



# Revisión sistemática de literatura sobre tecnologías emergentes aplicadas a la vigilancia tecnológica en entornos industriales

## Emerging technologies applied to technology intelligence in industrial environments: systematic literature review

Vladimir Andrés Muñoz Gómez

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales, Facultad de Ingeniería Físicomecánicas, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, Colombia. Correo: [vladimir2204607@correo.uis.edu.co](mailto:vladimir2204607@correo.uis.edu.co)  
Director: Ferney Mauricio Calderón, Magíster en Gerencia de Negocios — MBA

### Resumen

La transformación digital asociada a la Industria 4.0 y su evolución hacia la Industria 5.0 ha acelerado el desarrollo de tecnologías emergentes como la inteligencia artificial (IA), el internet de las cosas (IoT), los sistemas ciberfísicos y la analítica avanzada. Sin embargo, el crecimiento sostenido de publicaciones científicas y documentos de patentes dificulta la identificación estructurada de tendencias emergentes y oportunidades tecnológicas con valor estratégico para los sectores productivos. En este contexto, el objetivo de este trabajo es analizar las tendencias tecnológicas en el uso de tecnologías emergentes para la vigilancia tecnológica en entornos industriales, mediante la identificación de metodologías, herramientas y enfoques prevalentes en la literatura científica reciente, empleando una revisión sistemática de literatura apoyada en técnicas de análisis bibliométrico. La metodología se desarrolló bajo los lineamientos PRISMA 2020, contemplando tres fases: diseño de la revisión, ejecución de la búsqueda con depuración de resultados (de 166 artículos a 36 altamente relevantes de la base de datos Scopus, período 2020–2025) y análisis comparativo y temático de la evidencia. Como resultado se consolida un panorama de cinco tendencias dominantes: incorporación de IA y aprendizaje automático, análisis de patentes como fuente estratégica, bibliometría avanzada, especialización sectorial y convergencia tecnológica. Se identificaron cinco categorías metodológicas y se evaluó la aplicabilidad por sector industrial con evidencia cuantitativa. Los hallazgos evidencian que las tecnologías basadas en inteligencia artificial, minería de texto y analítica predictiva presentan el mayor potencial transformador, aunque su implementación enfrenta barreras relacionadas con la disponibilidad de infraestructura tecnológica, la capacidad institucional y el rezago temporal de las fuentes.

**Palabras clave:** Industria 4.0; Industria 5.0; vigilancia tecnológica; análisis bibliométrico; minería de texto; tendencias tecnológicas; inteligencia artificial; PRISMA; aprendizaje automático; analítica predictiva

## Abstract

The digital transformation associated with Industry 4.0 and its evolution toward Industry 5.0 has accelerated the development of emerging technologies such as Artificial Intelligence (AI), the Internet of Things (IoT), cyber-physical systems, and advanced analytics. However, the sustained growth of scientific publications and patent documents makes the structured identification of emerging trends and technological opportunities with strategic value for productive sectors difficult. In this context, the objective is to analyze technological trends related to both industries through a systematic literature review supported by bibliometric analysis techniques under the PRISMA 2020 guidelines. The methodology included three phases: review design, search execution and refinement (reducing 166 documents to 36 highly relevant articles from Scopus, 2020–2025) and comparative thematic analysis. As a result, five dominant trends are identified: systematic incorporation of AI and machine learning, patent analysis as strategic intelligence source, advanced bibliometrics, sectoral specialization, and technological convergence. Five methodological categories were classified and applicability by industrial sector was evaluated with quantitative evidence. The findings reveal that AI-based technologies, text mining, and predictive analytics present the greatest transformative potential, although implementation faces barriers related to technological infrastructure availability, institutional capacity, and temporal lag in information sources.

**Keywords:** Industry 4.0; Industry 5.0; technology intelligence; bibliometric analysis; text mining; technological trends; artificial intelligence; PRISMA; machine learning; predictive analytics

## 1. Introducción

La transformación digital asociada a la Industria 4.0 ha incrementado la generación de información científica y tecnológica, dificultando su análisis en procesos de vigilancia tecnológica.

En respuesta, tecnologías emergentes como la inteligencia artificial, el Big Data y la minería de texto han permitido mejorar la capacidad de análisis, facilitando la identificación de tendencias y oportunidades.

No obstante, la evidencia se encuentra dispersa, lo que limita su aplicación en entornos industriales. Por ello, este estudio sintetiza las principales tendencias, metodologías y aplicaciones mediante una revisión sistemática.

## 2. Metodología

La metodología se basa en una revisión sistemática de literatura siguiendo los lineamientos PRISMA 2020 [4]. La revisión se estructuró en tres fases: diseño, desarrollo y análisis de resultados.

### 2.1 Diseño de la revisión

Se definieron tres pilares temáticos: vigilancia tecnológica, tecnologías emergentes y entornos industriales. Se seleccionó Scopus como base de datos por su rigor científico, restringiendo la búsqueda al período 2020-2025. Se diseñó una estrategia de búsqueda con grupos de palabras clave para cada pilar, construyendo una ecuación booleana que incluyó términos como: "technology intelligence", "emerging

technologies", "Industry 4.0", "bibliometric analysis", "machine learning", "text mining" y "patent analysis".

### 2.2 Desarrollo de la revisión

La búsqueda arrojó 166 artículos. Se aplicó el método del semáforo: Rojo (artículos en contextos irrelevantes), Amarillo (relación media) y Verde (alta relación con los objetivos). Este proceso redujo la muestra a 36 artículos altamente relevantes que conforman la base del análisis.

### 2.3 Análisis de resultados

El análisis incluyó: (1) análisis bibliométrico mediante VOSviewer, generando mapas de concurrencia y densidad de términos; (2) análisis cualitativo de metodologías mediante categorización temática de los 36 artículos; y (3) evaluación comparativa de aplicabilidad y efectividad de tecnologías emergentes por sector industrial con evidencia cuantitativa.

## 3. Resultados

### 3.1 Tendencias en tecnologías emergentes para la VT

El análisis bibliométrico muestra un crecimiento sostenido del campo: de 20-23 artículos anuales entre 2020 y 2022 a cerca de 50 publicaciones en 2025. Los países con mayor producción son India, China, Reino Unido y EE.UU. (26-28 publicaciones del total). Colombia aporta alrededor de 4 artículos, evidenciando la brecha latinoamericana. Se identificaron cinco tendencias dominantes:

Tendencia 1 — IA y aprendizaje automático: el machine learning, deep learning y NLP han demostrado gran capacidad para identificar patrones y realizar análisis

predictivo sobre grandes volúmenes de información científica y de patentes. Trappey et al. [5] aplican deep learning para la valoración de patentes IoT manufacturero, logrando precisión superior al 83%. Cho y Ju [6] emplean topic modeling LDA para analizar la evolución de la automatización de fábricas, obteniendo  $r = 0,957$  entre datos reales y predichos.

Tendencia 2 — Análisis de patentes como fuente estratégica: los documentos de propiedad intelectual anticipan tendencias con mayor velocidad que la literatura científica convencional. Bridgelall [7] combina cienciometría y análisis de 188 patentes seleccionadas de más de 2 millones para identificar estrategias emergentes en sistemas LiDAR. Podrecca et al. [8] analizan 5.919 patentes (2011-2023) identificando seis clústeres temáticos de IA para sostenibilidad industrial.

Tendencia 3 — Bibliometría avanzada: el uso de VOSviewer y técnicas de co-ocurrencia permite visualizar redes de conocimiento. Rejeb et al. [9] analizan 915 artículos sobre Industria 5.0 en Scopus evidenciando un desplazamiento desde la automatización tradicional hacia la colaboración humano-máquina y sostenibilidad. Dumbach et al. [10] amplían el análisis mediante web mining sobre más de 1 millón de documentos.

Tendencia 4 — Especialización sectorial: la VT se ha adaptado a contextos productivos concretos. Li et al. [11] identifican un mercado de Digital Twin que creció de US\$ 3,8 mil millones en 2019 a una proyección de US\$ 35,8 mil millones para 2025, con crecimiento del 63,64% en publicaciones entre 2016 y 2020.

Tendencia 5 — Convergencia tecnológica: integración sistémica de IA, analítica en tiempo real e infraestructuras digitales en ecosistemas automatizados de vigilancia. Altarawneh et al. [12] proponen un marco integrado de BI en tiempo real que produce mejoras significativas en velocidad de procesamiento y latencia de decisión frente a sistemas tradicionales.

**Tabla 1. Tendencias en vigilancia tecnológica industrial**

Tendencia	Descripción	Tecnologías clave
IA y ML	Análisis automatizado con Machine Learning, Deep Learning y NLP	ML, DL, Word2Vec, BERTopic
Patentes	Propiedad intelectual como fuente estratégica de inteligencia competitiva	LDA, cienciometría, análisis descriptivo

Bibliometría	Mapeo de estructuras conceptuales con herramientas especializadas	VOSviewer, Co-Words, BERTopic
Sector	VT adaptada a contextos productivos concretos	Digital Twin, BI&A, análisis AT
Convergencia	Integración de múltiples tecnologías en sistemas automatizados en tiempo real	BI&A, Web Mining, NLP

*Fuente: elaboración propia.*

### 3.2 Metodologías para implementar vigilancia tecnológica

El análisis temático de los 36 artículos permitió identificar cinco categorías metodológicas. Ninguna es suficiente por sí sola; los estudios más efectivos combinan al menos dos de ellas:

Metodología 1 — Análisis bibliométrico y cienciométrico: la más frecuente en la muestra. Emplea métodos cuantitativos para medir la producción científica analizando frecuencia de publicación, redes de coautoría, co-ocurrencia de palabras clave y distribución geográfica. Su limitación principal es el rezago temporal respecto a tendencias recientes.

Metodología 2 — Análisis y minería de patentes: los documentos de propiedad intelectual anticipan tendencias con mayor velocidad que la literatura académica. Trappey et al. [5] desarrollaron un modelo DNN con precisión superior al 83% aplicado a 6.466 patentes IoT. Mutlu y Altuntaş [13] emplean gráficos de control estadístico aplicados a 91.580 patentes USPTO (1942-2020), con validación estadística ( $p = 0,510 > 0,05$ ).

Metodología 3 — Minería de texto y NLP: el enfoque de mayor crecimiento en la muestra. Permite extraer, clasificar y relacionar conceptos automáticamente desde texto no estructurado. Dumbach et al. [10] procesan 1,07 millones de documentos con 246 términos especializados, evidenciando que la ocurrencia de términos de IA en revistas empresariales creció  $\times 17,9$  en cinco años (2015-2020).

Metodología 4 — Analítica predictiva y aprendizaje automático: busca anticipar la trayectoria futura de tecnologías. Trappey et al. [5] integran modelos LSTM y transformadores para predecir el valor de patentes IoT con resultados superiores a modelos de regresión logística.

Metodología 5 — Inteligencia de negocios y analítica avanzada (BI&A): integra múltiples fuentes de datos en sistemas unificados. Bordeleau et al. [14] documentan en cuatro medianas empresas manufactureras que los factores de éxito no son solo tecnológicos, sino también organizacionales: cultura de datos, liderazgo y capacidad de aprendizaje.

**Tabla 2. Clasificación de metodologías para VT**

Categoría	Metodología	Complejidad	Aplicación en VT
Tradicional	Bibliometría, análisis de patentes	Baja	Tendencias, actores clave, evolución
Analíticas	Co-word analysis, series temporales	Media	Relaciones conceptuales y evolución temporal
Basadas en IA	ML, Deep Learning, NLP, Topic Modeling	Alta	Clasificación automática, detección de patrones, predicción
Híbridas	Web mining, VT automatizada, plataformas integradas	Muy alta	Monitoreo en tiempo real e integración multifuente

*Fuente: elaboración propia.*

### 3.3 Aplicabilidad y efectividad de tecnologías emergentes

La adopción de tecnologías emergentes en VT está concentrada en sectores con alta intensidad tecnológica. El sector manufacturero es el de mayor presencia en la muestra: Podrecca et al. [8] identifican seis dominios tecnológicos de IA para sostenibilidad. Las patentes de blockchain en manufactura crecieron  $\times 95$  en cinco años (de 17 en 2015 a 1.627 en 2020). El mercado de Digital Twin creció de US\$ 3,8 mil millones (2019) a US\$ 35,8 mil millones proyectados (2025).

En automatización industrial, Cho y Ju [6] analizan 5.994 patentes y establecen que las tecnologías de comunicación inalámbrica (28,0%, 1.204 patentes) y reconocimiento de imagen (26,5%, 1.140 patentes) concentran el 54,5% del corpus con tendencia creciente sostenida.

En tecnología asistencial existe una brecha crítica: de más de 3,7 millones de patentes en tecnologías habilitadoras, solo el 0,3% (11.000) aplica a este campo [15]. Sin embargo, los segmentos emergentes muestran AAGR excepcionales: realidad virtual para discapacidad visual (119%), dispositivos auditivos portátiles (74%), lentes intraoculares con sensores (48%).

En política industrial, Dumbach et al. [10] demuestran con 1,07 millones de documentos empresariales y políticos alemanes (1998-2020) que la ocurrencia de términos de IA creció  $\times 17,9$  en cinco años, lo que evidencia la aceleración del proceso de adopción tecnológica que los sistemas de VT pueden anticipar.

**Tabla 3. Evidencia cuantitativa de efectividad (muestra representativa)**

Tecnología	Sector	Efectividad reportada	Limitación principal
Deep Learning para patentes (DNN+PCA)	Manufactura / IoT	6.466 patentes; precisión 83% entrenamiento, 73% prueba	Alta capacidad computacional; rezago en datos de citación
Topic Modeling LDA	Automatización industrial	$r = 0,957$ ; 5.994 patentes analizadas	Número de tópicos manual; sensible a preprocesamiento
Bibliometría + BERTopic (Industria 5.0)	Manufactura avanzada	933 artículos (2016-2024); CAGR 97,87%; 17,56 citas/doc	Requiere modelos BERT; alto costo computacional
Web Mining + NLP	Sector empresarial	1,07M documentos; $\times 17,9$ en AI-terms (2015-2020)	Limitado a Alemania; baja transferibilidad a Latam
Control estadístico sobre patentes	Seguridad industrial	91.580 patentes USPTO; ARIMA (0,1,1); $p = 0,510 > 0,05$	Modelo de largo plazo engañoso sin actualización

*Fuente: elaboración propia a partir de los artículos revisados.*

## 4. Conclusiones

La revisión sistemática confirma que la VT industrial ha transitado de un modelo descriptivo y reactivo hacia uno predictivo, automatizado y orientado a datos. Se

identificaron cinco tendencias dominantes que configuran el estado actual del campo y evidencian la consolidación de la IA como componente central de los procesos de vigilancia tecnológica.

Respecto a las metodologías, la evidencia cuantitativa reportada —topic modeling LDA con  $r = 0,957$ , modelos DNN sobre 6.466 patentes IoT, análisis de 91.580 registros con validación estadística ( $p = 0,510 > 0,05$ ) y web mining sobre 1,07 millones de documentos— confirma la madurez técnica alcanzada. Ninguna metodología es suficiente por sí sola; los estudios más efectivos combinan al menos dos enfoques.

El sector manufacturero concentra la mayor actividad con evidencia contundente: patentes de blockchain con crecimiento  $\times 95$  en cinco años, mercado de Digital Twin multiplicado  $\times 9$  en seis años y crecimiento proyectado del 40% en patentes de IA para sostenibilidad. No obstante, la implementación enfrenta tres limitaciones estructurales: brecha de capacidades tecnológicas e institucionales (crítica en Latinoamérica), rezago temporal de las fuentes y fragmentación sectorial del conocimiento.

## 5. Recomendaciones

Las organizaciones deben integrar enfoques tradicionales de VT (bibliometría, análisis de patentes) con herramientas avanzadas de IA y analítica de datos. Es necesario fortalecer las capacidades internas mediante formación en análisis de datos, machine learning y NLP, ya que la tecnología por sí sola no garantiza el éxito sin personal capacitado.

Para América Latina y Colombia, se recomienda fomentar investigaciones aplicadas en contextos locales que adapten metodologías emergentes a las condiciones reales de la región. Las PYMES requieren soluciones de VT más accesibles y escalables. Como línea futura, se identifica el desarrollo de sistemas automatizados de monitoreo continuo que integren IA, Big Data e IoT, especialmente en sectores con alto potencial desaprovechado como la tecnología asistencial.

## 6. Referencias

- [1] A. L. Porter y S. W. Cunningham, *Tech mining: Exploiting new technologies for competitive advantage*. Wiley, 2019. doi: <https://doi.org/10.1002/9781119614766>
- [2] L. Ardito, F. Rizzo y V. Scuotto, "Emerging technologies and industrial digital transformation," *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 166, p. 120647, 2021. doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120647>
- [3] Y. Myagmar-Ochir y W. Kim, "A survey of video surveillance systems in smart city," *Electronics*, vol. 12, n.º 17, p. 3567, 2023. doi: <https://doi.org/10.3390/electronics12173567>
- [4] M. J. Page et al., "The PRISMA 2020 statement," *BMJ*, vol. 372, p. n71, 2021. doi: <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- [5] A. J. C. Trappey, C. V. Trappey, U. H. Govindarajan y J. J. H. Sun, "Patent value analysis using deep learning models," *IEEE Trans. Eng. Manag.*, vol. 68, n.º 5, pp. 1334-1346, 2021.
- [6] I. Cho y Y. Ju, "Trend analysis of factory automation using topic modeling," *Processes*, vol. 13, n.º 7, p. 1952, 2025. doi: <https://doi.org/10.3390/pr13071952>
- [7] R. Bridgelall, "LiDAR innovations: Insights from a patent and scientometric analysis," *Designs*, vol. 9, n.º 2, p. 47, 2025. doi: <https://doi.org/10.3390/designs9020047>
- [8] M. Podrecca, G. Culot, S. Tavassoli y G. Orzes, "Artificial intelligence for climate change: A patent analysis," *IEEE Trans. Eng. Manag.*, vol. 71, p. 15005, 2024.
- [9] A. Rejeb, K. Rejeb, I. Zrelli y E. Süle, "Industry 5.0 as seen through its academic literature," *Discover Sustainability*, vol. 6, n.º 1, p. 307, 2025. doi: <https://doi.org/10.1007/s43621-025-01166-0>
- [10] P. Dumbach, L. Schwinn, T. Löhr, T. Elsberger y B. M. Eskofier, "AI trend analysis in German business and politics: A web mining approach," *Int. J. Data Science and Analytics*, vol. 20, n.º 2, pp. 819-840, 2025. doi: <https://doi.org/10.1007/s41060-023-00483-9>
- [11] X. Li, Y. Shen, H. Cheng, F. Yuan y L. Huang, "Identifying development trends for digital twin," *IEEE Trans. Eng. Manag.*, vol. 71, 2024. doi: <https://doi.org/10.1109/TEM.2022.3166794>
- [12] B. I. Sowan, A. Altarawneh y M. Fasha, "Integrated framework for BI and real-time analytics in Industry 4.0," 2025.
- [13] N. G. Mutlu y S. Altuntaş, "Monitoring technological changes with statistical control charts," *J. Fac. Eng. Arch. Gazi Univ.*, vol. 36, n.º 4, pp. 1875-1892, 2021. doi: <https://doi.org/10.17341/gazimmfd.815361>
- [14] F.-E. Bordeleau, E. Mosconi y L. A. de Santa-Eulalia, "Business intelligence and analytics value creation in Industry 4.0," *Production Planning & Control*, vol. 31, n.º 2-3, pp. 173-185, 2020. doi: <https://doi.org/10.1080/09537287.2019.1631458>
- [15] S. Abdi, I. Kitsara, M. S. Hawley y L. P. de Witte, "Emerging technologies for generating new assistive technologies," *Assistive Technology*, vol. 33, sup1,

- pp. 17-26, 2021. doi:  
<https://doi.org/10.1080/10400435.2021.1945704>
- [16] S. Kim, H. Park y J. Lee, "Word2vec-based latent semantic analysis (W2V-LSA) for topic modeling," *Expert Systems with Applications*, vol. 152, p. 113401, 2020. doi:  
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113401>
- [17] A. Rejeb, K. Rejeb, S. Simske y E. Süle, "Industry 5.0 research using co-word analysis and BERTopic modelling," *Discover Sustainability*, vol. 6, n.º 1, p. 402, 2025. doi: <https://doi.org/10.1007/s43621-025-01252-3>
- [18] D. San Martin y D. D. J. Macedo, "A model for automated technological surveillance," *J. Intelligent Information Systems*, vol. 56, pp. 561-579, 2021. doi: <https://doi.org/10.1007/s10844-021-00641-0>