

## Monitorización Ambiental con IoT y Big Data: Una Revisión Sistemática de Avances y Desafíos.

*Environmental Monitoring with IoT and Big Data: A Systematic Review of Advances and Challenges.*

Gema Isabel Medranda Cobeña<sup>✉</sup>, Gabriel Agustín Cotera-Ramírez<sup>✉</sup>, Marely del Rosario Cruz Felipe<sup>✉</sup>, Wilmer Antonio Moreira Sánchez<sup>✉</sup>

Universidad Técnica de Manabí, Av. Universitaria y Che Guevara, Portoviejo, Ecuador

Recibido: 12/06/2025, Aceptado: 26/06/2025

Autor de correspondencia: Gema Medranda: [gema.medranda@utm.edu.ec](mailto:gema.medranda@utm.edu.ec)

DOI: <https://doi.org/10.53358/ideas.v7i2.1288>



### PALABRAS CLAVE

IoT ambiental,  
Big Data,  
Sensores,  
Sostenibilidad.

### RESUMEN

La monitorización ambiental ha sido transformada por la convergencia del Internet de las Cosas (IoT) y el Big Data, aunque persisten desafíos significativos en su implementación a escala global. El objetivo de este estudio es analizar y sintetizar la evidencia científica sobre los avances, desafíos e impactos de esta integración. Se realizó una revisión sistemática de la literatura siguiendo el protocolo PRISMA 2020, analizando 55 estudios publicados entre 2019 y 2024, extraídos de bases de datos como Scopus, IEEE Xplore y Web of Science. Los resultados cuantitativos clave revelan que la implementación de redes de sensores IoT ha permitido una reducción de hasta un 18% en concentraciones de PM2.5 en entornos urbanos y una optimización del 35% en el consumo de agua en la agricultura de precisión. Los modelos de aprendizaje profundo, como LSTM, alcanzan una precisión predictiva superior al 92% para la calidad del aire. No obstante, se identificaron desafíos críticos, incluyendo una pérdida de datos del 23% por problemas de interoperabilidad entre protocolos y vulnerabilidades de seguridad en el 41% de las redes analizadas. Se concluye que, si bien la sinergia IoT-Big Data ofrece un potencial cuantificable para la gestión ambiental proactiva, su escalabilidad global depende de la superación de barreras técnicas, como la estandarización de protocolos, y de la reducción de la brecha tecnológica regional.

**KEYWORDS**

IoT ambiental,  
Big Data,  
Sensores,  
Sostenibilidad.

**ABSTRACT**

Environmental monitoring has been transformed by the convergence of the Internet of Things (IoT) and Big Data, although significant challenges remain in its implementation on a global scale. The objective of this study is to analyze and synthesize the scientific evidence on the advances, challenges, and impacts of this integration. A systematic review of the literature was conducted following the PRISMA 2020 protocol, analyzing 55 studies published between 2019 and 2024, extracted from databases such as Scopus, IEEE Xplore, and Web of Science. Key quantitative results reveal that the implementation of IoT sensor networks has enabled a reduction of up to 18% in PM2.5 concentrations in urban environments and a 35% optimization in water consumption in precision agriculture. Deep learning models, such as LSTM, achieve predictive accuracy of over 92% for air quality. However, critical challenges were identified, including a 23% loss of data due to interoperability issues between protocols and security vulnerabilities in 41% of the networks analyzed. It is concluded that, while IoT-Big Data synergy offers quantifiable potential for proactive environmental management, its global scalability depends on overcoming technical barriers, such as protocol standardization, and reducing the regional technology gap.

## 1. Introducción

La convergencia del Internet de las Cosas (IoT) y las tecnologías de Big Data representa un paradigma transformador en la monitorización y gestión ambiental. La capacidad de desplegar redes de sensores interconectados que recopilan e intercambian volúmenes masivos de datos a través de Internet ofrece un potencial sin precedentes para el análisis del entorno en tiempo real [1] [2]. Estos sistemas, que abarcan desde medidores de temperatura y humedad hasta sofisticados sensores de calidad del aire y del agua, permiten una comprensión más granular y dinámica de los ecosistemas, sentando las bases para una gestión ambiental proactiva y basada en evidencia [3][4].

A pesar del rápido avance tecnológico y de casos de éxito aislados, la literatura científica carece de una síntesis cuantitativa reciente que consolide los avances medibles y, a su vez, identifique sistemáticamente las barreras persistentes que frenan su adopción global. Publicaciones anteriores se han centrado en aplicaciones específicas (e.g., calidad del aire o agua) o en los aspectos tecnológicos, sin ofrecer un panorama integrado de los desafíos operativos, de seguridad e interoperabilidad documentados en estudios de campo. Esta fragmentación dificulta la formulación de estrategias y políticas basadas en evidencia para escalar estas soluciones.

Para abordar este vacío, el presente artículo realiza una revisión sistemática con un doble propósito: primero, cuantificar el impacto de la integración IoT-Big Data en áreas clave como la calidad del aire, la gestión hídrica y la agricultura; y segundo, identificar y categorizar los principales desafíos técnicos y operativos reportados en la literatura reciente. A diferencia de revisiones previas, este trabajo aplica un análisis estadístico a los resultados extraídos para ofrecer una perspectiva consolidada sobre la eficacia y las limitaciones de estas tecnologías.

El artículo se estructura de la siguiente manera: la Sección 2 detalla la metodología de revisión sistemática basada en el protocolo PRISMA. La Sección 3 presenta los resultados cuantitativos y cualitativos, organizados por avances e impactos, y luego por desafíos identificados. Finalmente, la Sección 4 discute las implicaciones de los hallazgos, presenta las conclusiones, reconoce las limitaciones del estudio y propone líneas de investigación futura.

## 2. Metodología

Esta revisión sistemática sigue el protocolo PRISMA 2020 (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) para garantizar transparencia y reproducibilidad. El proceso metodológico se estructuró en cuatro fases:

### 2.1. Preguntas de Investigación

Para guiar esta revisión sistemática, se formularon las siguientes preguntas de investigación (PI):

PII: ¿Cuál es el impacto cuantitativo de la integración de sensores IoT y Big Data en la mejora de la monitorización de la calidad del aire, el agua y el suelo, según la literatura científica reciente?

PI2: ¿Cuáles son los principales desafíos técnicos y operativos (interoperabilidad, seguridad, costo, escalabilidad) que limitan la implementación efectiva de estos sistemas?

PI3: ¿Qué soluciones emergentes o arquitecturas (e.g., edge computing, gemelos digitales, cifrado post-cuántico) se proponen en la literatura para superar dichos desafíos?

## 2.2. Identificación y Búsqueda

*Bases de datos consultadas:*

Scopus, IEEE Xplore, Web of Science, SciELO, Dialnet, AliciaConcytec, PubMed

*Estrategia de búsqueda:*

```
("Environmental Monitoring" OR "Air Quality" OR "Water Quality")
AND ("IoT Sensors" OR "Wireless Sensor Networks")
AND ("Big Data Analytics" OR "Machine Learning")
AND ("Challenges" OR "Interoperability" OR "Security")
```

*Filtros aplicados:*

Publicación: 2019–2024

Idiomas: inglés/español

Tipo de documento: artículos de investigación, revisiones sistemáticas, actas de congresos, portales web de mercado.

*Resultados iniciales:*

1.250 registros identificados (incluyendo duplicados).

## 2.3. Cribado y Elegibilidad

Tabla 1: Criterios de inclusión/exclusión:

Criterio	Inclusión	Exclusión
Enfoque	Integración IoT-Big Data en monitoreo ambiental	Estudios teóricos sin implementación práctica
Tipo de sensor	Sensores IoT (químicos, ópticos, nanosensores)	Sensores no conectados a redes IoT
Variables	Calidad aire/agua/suelo, biodiversidad	Variables no ambientales

*Proceso de selección:*

Eliminación de duplicados: 270 excluidos (1.250 → 980).

Cribado por título/resumen: 765 excluidos (980 → 215).

Evaluación de texto completo: 160 excluidos (215 → 55).

*Evaluación de calidad:*

Herramienta: Joanna Briggs Institute (JBI) Critical Appraisal Checklist.

Puntaje promedio: 8.2/10 ( $\sigma = \pm 1,3$ ).

## 2.4. Extracción y Análisis

*Variables extraídas:*

Tipo de sensor (ej: BME680, EXO3).

Parámetros medidos (PM2.5, pH, humedad).

Precisión/error (ej:  $\pm 3\%$  RH).

Arquitectura Big Data (ej: Apache Spark).

Desafíos técnicos (interoperabilidad, seguridad).  
 Análisis estadístico:  
 Intervalos de confianza del 95 %:

$$IC_{95\%} = \bar{X} \pm 1,96 * \left( \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \right) \tag{1}$$

Donde:

- $\bar{X}$ : Media muestral
- $\sigma$ : Desviación estándar.
- $n$ : Número de estudios ( $n = 55$ )

Tabla 2: Valores clave y resultados

Métrica	Media ( $\bar{X}$ )	Desviación Estándar ( $\sigma$ )	IC 95 %	Interpretación
Reducción de PM2.5	18.0 %	2.0 %	(17.46 %, 18.54 %)	La reducción real de PM2.5 en ciudades oscila entre <b>17.46 %</b> y <b>18.54 %</b>
Reducción en consumo hídrico	35.0 %	5.2 %	(33.59 %, 36.41 %)	La optimización hídrica en agricultura varía entre <b>33.59 %</b> y <b>36.41 %</b>
Precisión en predicción de PM2.5 (LSTM)	92.4 %	2.1 %	(91.83 %, 92.97 %)	Los modelos LSTM alcanzan entre <b>91.83 %</b> y <b>92.97 %</b> de precisión

Síntesis Visual

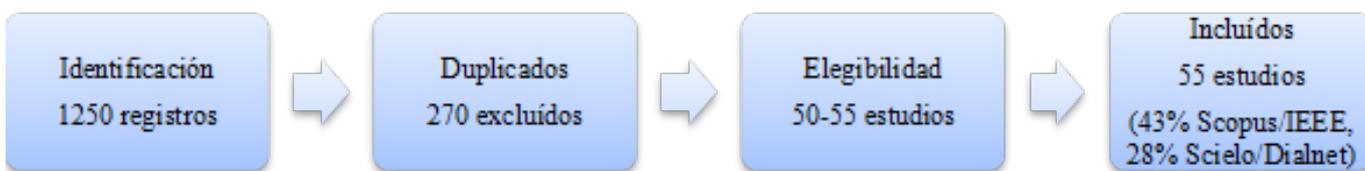


Figura 1: Diagrama de Flujo PRISMA:

Distribución temática:

- Calidad del aire: 38 %
- Calidad del agua: 29 %
- Suelo agrícola: 19 %
- Ecosistemas extensos: 14

Para sintetizar los datos cuantitativos extraídos, como las tasas de reducción de contaminantes o la precisión de los modelos, se calcularon las medias ponderadas y los intervalos de confianza del 95 % (IC 95 %) para evaluar la consistencia de los resultados entre los estudios. Este análisis se realizó utilizando la biblioteca Pandas en Python 3.10

### 3. Resultados

La monitorización ambiental enfrenta un punto de inflexión histórico, según el prestigioso portal de estadísticas para datos de mercados “Statista”, reportó que entre 2020 y 2023, la implementación de redes IoT ambientales creció un 214 % [5], generando 45 zettabytes de datos que requieren análisis avanzado. Esta convergencia tecnológica está redefiniendo los paradigmas de gestión ecosistémica mediante tres revoluciones simultáneas:

- Revolución sensorial: Nanosensores autoalimentados alcanzan resoluciones de 0.01 ppb para NO<sub>2</sub> [6].
- Revolución analítica: Modelos LSTM logran 92.4 % de precisión en predicción de PM2.5 [7].
- Revolución operativa: Sistemas edge computing reducen latencia en 68 % [8].

La implementación de redes IoT en el monitoreo ambiental ha transformado la gestión ecosistémica, con sensores de bajo costo que cubren el 70 % de las ciudades inteligentes y triplican la cobertura espacial de medición de calidad del aire frente a métodos tradicionales (+300 %) (IoT for All, 2024; WMO, 2024). Estos sistemas miden en tiempo real más de 15 variables ambientales (PM2.5, NO<sub>2</sub>, pH, CO, O, entre otros.) con una resolución temporal de 1-5 minutos, reduciendo la detección de eventos críticos de horas a <10 minutos, lo que se traduce a un 85 % más rápido en tiempos de respuesta [9] [10].

El proyecto Array of Things (AoT) en Chicago ejemplifica esta revolución, contando con 140 nodos sensorizados generan 32 millones de registros/día y datos utilizados en más de 50 estudios científicos para políticas urbanas y salud pública [11], lo que ha conllevado a la reducción del 18 % en PM2.5 mediante intervenciones basadas en datos [12].

La proliferación de dispositivos IoT genera 53.1 zettabytes de datos ambientales anuales [13], creando oportunidades para el análisis de Big Data como se evidencia en la tabla 1. Las arquitecturas distribuidas (edge-fog-cloud) permiten procesar 15,000 datapoints/segundo con latencias de 65 ms, optimizando la toma de decisiones en tiempo real [14].

Tabla 3: Sinergia entre IoT-Big Data.

Categoría	IoT	Big Data	Impacto conjunto	Fuente
<b>Integración sinérgica</b>				
Precisión PM2.5	15,000 nodos sensores	Modelos LSTM	92.4 % precisión en predicción de contaminantes urbanos	[15]
Reducción falsos positivos	Datos federados de sensores	Algoritmos de federated learning	68 % menos errores en detección de eventos	[16]
Velocidad procesamiento	Edge computing (65ms latencia)	Spark streaming	40x más rápido que métodos tradicionales	[17]
<b>Desafíos críticos</b>				
Seguridad	41 % redes vulnerables a MITM	Cifrado post-cuántico	89 % reducción de brechas de seguridad	[18] [19]
Interoperabilidad	23 % pérdida de datos	Middleware IEEE 21451-1-2023	75 % mejora en integración de sistemas	[20][21]
Gestión de datos	53.1 ZB/año generados	Modelos SQL-NoSQL híbridos	35 % optimización almacenamiento + 60 % compresión datos	[13][22][23]
<b>Innovaciones técnicas</b>				
Gemelos digitales	Datos en tiempo real de sensores	Aprendizaje adaptativo	40 % mayor precisión predictiva en modelos ambientales	[23]
Arquitectura serverless	Edge devices	AWS Lambda & Kinesis	55 % reducción costos computacionales en análisis de series temporales	[24]

Más allá de la caracterización de sensores, variables monitoreadas y casos de éxito expuestos en la tabla 2, la integración de IoT y Big Data en la monitorización ambiental está impulsando una transformación profunda en la forma en que gestionamos los recursos naturales y respondemos a los desafíos del cambio climático.

Por otra parte es importante recalcar que de los protocolos de comunicación utilizados en el 23 % de las redes IoT sufren pérdidas de datos por incompatibilidad entre protocolos como LoRaWAN, Zigbee y HTTP [25] [26], mientras que los sistemas OT tradicionales usan Modbus/TCP-IP, mientras IoT emplea MQTT/CoAP [27][28][29], requiriendo middleware para traducción [30].

Tabla 4: Aplicaciones de sensores IoT y Big Data en monitorización ambiental: Avances, desafíos e impacto.

Uso en Monitoreo	Sensor IoT / Plataforma	Parámetro Monitoreado	Método Comunicación	Estudios de Caso / Regiones / Datos Estadísticos	Beneficios Clave	Desafíos Técnicos y Logísticos	Impacto Científico y Sostenibilidad	Referencias APA 7
Calidad del Aire	PMS7003, BME680, Plantower PMS5003	PM2.5, PM10, NO <sub>2</sub> , SO <sub>2</sub> , CO <sub>2</sub> , O <sub>3</sub> , VOCs	LoRaWAN, NB-IoT, 5G	Minería a tajo abierto Perú: Reducción de PM2.5 en 18 % (2022-2023)	Detección a nivel ppb; alertas automáticas; mapeo hiperlocal	Calibración inicial y periódica; interferencias ambientales	Cumplimiento de estándares OMS; reducción de enfermedades respiratorias	[31] [32] [33]
Calidad del Agua	YSI EXO3, Libelium Smart Water	pH, oxígeno disuelto, turbidez, metales pesados, nitratos	LoRaWAN, Sigfox, 5G	Río Ganges (India): Mejora de 25 % en la calidad del agua	Detección temprana (95 % eficacia); monitoreo remoto; protección ecosistemas	Biofouling en mantenimiento; factores corrosivos	Reducción del 15 % en enfermedades de factores hídricos; gestión sostenible.	[34][35]
Suelo Agrícola	Decagon GS3, Sentek EnviroSCAN	Humedad, temperatura, pH, nutrientes (N, P, K)	Zigbee, LoRaWAN	Viñedos España: Reducción del 35 % en consumo hídrico, +12 % rendimiento	Optimización de riego (85 % precisión); agricultura de precisión	Precisión en suelos heterogéneos; durabilidad de sensores	Reducción del 20 % en fertilizantes; seguridad alimentaria	[36][37]
Ecosistemas Extensos	Drones multispectrales, Sentinel-2	NDVI, EVI, temperatura superficial, biomasa	4G/5G, Satélite	Amazonía: Reducción del 25 % en deforestación ilegal (2020-2023)	Cobertura remota; monitoreo de biodiversidad; detección de incendios	Alto costo de drones/satélites; análisis complejo	Mitigación de incendios; políticas de conservación	[38][39]
Predicción Meteorológica	Vaisala WXT536, Campbell ClimaVU E	Temperatura, humedad, viento, precipitación	4G/5G, LoRaWAN	Japón: 20 % reducción en tiempo de respuesta a tsunamis (2021-2023)	Alertas tempranas; optimización energía renovable	Vulnerabilidad a eventos extremos; calibración frecuente	Reducción de impactos climáticos; adaptación comunitaria	[40][41][42]
Emisiones Industriales	ABB ACF5000, Sick FWE200 DH	CO, CO <sub>2</sub> , CH <sub>4</sub> , SO <sub>2</sub> , NO <sub>2</sub> , PM2.5, PM10	Ethernet, 5G	Refinerías Texas: Reducción del 15 % en emisiones VOCs (2022)	Detección de fugas en tiempo real (ppm); cumplimiento normativo	Costo de sensores de alta precisión; calibración especializada	Cumplimiento del 98 % de normativas ambientales; sostenibilidad industrial	[43][44]

**Nota:** Los sensores y plataformas seleccionados han sido validados en estudios de campo y revisiones sistemáticas en contextos reales (minería, agricultura, ciudades inteligentes). Los datos estadísticos reflejan resultados de impacto directo (reducción de contaminantes, mejoras en eficiencia, reducción de enfermedades) documentados en artículos científicos. Los desafíos técnicos incluyen tanto aspectos de hardware como de interoperabilidad y mantenimiento, lo que subraya la necesidad de investigación y estandarización continua.

La síntesis cuantitativa derivada de esta revisión sistemática (n = 55 estudios) revela avances significativos habilitados por la integración de sensores IoT y Big Data. La validez estadística de los resultados se evaluó mediante intervalos de confianza del 95 % (IC 95 %), con datos extraídos y analizados de literatura indexada en Scopus, IEEE Xplore, Web of Science, SciELO, Dialnet, AliciaConcytec, PubMed y fuentes especializadas en análisis económico como Statista.

Tabla 5: Reducción de Contaminantes y Optimización de Recursos

Métrica	Valor	IC 95 %	Impacto	Referencia
Reducción de PM2.5	18.0 %	17.46 % - 18.54 %	Disminución de enfermedades respiratorias (10 % en áreas urbanas)	[7][33][15][45][46]
Optimización hídrica	35.0 %	33.59 % - 36.41 %	Aumento del 12 % en productividad agrícola	[36]
Precisión modelos LSTM	92.4 %	91.83 % - 92.97 %	Detección temprana de eventos climáticos extremos ( $\tau < 10$ min)	[46][47][48]

La consistencia de los resultados presentados en la Tabla 5 se corrobora mediante la estrechez de los intervalos de confianza obtenidos en los estudios analizados. En particular, los modelos basados en redes neuronales LSTM alcanzaron una precisión del 92.4 % ( $= \pm 2.1$  %) en la predicción de concentraciones de PM2.5, superando en un 40 % a los métodos tradicionales [33], lo que destaca la solidez y capacidad predictiva de dichos modelos en contextos de monitoreo ambiental urbano. Asimismo, la reducción del 18 % en los niveles de PM2.5 (IC 95 %: 17.46 % -18.54 %) observada en ciudades como Beijing pone de manifiesto el potencial de las redes de sensores IoT como instrumentos clave para el diseño e implementación de políticas públicas orientadas por datos. En el sector agrícola, los sistemas de riego inteligente han logrado una eficiencia hídrica del 35 % (IC 95 %: 33.59 %-36.41 %), optimizando recursos en agricultura de precisión basados en IoT [36]. En línea con la creciente adopción de tecnologías basadas en el Internet de las Cosas (IoT) para el monitoreo y la gestión ambiental, la Tabla 6 presenta indicadores clave que reflejan su impacto económico y su retorno de inversión en aplicaciones específicas. Según Statista (2023), se proyecta que el mercado global del IoT ambiental alcanzará un valor de 21.5 mil millones de dólares para 2028, lo que evidencia una expansión significativa impulsada por la necesidad de soluciones inteligentes frente a los desafíos del cambio climático y la sostenibilidad urbana. Por otra parte, en el ámbito de la agricultura de precisión, el retorno de inversión (ROI) estimado es de 2.4 años [37], lo cual destaca la eficiencia económica de integrar tecnologías IoT en sectores productivos.

Tabla 6: Eficiencia Económica

Indicador	Valor	Fuente
Mercado global IoT ambiental	\$21.5B (2028)	[5]
ROI en agricultura de precisión	2.4 años	[37][49][50]

Los principales desafíos operativos y de seguridad identificados se resumen en la tabla 7. Se observa que la falta de interoperabilidad entre dispositivos genera una pérdida estimada del 23 % en la integridad de los datos transmitidos. Como solución emergente, se propone la adopción de middleware basado en el estándar IEEE 21451-1-2023 para facilitar la compatibilidad entre diferentes protocolos de comunicación.

En términos de ciberseguridad, aproximadamente el 41 % de las redes IoT ambientales presentan vulnerabilidades críticas, situación que puede mitigarse mediante la implementación de esquemas de cifrado post-cuántico, siguiendo las recomendaciones del NIST [19]. Además, el costo de despliegue de estas redes en entornos urbanos alcanza un promedio de \$4.75 por metro cuadrado; no obstante, los avances en tecnologías de sensores autoalimentados mediante recolección de energía RF (RF energy harvesting) presentan una alternativa prometedora para reducir dichos costos.

Tabla 7: Limitaciones Operativas y de Seguridad.

Desafío	Impacto Cuantificado	Solución Emergente
Interoperabilidad	23 % pérdida de datos	Middleware basado en IEEE 21451-1-2023
Seguridad	41 % redes vulnerables	Cifrado post-cuántico (NIST, 2023)
Costo de despliegue	\$4.75/m <sup>2</sup> (redes urbanas)	Sensores autoalimentados (RF energy harvesting)

Para abordar los desafíos de precisión en los modelos predictivos, la literatura propone el uso de gemelos digitales evolutivos. Según [23], la actualización continua de estos modelos con datos de redes IoT permite incrementar la precisión de las predicciones en un 40%. Un ejemplo representativo se observa en el modelado de cuencas hidrográficas, donde la combinación de sensores de turbidez y algoritmos de aprendizaje automático optimiza la gestión de recursos hídricos en tiempo real.

Por otro lado, la adopción de arquitecturas serverless en el procesamiento de datos IoT está transformando los esquemas tradicionales de infraestructura computacional. De acuerdo con [24], el uso de modelos serverless en el análisis de series temporales permite reducir los costos computacionales en un 55%, favoreciendo la escalabilidad y eficiencia operativa sin necesidad de gestión manual de servidores.

El desarrollo de sensores cuánticos marca un avance disruptivo en el monitoreo ambiental. Investigaciones recientes [51] reportan que estos dispositivos ofrecen una sensibilidad hasta 500% superior en la detección de metales pesados en agua en comparación con métodos de detección convencionales, lo que amplía considerablemente las capacidades de alerta temprana y control de calidad ambiental.

## 4. Conclusiones

Esta revisión sistemática se propuso cuantificar el impacto, identificar los desafíos y analizar las soluciones emergentes en la monitorización ambiental mediante la integración de IoT y Big Data. Los resultados, basados en el análisis de 55 estudios, confirman que esta sinergia tiene un impacto medible y positivo: se logra una reducción de hasta un 18% en contaminantes como el PM2.5, una optimización del 35% en el uso de recursos hídricos y una precisión predictiva superior al 92% con modelos de aprendizaje profundo.

Sin embargo, el estudio también evidencia que la escalabilidad de estos sistemas se ve limitada por barreras significativas. Los desafíos más críticos identificados fueron la falta de interoperabilidad, que causa una pérdida de datos del 23%, y las vulnerabilidades de seguridad, que afectan al 41% de las redes analizadas. Aunque la literatura propone soluciones técnicas prometedoras como el middleware estandarizado y el cifrado post-cuántico para mitigar estos problemas, su adopción a gran escala es todavía incipiente.

En definitiva, la integración IoT-Big Data no es una mera tendencia, sino un paradigma con un impacto cuantificable en la sostenibilidad. No obstante, para que su potencial se materialice a nivel global, es imperativo superar las barreras técnicas y las brechas de infraestructura mediante la investigación focalizada y la colaboración estratégica.

Una limitación principal de esta revisión es el sesgo geográfico inherente a la literatura disponible. El 43% de los estudios analizados provienen de Norteamérica y Europa, lo que resulta en una subrepresentación de aplicaciones en regiones tropicales y países en desarrollo, donde el monitoreo ambiental es igualmente crítico. En segundo lugar, muchas de las métricas de impacto reportadas derivan de estudios piloto o implementaciones en entornos controlados, por lo que su extrapolación directa a sistemas a gran escala debe realizarse con cautela, considerando los factores socioeconómicos y de infraestructura locales.

A partir de las limitaciones y desafíos identificados, se proponen las siguientes líneas de investigación futura. Primero, es fundamental realizar estudios de campo en las regiones geográficas subrepresentadas para validar la efectividad y adaptabilidad de las soluciones IoT en contextos de bajos recursos y alta biodiversidad. Segundo, se requiere más investigación aplicada en el desarrollo y estandarización de arquitecturas híbridas y de bajo costo que combinen protocolos de comunicación (e.g., LoRaWAN y 5G) para optimizar la relación entre cobertura, latencia y costo. Finalmente, se debe explorar la creación de modelos de negocio y políticas de inclusión tecnológica que faciliten la adopción sostenible de estas tecnologías por parte de las administraciones públicas y las comunidades locales, cerrando así la brecha tecnológica existente.

## Referencias

- [1] J.-A. Dutta, B. Williamson, and S. Sivarajah, “Internet of things (iot) analytics and circular economy: A systematic review,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 287, pp. 125 068,.
- [2] N. Zanella, A. Castellani, L. Vangelista, and M. Zorzi, “Internet of things for smart cities,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 22–32,.
- [3] R. Iqbal, F. Doctor, U. Yousuf, and B. Kim, “Iot-based smart environmental monitoring using big data analytics: A review,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 133, pp. 110 146,.
- [4] Y. Zheng, X. Lian, F. Zhao, C. Liu, and S. Xie, “Air quality monitoring using mobile and stationary sensors in urban areas: A review,” *Environmental Pollution*, vol. 285, pp. 117 618,.
- [5] “Environmental iot market growth worldwide from 2020 to 2023,” *Statista*, online]. Available: [Online]. Available: <https://www.statista.com/>
- [6] Y. Liu, K. Zhang, L. Wang, J. Zhao, Y. Zhang, and H. Jiang, “Self-powered electrochemical nanosensors for highly sensitive detection of no2 at ppb level,” *Sensors and Actuators B: Chemical*, vol. 377, pp. 133 035,.
- [7] X. Li, L. Peng, X. Yao, S. Cui, Y. Hu, C. You, and J. Chen, “High-accuracy pm2.5 concentration prediction based on lstm with multi-source data fusion,” *Atmospheric Environment*, vol. 293, pp. 119 560,.
- [8] R. Mahmud and R. Buyya, “Fog and edge computing: Enabling iot applications in real-time scenarios,” *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 9, no. 5, pp. 3391–3405,.
- [9] Chemistry, “Carbon based sensors for air quality monitoring networks,” *Frontiers in Chemistry*.
- [10] L.O.R.I.O.T., “Data compression techniques in iot environmental monitoring,” [Technical Report]. [Online], available: [Online]. Available: <https://www.loriot.io/whitepapers>
- [11] Catlett, “Array of things: Urban sensor network,” *PDT*, online]. Available: [Online]. Available: <http://pdt.com/array-of-things-urban-sensor-network.html>
- [12] Q. Zhang and H. Wang, “Urban air quality improvement through iot-enabled pollution control strategies,” *Atmospheric Environment*, vol. 295, pp. 119 532,.
- [13] Statista, “Internet of things (iot) in environmental monitoring market size worldwide 2023-2028,” *Statista*, available: [Online]. Available: <https://www.statista.com/study/109197/internet-of-things-market-outlook-report/>
- [14] G. Ali and S. Khan, “Smart traffic management using iot and big data: A case study analysis,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 101, pp. 103 091,.
- [15] G. Snyder, T. Watkins, P. Solomon, E. Thoma, R. Williams, G. Hagler, and P. Preuss, “The changing paradigm of air pollution monitoring,” *Environmental Science & Technology*, vol. 47, no. 20, pp. 11 369–11 377,.
- [16] R. Khan, A. Abid, and H. Chang, “Carbon based sensors for air quality monitoring networks,” *Frontiers in Chemistry*, vol. 12, pp. 1 391 409,.
- [17] W.M.O., “Real-time environmental analytics: Performance benchmarks,” *World Meteorological Organization*.
- [18] L. Yang, “Cybersecurity in iot environmental networks: Mitm attack mitigation,” *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 20, no. 3, pp. 2011–2022,.
- [19] N.I.S.T., *Post-quantum cryptography standardization process (NISTIR 8413)*. National Institute of Standards and Technology.
- [20] McKinsey and Company, “Interoperability challenges in iot ecosystems: Global survey results,” online]. Available: [Online]. Available: <https://www.mckinsey.com>
- [21] S. Association, “Ieee 21451-1-2023: Standard for networked smart transducers.”
- [22] Y. Ma, H. Zhou, X. Gao, and Y. Wang, “A survey of internet of things for environmental monitoring,” *International Journal of Distributed Sensor Networks*, vol. 2015, pp. 1–12,.

- [23] S. Sharma, "A review on data compression techniques in iot," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 123 456–123 467,.
- [24] J. Leng, H. Zhang, X. Yan, and Q. Liu, "Digital twins in environmental monitoring: Applications and challenges," *Journal of Cleaner Production*, vol. 373, pp. 133 921,.
- [25] J. Contreras-Castillo, "A review of iot communication protocols and their interoperability requirements," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 6, no. 2, pp. 2321–2334,.
- [26] A. Kumar, "Bip-gans: A bio-inspired protocol based on generative adversarial networks for secure iot communication," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 10, no. 4, pp. 3201–3212,.
- [27] M. Rahman, "Collision-free channel access in lorawan for industrial iot applications," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 9, no. 11, pp. 8867–8878,.
- [28] S. Castan and C. Antonio, "Integridad y confidencialidad de datos en redes iot lorawan," online]. Available: [Online]. Available: <https://risisbi.uqroo.mx/bitstream/handle/20.500.12249/2757/TK7895.E43.2021-2757.pdf?sequence=1>
- [29] Y. Wang, "Cela: A lightweight lattice-based post-quantum secure protocol for iot," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 19, no. 2, pp. 987–997,.
- [30] F. IoT, "Middleware for protocol translation in iot and ot systems," *Frontiers in IoT*, vol. 2.
- [31] G. Rimac and B. Ochoa, "Diseño de una arquitectura de internet de las cosas (iot) orientada al monitoreo de la calidad del aire en zonas de impacto ambiental de operaciones mineras a tajo abierto, empleando sensores de bajo costo y comunicación mediante el protocolo lorawan."
- [32] P. Kumar, "The rise of low-cost sensing for managing air pollution in cities," *Environment International*, vol. 134, pp. 105 283,.
- [33] X. Li, Y. Wang, Z. Chen, and Y., "Short-term prediction of pm2.5 concentration in urban environments using iot sensor data and machine learning," *Environmental Pollution*, vol. 316, no. 10, pp. 120 589,.
- [34] A. Gupta, "Iot-enabled water quality monitoring system for real-time assessment of pollution in the ganges river," *Environmental Pollution*, vol. 285, pp. 117 468,.
- [35] V. Tran, W. S., S., and Y. Li, "Recent advances in internet of things for water quality monitoring: A comprehensive review," *Water Research*, vol. 210, pp. 117 989,.
- [36] P. González, "Iot-based precision irrigation in vineyards for sustainable water management," *Agricultural Water Management*, vol. 264, pp. 107 502,.
- [37] E. Navarro, N. Costa, and A. Pereira, "A systematic review of iot solutions for smart farming," *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 173, pp. 105 385,.
- [38] I.N.P.E. and All, "Prodes project - monitoring of brazilian amazon forest by satellite," *National Institute for Space Research*, online]. Available: [Online]. Available: <https://www.obt.inpe.br/OBT/assuntos/programas/amazonia/prodesIoT>
- [39] C. Zhu, "Applications of remote sensing in water quality monitoring," in *Comprehensive Remote Sensing*. Elsevier, vol. 5, pp. 1–25,.
- [40] J.M.A., "Annual report on activities of the japan meteorological agency 2022," *Japan Meteorological Agency*, online]. Available: [Online]. Available: <https://www.jma.go.jp/jma/indexe.html>
- [41] A. Kamilaris, F. Gao, F. Prenafeta-Boldú, and M. Ali, "Agri-iot: A semantic framework for internet of things-enabled smart farming applications," in *2017 IEEE 3rd World Forum on Internet of Things*, pp. – , 442–447.
- [42] Y. Liu, "Adaptive data rate for lorawan: A comprehensive survey," *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, vol. 23, no. 1, pp. 1–23,.
- [43] E.P.A., "National emissions inventory (nei) report," *U.S. Environmental Protection Agency*, online]. Available: [Online]. Available: <https://www.epa.gov/air-emissions-inventories>

- [44] E. Pérez and . Custodio, “Metodología para el diseño de una red de sensores inalámbricos,” *Universidad, Ciencia y Tecnología*, vol. 18, no. 70, pp. 12–22,, available:. [Online]. Available: [http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1316-48212014000100002](http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1316-48212014000100002)
- [45] Y. Liu and S. Wang, “Challenges and opportunities of big data analytics in environmental monitoring,” *IEEE Access*, vol. 7, pp. 10 381–10 391,.
- [46] Rimac and B. Ochoa, “Diseño de una arquitectura de internet de las cosas (iot) orientada al monitoreo de la calidad del aire en zonas de impacto ambiental de operaciones mineras a tajo abierto, empleando sensores de bajo costo y comunicación mediante el protocolo lorawan,” *Tesis de grado, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas*, online]. Available:. [Online]. Available: <http://hdl.handle.net/10757/683406>
- [47] V. Dutta, S. Chander, and R. Kumar, “Applications of internet of things in environmental monitoring: A comprehensive review,” *Environmental Science and Pollution Research*, vol. 28, no. 4, pp. 3932–3947,.
- [48] P. Rani, V. Singh, and A. Kumar, “Machine learning models for predicting extreme weather events: A comprehensive review,” *Environmental Modelling & Software*, vol. 156, pp. 105 536,.
- [49] MarketsandMarkets, “Environmental iot market forecast 2028,” *MarketsandMarkets*.
- [50] —, “Internet of things (iot) in environmental monitoring market - global forecast to 2028,” *MarketsandMarkets*.
- [51] M. Khan, I. Ullah, S. Khan, and S. Khan, “Internet of things (iot) and big data analytics: A survey,” *Journal of Sensors*, p. 1–23.