1 (autocalibración, P2) y la Capa 5 (reentrenamiento, P23). Frente a revisiones sistemáticas recientes en el campo, como la de Essamlali et al. (2024) sobre IoT y calidad del agua, o la de Bandara et al. (2025) sobre sensores IoT y servicios de localización, el MCS-RSOI aporta una sistematización de principios de diseño con valoración experta formal, en lugar de limitarse a catalogar tecnologías existentes. En comparación con los marcos de referencia IoT genéricos previos, IoT-A (Gubbi et al., 2013; Mineraud et al., 2016) y el IIC Framework (Zanella et al., 2014; Akpakwu et al., 2018), el MCS-RSOI incorpora tres elementos ausentes en esas propuestas: (a) criterios cuantitativos de selección de transductores ópticos (LOD, selectividad, robustez térmica; P1–P9); (b) la explicabilidad XAI como requisito de diseño obligatorio, no como función opcional (P22); y (c) la retroalimentación bidireccional entre la Capa 1 (autocalibración, P2) y la Capa 5 (reentrenamiento, P23). Frente a revisiones sistemáticas recientes, como Essamlali et al. (2024) o Bandara et al. (2025), el MCS-RSOI aporta una sistematización de principios de diseño con valoración experta, en lugar de limitarse a catalogar tecnologías existentes. La limitación principal del estudio es su carácter documental: los 23 principios requieren validación empírica mediante prototipos multicapa integrados. Entre las limitaciones del estudio destacan: (a) carácter documental, ya que los 23 principios derivan de la síntesis de evidencia publicada y no de experimentos propios; (b) sesgo idiomático, dado que el corpus se restringió a documentos en inglés, español y portugués; (c) corte temporal al 15 de diciembre de 2025, que excluye publicaciones posteriores; y (d) alcance de la valoración experta, que evaluó el marco en su conjunto y no cada principio de forma individual. Las líneas de investigación futura prioritarias son: (a) validación experimental del MCS-RSOI mediante prototipos de laboratorio o de campo; (b) desarrollo de benchmarks estandarizados para tecnologías ópticas en matrices ambientales reales; y (c) marcos de ciberseguridad específicos para redes de sensores ópticos IoT ambientales. Se recomienda además ampliar el corpus con documentación en chino y árabe para reducir el sesgo idiomático identificado, y ejecutar estudios de caso en cuencas y ecosistemas de América Latina para la validación contextual del modelo.

Referencias

- [1] Akpakwu, G. A., Silva, B. J., Hancke, G. P., y Abu-Mahfouz, A. M. (2018). A survey on 5G networks for the Internet of Things: Communication technologies and challenges. *IEEE Access*, 6, 3619–3647. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2779844> Alotaibi, E., y

- Nassif, N. (2024). Artificial intelligence in environmental monitoring: In-depth analysis. *Discover Artificial Intelligence*, 4, 84. <https://doi.org/10.1007/s44163-024-00198-1>
- [2] Bandara, R., Jayasinghe, A., y Retscher, G. (2025). The integration of IoT (Internet of Things) sensors and location-based services for water quality monitoring: A systematic literature review. *Sensors*, 25(6), 1918. <https://doi.org/10.3390/s25061918>
- [3] Booth, A., Sutton, A., Clowes, M., y Martyn-St James, M. (2026). Systematic approaches to a successful literature review (3.era ed.). SAGE Publications. <https://doi.org/10.4135/9781036232009>
- [4] Darwish, M., Abd-Elaziem, W., Elsheikh, A., y Zayed, A. (2024). Advancements in nanomaterials for nanosensors: A comprehensive review. *Nanoscale Advances*, 6 (16), 4015-4046. <https://doi.org/10.1039/d4na00214h>
- [5] de Camargo, E., Spanhol, F., Slongo, J., da Silva, M., Pazinato, J., de Lima Lobo, A., . . . Oyamada, M. (2023). Low-Cost Water Quality Sensors for IoT: A Systematic Review. *Sensors*, 23(9), 1-27. <https://doi.org/10.3390/s23094424>
- [6] deSouza, P., Kahn, R., Tehya, S., Obermann, W., Crawford, B., Wang, A., . . . Kinney, P. (2022). Calibrating networks of low-cost air quality sensors. *Atmospheric Measurement Techniques*, 15(21), 6309-6328. <https://doi.org/10.5194/amt-15-6309-2022>
- [7] Essamlali, I., Nhaila, H., y El Khaili, M. (2024). Advances in machine learning and IoT for water quality monitoring: A comprehensive review. *Heliyon*, 10(6), e27920. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e27920>
- [8] European Parliament y Council of the European Union. (2024). Regulation (EU) 2024/1689: Artificial Intelligence Act. Official Journal of the European Union, L 2024/1689. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2024/1689/oj>
- [9] Fdez-Sanromán, A., Bernárdez-Rodas, N., Rosales, E., Pazos, M., González-Romero, E., y Sanromán, M. (2025). Biosensor Technologies for Water Quality: Detection of Emerging Contaminants and Pathogens. *Biosensors*, 15(3). <https://doi.org/10.3390/bios15030189>
- [10] Gubbi, J., Buyya, R., Marusic, S., y Palaniswami, M. (2013). Haddaway, N. R., Macura, B., Whaley, P., y Pullin, A. S. (2018). ROSES Reporting standards for Systematic Evidence Syntheses. *Environmental Evidence*, 7(7). <https://doi.org/10.1186/s13750-018-0121-7> Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions. *Future Generation Computer Systems*, 29(7), 1645-1660. <https://doi.org/10.1016/j.future.2013.01.010>
- [11] Kairuz-Cabrera, D., Hernandez-Rodriguez, V., Schalm, O., Martinez, A., Merino Laso, P., y Alejo-Sánchez, D. (2024). Development of a Unified IoT Platform for Assessing Meteorological and Air Quality Data in a Tropical Environment. *Sensors*, 24(9). <https://doi.org/10.3390/s24092729>
- [12] Khizar, S., Zine, N., Jaffrezic-Renault, N., Elaissari, A., y Errachid, A. (2022). Prospective analytical role of sensors for environmental screening and monitoring. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, 157. <https://doi.org/10.1016/j.trac.2022.116751>
- [13] Kumar, M., Khamis, K., Stevens, R., Hannah, D., y Bradley, C. (2024). In-situ optical water quality monitoring sensors: Applications, challenges, and future opportunities. *Frontiers in Water*, 6, 1380133. <https://doi.org/10.3389/frwa.2024.1380133>
- [14] Landis, J. R., y Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33(1), 159-174. <https://doi.org/10.2307/2529310>
- [15] Lawshe, C. H. (1975). A quantitative approach to content validity. *Personnel Psychology*, 28(4), 563-575. <https://doi.org/10.1111/j.1744-6570.1975.tb01393.x>
- [16] Lynn, M. R. (1986). Determination and quantification of content validity. *Nursing Research*, 35(6), 382-386. <https://doi.org/10.1097/00006199-198611000-00017>
- [17] Miles, M. B., Huberman, A. M., y Saldana, J. (2018). Mineraud, J., Mazhelis, O., Su, X., y Tarkoma, S. (2016). A gap analysis of Internet-of-Things platforms. *Computer Communications*, 89-90, 5-16. <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2016.03.015> Qualitative data analysis: A methods sourcebook (4.a ed.). SAGE Publications.
- [18] Miller, T., Irmina, D., Kostecka, E., Kozlovska, P., Lobodzinska, A., Sokolowska, S., y Nowy, A. (2025). Integrating AI agents with IoT for enhanced environmental monitoring. *Electronics*, 14(4), 696. <https://doi.org/10.3390/electronics14040696>
- [19] Moiroux-Arvis, L., Royer, L., Sarramia, D., De Sousa, G., Claude, A., Latour, D., y Chanet, J.-P. (2023). ConnecSenS, a versatile IoT platform for environment monitoring. *Sensors*, 23(6), 2896. <https://doi.org/10.3390/s23062896>
- [20] Naifar, S., Kanoun, O., y Trigona, C. (2024). Energy harvesting technologies for Internet of Things and Wireless Sensor Networks. *Sensors*, 24(14), 4688. <https://doi.org/10.3390/s24144688>
- [21] Tong, A., Flemming, K., McInnes, E., Oliver, S., y Craig, J. (2012). Enhancing transparency in reporting the synthesis of qualitative research: ENTREQ. *BMC Medical Research Methodology*, 12(181). <https://doi.org/10.1186/1471-2288-12-181> Tricco, A. C., Lillie, E., Zarin, W., O'Brien, K. K., Colquhoun, H., Levac, D., Moher, D., Peters, M. D. J., Horsley, T., Weeks, L., Hempel, S., Akl, E. A., Chang, C., McGowan, J., Stewart, L., Hartling, L., Aldcroft, A., Wilson, M. G., Garrity, C., . . . Straus, S. E. (2018). PRISMA extension for scoping reviews (PRISMA-ScR): Checklist and explanation. *Annals of Internal Medicine*, 169(7), 467-473. <https://doi.org/10.7326/M18-0850> Narayana, T., Venkatesh, C., Kiran, A., Babu, C., Kumar, A., Khan, S., y Quasim, M. (2024). Advances in real-time smart monitoring of environmental parameters using IoT and sensors. *Heliyon*, 10(7), e28195. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e28195>
- [22] Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Gherzi, D., Guyatt, G. H., Hrobjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., . . . Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- [23] Pendao, C., y Silva, I. (2022). Optical fiber sensors and sensing networks: Overview of the main principles and applications. *Sensors*, 22(19), 7554. <https://doi.org/10.3390/s22197554>
- [24] Popescu, S., Mansoor, S., Wani, O., Kumar, S., Sharma, V., Sharma, A., y Chung, Y. (2024). Artificial intelligence and IoT driven technologies for environmental pollution monitoring and management. *Frontiers in Environmental Science*, 12, 1336088. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2024.1336088>
- [25] Xiao, Y., y Watson, M. (2019). Guidance on conducting a systematic literature review. *Journal of Planning Education and Research*, 39(1), 93-112. <https://doi.org/10.1177/0739456X17723971>
- [26] Zanella, A., Bui, N., Castellani, A., Vangelista, L., y Zorzi, M. (2014). Internet of Things for smart cities. *IEEE Internet of Things Journal*, 1(1), 22-32. <https://doi.org/10.1109/IIOT.2014.2306328>