



Desafíos en las técnicas de visualización de datos urbanos ambientales desde una perspectiva adaptativa: revisión sistemática

Challenges in urban environmental data visualization techniques from an adaptive perspective: a systematic review

Luis Alfredo Rojano-Ruiz

Universidad Veracruzana, Xalapa, Veracruz, México

zS24019583@estudiantes.uv.mx

ORCID: 0009-0009-2312-1650

Luis G. Montané-Jiménez

Universidad Veracruzana, Xalapa, Veracruz, México

lmontane@uv.mx

ORCID: 0000-0003-2732-5430



<https://doi.org/10.36825/RITI.13.31.006>

Recibido: Junio 22, 2025

Aceptado: Septiembre 30, 2025

Resumen: La visualización de datos enfrenta el desafío de transformarse en un componente dinámico y adaptable para superar sus limitaciones de carácter estático, respondiendo a los contextos cambiantes y a las necesidades específicas de los usuarios. Esta revisión sistemática tiene como objetivo analizar cómo las técnicas de visualización de datos han avanzado hacia enfoques más dinámicos y flexibles, donde se identificaron herramientas, métodos y marcos de trabajo que integran el concepto de adaptabilidad como respuesta a la falta de flexibilidad de dichas técnicas. Como resultado de esta revisión se identificaron 26 trabajos que abordan la incorporación del concepto de adaptabilidad en cuestión de interacción y personalización según el contexto del usuario, con el fin de optimizar la comunicación a través de las representaciones visuales. Por lo anterior, se destaca la necesidad de transformar como se muestran los datos, pasando de una representación estática a una herramienta dinámica y adaptable, capaz de responder a contextos cambiantes y a la necesidad del usuario.

Palabras clave: *Visualización de Datos, Adaptabilidad, Herramientas de Visualización de Datos, Indicadores Ambientales.*

Abstract: Data visualization faces the challenge of transforming into a dynamic and adaptable component to overcome its static limitations, responding to changing contexts and specific user needs. This systematic review aims to analyze how data visualization techniques have advanced toward more dynamic and flexible approaches. Tools, methods, and frameworks were identified that integrate the concept of adaptability as a response to the lack of flexibility of these techniques. As a result of this review, 26 papers were identified that address the incorporation of the concept of adaptability into interaction and customization based on the user's context, with the aim of optimizing communication through visual representations. Therefore, the need to transform how data is displayed

is highlighted, moving from a static representation to a dynamic and adaptable tool, capable of responding to changing contexts and user needs.

Keywords: *Data Visualization, Adaptability, Data Visualization Tools, Environmental Indicators.*

1. Introducción

Una ciudad inteligente surge como respuesta a los constantes cambios sociales, tecnológicos y económicos que enfrenta el mundo hoy en día. Dado que estos entornos urbanos generan grandes cantidades de datos, la visualización juega un papel esencial como herramienta para sintetizar y comunicar la información proveniente de datos heterogéneos, especialmente en el contexto de datos urbanos. Más allá de representar información, las visualizaciones actualmente buscan convertirse en una herramienta interactiva y dinámica que permita a los usuarios explorar, comprender y participar activamente en el análisis de estos.

Este artículo aborda tres áreas clave: i) las técnicas de visualización de datos, ii) su aplicación en las herramientas de visualización para entornos urbanos y iii) su capacidad de adaptación al usuario. Se analiza cómo la visualización aspira a dejar de ser un instrumento rígido para transformarse en una solución dinámica y adaptable. Asimismo, se abordan los principales retos del campo, como la complejidad en la representación de datos y las dificultades que enfrentan los usuarios al interactuar con estas herramientas. Finalmente, se explora cómo la adaptabilidad se convierte en un factor clave en la evolución de herramientas para ciudades inteligentes, al permitir respuestas ágiles frente a los desafíos de las representaciones estáticas.

La estructura de este artículo es la siguiente. En la Sección 2 se aborda la metodología de la revisión sistemática de la literatura relacionada con la adaptabilidad y visualización. La Sección 3 presenta los resultados de la revisión, mientras que la Sección 4 describe los desafíos en la visualización de datos desde una perspectiva adaptativa. Finalmente, la Sección 5 detalla las conclusiones y trabajo futuro.

2. Metodología

Para conocer el estado actual de la literatura sobre la adaptabilidad en la visualización de datos en herramientas para ciudades inteligentes, se realizó una revisión sistemática basada en la metodología de B. Kitchenham [1]. Esta revisión se centró en analizar los avances en visualización de datos, identificando sus diferentes técnicas para ciudades inteligentes y examinar las estrategias utilizadas para la personalización de la información visual, con el fin de detectar áreas de oportunidad en la investigación.

La revisión sistemática de la literatura se realizó siguiendo 3 pasos [1]. En primer lugar, se diseñó un protocolo previamente definido que incluyó las preguntas de investigación y la estrategia de búsqueda correspondiente. A partir de esto, se buscaron investigaciones relevantes y se seleccionaron los estudios primarios conforme a los criterios de inclusión y exclusión previamente establecidos. Posteriormente, se evaluó cada estudio en función de su contribución a la investigación, se extrajeron los datos relevantes y se sintetizaron los hallazgos obtenidos. Por último, se presentan los resultados de un análisis cualitativo y cuantitativo, identificando las áreas de oportunidad.

2.1. Preguntas de investigación

A continuación, se presenta la fase inicial del estudio, centrada en la etapa de planificación, en la cual se definieron las siguientes preguntas de investigación.

1. ¿Cómo se ha incorporado la adaptabilidad en el proceso de visualización de datos en ciudades inteligentes?
2. ¿Cómo se visualizan los datos en las herramientas de visualización de datos para ciudades inteligentes?
3. ¿Qué componentes se pueden emplear para generar plataformas de visualización de datos adaptables para ciudades inteligentes?
4. ¿Cuáles son los indicadores ambientales que incorporan las tecnologías para ciudades inteligentes?
5. ¿Cuáles son los problemas que se identifican en los sistemas actuales de visualización de datos?

2.2. Cadena de búsqueda y fuentes de información

Considerando las preguntas de investigación previamente mencionadas, se seleccionaron palabras clave para facilitar el estudio: visualización de datos, adaptabilidad, indicadores ambientales y *dashboard*. Con base en estos términos, se elaboró la siguiente cadena de búsqueda:

Q1. (“visualization” OR “data visualization” OR “information visualization”) AND (“adaptability” OR “adaptive”) AND (“environmental indicators” OR “urban environments”) AND (“dashboard” OR “interactive” OR “interactive dashboard”)

Una vez realizada la cadena de búsqueda, las bases de datos elegidas para llevar a cabo la exploración fueron las siguientes: *ACM Digital Library*, *IEEE Xplore*, *Springer Link*, *Scopus* y *Taylor and Francis*. En estas plataformas se examinaron estudios relacionados con los términos previamente mencionados, con el fin de realizar un análisis tanto cuantitativo como cualitativo. *ACM Digital Library* e *IEEE Xplore* fueron seleccionadas por su enfoque técnico en computación y desarrollo de sistemas, mientras que, *Springer Link*, *Scopus* y *Taylor and Francis* se eligieron por ser multidisciplinarias y su amplia cantidad de trabajos.

2.3. Criterios de inclusión y exclusión

Para realizar la búsqueda y obtener resultados relevantes de acuerdo con las preguntas establecidas, en la Tabla 1. Criterios de inclusión y exclusión, se listan los criterios de inclusión (IC) y exclusión (EC) para la selección de los trabajos.

Tabla 1. Criterios de inclusión y exclusión.

Código	Descripción
IC1	El artículo incluye los términos “Adaptabilidad”, “visualización de datos” o “Indicadores ambientales”, o expresiones equivalentes, en el título, resumen o palabras clave.
IC2	El artículo es un estudio primario.
IC3	El artículo está escrito en inglés.
IC4	El artículo fue publicado entre 2015 y 2025.
EC1	El artículo no está disponible.
EC2	El artículo está duplicado en otra base de datos.

Los IC y EC garantizan la relevancia y calidad de los artículos incluidos en la revisión. Los criterios de inclusión (IC) aseguran que los artículos seleccionados aborden conceptos clave como adaptabilidad, visualización de datos e indicadores ambientales, que estén redactados en el idioma inglés y haber sido publicados dentro de un rango temporal (2015 - abril, 2025), lo que permite analizar avances y tendencias actuales en el tema. Por otro lado, los criterios de exclusión (EC) eliminan trabajos que no están disponibles, no se relacionan con el contexto ambiental y no consideran la visualización de datos. Asimismo, se excluyen estudios que solo presentan estados del arte, ya que el enfoque de la revisión es identificar contribuciones primarias en el área.

La selección final de los artículos se realizó en dos etapas. En una primera etapa se aplicaron los criterios de inclusión y exclusión, con el propósito de filtrar los artículos más relevantes para la investigación. Finalmente, en una segunda etapa se profundizó en el análisis mediante la revisión de los resúmenes, introducciones y conclusiones de los artículos para ver que estuvieran enfocadas o hicieran uso de las técnicas de visualización de datos, ajustando así la selección final de artículos incluidos en el estudio.

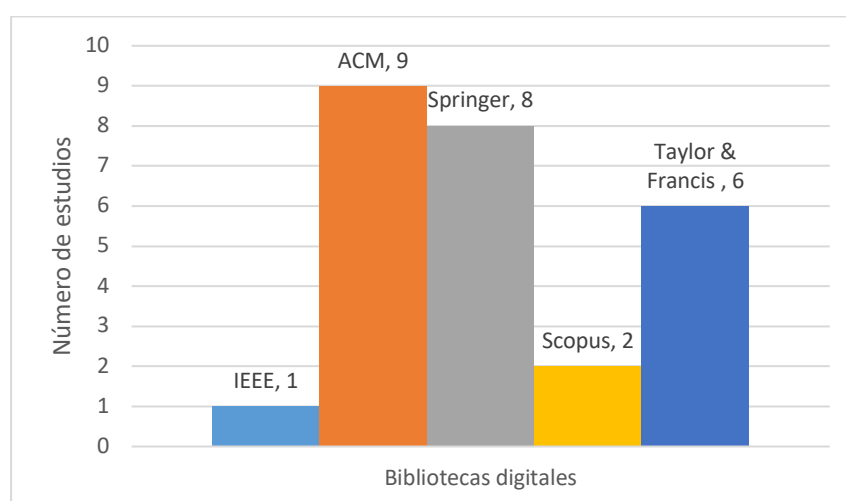
3. Resultados

En la Tabla 2, se muestran los resultados obtenidos a partir de las búsquedas realizadas en las bases de datos consultadas con la cadena de búsqueda Q1. La tabla muestra el número total de artículos obtenidos inicialmente y el número de artículos una vez aplicados los criterios de inclusión y exclusión.

Tabla 2. Aplicación de los criterios de selección y exclusión.

Bibliotecas	Criterios					
	IC1	IC2	IC3	IC4	EC1	EC2
<i>ACM Digital Library</i>	370	67	66	40	40	40
<i>IEEE Xplore</i>	2	2	2	2	2	1
<i>Springer Link</i>	496	137	137	109	59	58
<i>Scopus</i>	4	4	4	4	3	2
<i>Taylor and Francis</i>	148	97	97	75	34	34
Total	1020	307	306	230	138	136

En total, se identificaron 1020 artículos, de los cuales 884 fueron descartados por no cumplir con los criterios establecidos. De los 136 artículos obtenidos únicamente se seleccionaron 26 estudios para su revisión detallada como se muestra en la Figura 1, 1 artículo proveniente de la base de datos *IEEE*, 9 de *ACM*, 8 de *Springer Link*, 2 de *Scopus* y 6 de *Taylor and Francis*.

**Figura 1.** Distribución de estudios seleccionados por base de datos.

Se consideraron únicamente aquellos artículos que daban respuesta de manera directa a las preguntas de investigación. Estos estudios abarcan diversos dominios, desde sistemas interactivos para la toma de decisiones personales hasta herramientas para el análisis de datos urbanos. En ellos se destaca la importancia de los diseños centrados en el usuario, la integración de múltiples vistas y fuentes de datos, así como la interactividad para la exploración y el análisis. Además, se valora la capacidad de comunicar información compleja de forma intuitiva y flexible, posicionando a la visualización no solo como un medio para representar datos, sino como una herramienta activa para la exploración, la comprensión y el apoyo en la toma de decisiones.

En la Tabla 3 y en la Tabla 4 se muestran los 26 trabajos seleccionados. Esta recopilación identifica las aportaciones de cada trabajo. De esta síntesis, se identifican aportes importantes en tres niveles. En el 1) plano conceptual, se destaca la necesidad de adaptar las técnicas de visualización de datos a la diversidad de usuarios y contextos urbanos, reconociendo la importancia de la experiencia de usuario y la integración e interacción con datos complejos. A 2) nivel metodológico, la mayoría de los estudios emplean enfoques híbridos. Finalmente, en el 3) ámbito tecnológico, se tienen avances en la integración de herramientas como *Digital Twins*, sistemas de información geográfica, mapas interactivos, *dashboards*, visualizaciones 3D y realidad aumentada, lo cual marca una tendencia hacia visualizaciones dinámicas, adaptativas y orientadas al monitoreo en tiempo real.

Tabla 3. Trabajos seleccionados en los cuales la población objetivo son planificadores urbanos.

Autores	Año	Aportación
Tomkins y Lange [2]	2023	Visualización dinámica mediante principios de integración y contextualización.
Feng <i>et al.</i> [3]	2024	HoLens: sistema para visualización de patrones de movimiento.

Steinlechner <i>et al.</i> [4]	2019	Segmentación dirigida por el usuario en la selección y edición de nubes de puntos.
Tabiongan <i>et al.</i> [5]	2024	Proyecto TANAW: combina impresión 3D, realidad aumentada y tecnologías para planificación urbana.
Ge y Qin [6]	2025	Marco de trabajo para monitoreo, predicción y respuesta ante inundaciones.
Jarrin <i>et al.</i> [7]	2025	Herramienta para diseño adaptativo basado en datos.
Roudbari <i>et al.</i> [8]	2024	Análisis visual de escenarios de inundación para predicción.
Behrens <i>et al.</i> [9]	2023	DataStorm: sistema de detección automática de cambios en edificios.
Menezes <i>et al.</i> [10]	2024	Clasificación y monitoreo inteligente de residuos mediante soporte visual.
Jiang <i>et al.</i> [11]	2024	Medición de movilidad urbana adaptada a cambios del espacio y tiempo.
Renswouw [12]	2024	Propuesta para visualizar y analizar la actividad física en entornos urbanos.
Zhang <i>et al.</i> [13]	2020	Análisis de redes viales urbanas con predicción.
Xue <i>et al.</i> [14]	2025	Estimación y análisis de emisiones de carbono.
Almutairi <i>et al.</i> [15]	2024	Marco de trabajo para pantallas adaptativas multiusuario.
He <i>et al.</i> [16]	2025	Optimización personalizada de sistemas HVAC mediante retroalimentación de usuarios.

Tabla 4. Trabajos seleccionados con resultados que tienen diversidad en su población objetivo.

Autores	Año	Aportación
Rapp <i>et al.</i> [17]	2017	Mapas adaptables al perfil cognitivo de adultos con trastorno del espectro autista.
Weng [18]	2018	ReaCH: sistema de búsqueda para casas.
Guo & Lv [19]	2022	Representaciones digitales dinámicas que mejoran la eficiencia operativa.
Argota Sánchez-Vaquerizo [20]	2023	Adaptación de sistemas digitales al contexto y diversidad de usuarios.
Salama & Patil [21]	2024	YouWalk-UOS: herramienta con un marco integral para espacios abiertos.
Calleo <i>et al.</i> [22]	2024	Mapas interactivos para la identificación de ciclovías, estaciones.
Rodrigues <i>et al.</i> [23]	2018	Parada de autobús que se adapta al usuario.
Ye <i>et al.</i> [24]	2024	Sistema para la optimización de recursos y movilidad con visualización interactiva.
Tahat <i>et al.</i> [25]	2024	Sistema móvil para la planificación ambiental.
Wintersberger <i>et al.</i> [26]	2022	Interfaces en realidad aumentada.
Allan <i>et al.</i> [27]	2024	Marco para evaluar objetivos de sostenibilidad.

3.1. ¿Cómo se ha incorporado la adaptabilidad en el proceso de visualización de datos en ciudades inteligentes?

La adaptabilidad se ha integrado en los procesos de visualización de datos de múltiples formas, con el propósito de ayudar en la comprensión de la información, optimizar la toma de decisiones y mejorar la interacción de los usuarios con los datos urbanos, como se describe a continuación.

a) *Personalización de la visualización según las características del usuario:* La cual busca lograr que los sistemas se adapten eficazmente a las necesidades individuales de los usuarios. En lugar de diseñar soluciones genéricas, se reconoce que cada persona puede requerir diferentes formas de representación de la misma información para realizar una tarea de forma efectiva. De acuerdo con A. Rapp *et al.* [17], esta adaptabilidad puede alcanzarse mediante el uso de enfoques como *Quantified Self* (la cuantificación de datos personales), el *self-tracking* (el seguimiento del comportamiento del usuario), la construcción de modelos de usuario (representaciones dinámicas de cómo actúa o piensa una persona) y la retroalimentación continua. Estas herramientas permiten ajustar en tiempo real la presentación de los contenidos, adaptándolos a los objetivos del individuo.

b) *Visualizaciones adaptativas:* Tienen como objetivo central la transformación de datos estáticos en elementos dinámicos, integrando visualizaciones y conjuntos de datos en múltiples capas de información. Estas capas pueden activarse o desactivarse según las necesidades del usuario, adaptando la visualización al contexto específico de uso, por lo que, establece un enfoque iterativo, guiado por cuatro principios fundamentales, i) integración, ii) contextualización, iii) iteración y iv) síntesis. A continuación, se describen brevemente estos principios de acuerdo con A. Tomkins y E. Lange [2].

- *Integración*: Combinar herramientas como mapas en papel y bocetos a mano con sistemas de información geográfica, modelos 3D y simulaciones, sin reemplazar por completo los métodos tradicionales.
- *Contextualización*: Incorporar información del entorno (social, geográfica, histórica, ambiental) para fundamentar las decisiones de diseño.
- *Iteración*: Un proceso cíclico de mejora continua, permitiendo revisar y ajustar las propuestas de forma flexible.
- *Síntesis*: Unir distintas fuentes de datos y visualizaciones para generar nuevas perspectivas y soluciones de diseño.

El propósito de este enfoque es permitir que distintos usuarios interactúen con los mismos conjuntos de datos, independientemente de sus roles o tareas específicas.

c) *Interfaces interactivas*: En el contexto de visualización de datos, la adaptabilidad es un componente clave para facilitar los procesos de exploración y análisis de datos. Los sistemas con interfaces interactivas permiten a los usuarios definir, filtrar y organizar la información según múltiples criterios. De esta manera, la adaptabilidad no se limita a solo ofrecer alternativas, sino que integra activamente al usuario en la construcción de su propia experiencia visual.

Un ejemplo de este tipo de interfaces lo ofrece el proyecto PIUMA [17], el cual propone mapas personalizados para personas con Trastorno del Espectro Autista (TEA). En lugar de representar el entorno urbano de forma general, la interfaz adapta tanto el contenido como la forma de interacción, eliminando detalles innecesarios y sugiriendo rutas que eviten entornos sobreestimulantes, su objetivo es adaptar el contenido de la información mostrada en la interfaz según el usuario y el contexto. En otros casos, como los sistemas ReACH [18] y YouWalk-UOS [21], logran materializar la adaptabilidad a través de mecanismos de filtrado y selección interactiva, estas interfaces permiten a los usuarios especificar criterios personalizados.

Otro aspecto clave es la segmentación y estructuración de datos espaciales mediante la interacción. Como menciona Z. Feng *et al.* [3], las herramientas que trabajan con patrones de movilidad, como el sistema HoLens, utilizan interacciones guiadas por formas o jerarquías espaciales para facilitar el análisis a diferentes escalas. Estas técnicas no solo organizan grandes volúmenes de datos, sino que también permiten a los usuarios centrarse en segmentos relevantes para su tarea, haciendo más eficiente y comprensible la exploración visual. De la misma manera herramientas como CyberGIS-Vis [11] y DataStorm [9], permiten la segmentación y el filtrado interactivo de datos espaciales y temporales, vinculando múltiples vistas como mapas y gráficos para facilitar una exploración adaptativa.

Esta lógica de segmentación se aplica también en entornos físicos a través de pantallas públicas, mediante el uso de *multiplexing*, una técnica que consiste en aprovechar un recurso compartido (como una pantalla, canal o sistema) para transmitir o mostrar múltiples contenidos simultáneamente. Su objetivo es maximizar la eficiencia del espacio o del canal disponible [15].

Un aspecto central de estas interfaces interactivas es la capacidad de los usuarios para especificar sus preferencias y requisitos. Por lo tanto, se necesita de un método interactivo que ayude a los usuarios en la definición de sus necesidades, permitiéndoles filtrar, comparar y clasificar diferentes opciones de acuerdo con sus criterios.

3.2. ¿Cómo se visualizan los datos en los dashboards?

Los *dashboards* emplean técnicas de visualización que facilitan la presentación clara y comprensible de la información, lo que agiliza el análisis y la toma de decisiones. Permiten monitorear el desempeño, acceder a datos en tiempo real y generar información a partir de un conjunto de datos, ofreciendo así información útil y accesible.

En la Tabla 5 se muestran las técnicas de visualización de datos representativas encontradas en las fuentes seleccionadas.

Tabla 5. Resumen de técnicas visuales empleadas en el análisis urbano.

Técnica	Descripción
Mapas	Los mapas permiten visualizar información geográfica como ubicaciones, distribuciones o tendencias [11], [13] y destacar zonas [4], [18]. También pueden sugerir rutas [17], mostrar

	predicciones de fenómenos naturales [3], simular impactos como inundaciones [8], e incorporar modelos tridimensionales para la planificación urbana [2], [5], [7].
Gráfico de barras	Sirven para comparar cantidades o valores entre diferentes categorías [24].
Gráfico de tornado	Se utilizan para visualizar y comparar la influencia de diferentes variables en un resultado, destacando cuáles tienen mayor impacto [3].
Gráfico de dona	Son una variante de los gráficos circulares que se utilizan para mostrar proporciones o porcentajes entre diferentes categorías, con un diseño en figura tipo dona [18].
Gráfico de dispersión	Se utilizan para visualizar la relación entre dos o más variables, ayudando a identificar posibles correlaciones o patrones [7], [25].
Gráfico de líneas	Se usan para mostrar cómo permutan los datos a lo largo del tiempo, permitiendo identificar patrones, variaciones o comportamientos continuos [11].
Línea de Tiempo	Representan secuencias de eventos o actividades distribuidas a lo largo del tiempo. Son útiles para visualizar rutinas, restricciones de accesibilidad o patrones de uso en contextos urbanos y sociales [18].

En resumen, los *dashboards* utilizan diversas técnicas de visualización, como mapas, gráficos, tablas e interfaces interactivas, con el propósito de presentar la información de forma clara, accesible y comprensible, facilitando así el análisis y la toma de decisiones.

3.3. ¿Qué componentes se pueden emplear para generar plataformas de visualización de datos adaptables para ciudades inteligentes?

Existen diferentes tipos de recursos para implementar herramientas adaptables por mencionar algunas:

a) *Digital Twins y Realidad virtual*: Son modelos digitales de objetos, sistemas o entornos físicos que permiten simular, analizar y visualizar su funcionamiento [6], [27]. Surgieron en la manufactura y la exploración espacial como una forma de recrear construcciones en entornos virtuales para hacer más eficientes sus operaciones [19]. Estas técnicas permiten simular escenarios complejos de forma interactiva [8]. De igual manera el uso de tecnologías como realidad virtual ha ampliado la forma de representar datos urbanos de manera intuitiva y adaptable, ayudando en la interpretación de información compleja y mejorando el análisis y la toma de decisiones [7], ofreciendo espacios virtuales donde se pueden crear, valorar y adaptar infraestructuras urbanas al instante [20]. Estos presentan ventajas claras en monitoreo y simulación, pero su implementación enfrenta retos como la interoperabilidad de sistemas, el alto consumo de recursos computacionales y la seguridad de los datos. En edificios inteligentes permiten optimizar energía, mientras que en manufactura mejoran el mantenimiento predictivo. Sin embargo, en infraestructura su aplicación es compleja por los altos costos y la dificultad de modelar condiciones reales. Esto evidencia que su efectividad depende del contexto y los recursos técnicos disponibles.

b) *Aplicaciones y métodos para la adaptabilidad de espacios públicos*: La adaptabilidad en ciudades inteligentes también abarca la capacidad que tienen los espacios urbanos para ajustarse a las necesidades de sus habitantes. Como lo mencionan A. Salama y M. Patil [21], diversas aplicaciones están cambiando la forma en que se analiza y comprende el entorno urbano, al hacer uso de elementos que apoyan con la recopilación de datos. Aplicaciones como *PlaceMeter*, hacen uso de las cámaras de los teléfonos para guardar el desplazamiento tanto de personas como de transportes, mientras que *community Walk* permite a los usuarios planificar trayectos participativos y así calificar lugares y servicios, y *PocketSights* se enfoca en trayectos, donde se resalta la importancia cultural e histórica de los espacios. Estas herramientas facilitan la evaluación del entorno urbano al incorporar la percepción del usuario con información contextual.

Los sistemas de información geográfica como, “GeoODK”, “Collect” y “Mappt”, son herramientas donde los ciudadanos pueden recolectar, registrar y compartir datos desde su teléfono, para facilitar la incorporación de las opiniones locales en el desarrollo urbano [21]. Por otro lado, han surgido enfoques híbridos que combinan técnicas como el método “Delphi espacial en tiempo real” y “redes generativas antagónicas” (GANs) [22], que integran mecanismos de retroalimentación y visualización inmediata de las opiniones.

El objetivo es lograr que la planificación y la evaluación urbana sea más adaptable y centrada en el usuario, aprovechando la capacidad de la tecnología para recopilar, analizar y visualizar datos. Esto permite una mejor comprensión de los entornos urbanos, facilita la colaboración entre actores diversos y promueve la participación ciudadana.

A pesar de los beneficios de los *digital twins*, su implementación en entornos reales presenta diversos retos como la necesidad de infraestructura y sincronización eficiente de datos en tiempo real, la interoperabilidad entre diferentes plataformas y requerimientos computacionales. De igual forma, los costos de desarrollo e implementación son una barrera considerable. El uso de estas tecnologías permite abarcar diferentes áreas de utilidad que van desde sistemas orientados a la predicción de inundaciones, hasta plataformas centradas en sostenibilidad o planificación urbana.

3.4. ¿Cuáles son los indicadores ambientales que incorporan las tecnologías para ciudades inteligentes?

El proceso de supervisar y medir el rendimiento ambiental se ha convertido en una herramienta esencial para entender y gestionar los desafíos de los entornos urbanos. Gracias al uso de sensores y tecnologías, hoy es posible recopilar una gran variedad de datos que permiten evaluar y anticipar situaciones que afectan tanto a la salud humana como al ecosistema. Estos indicadores se describen a continuación.

a) *Calidad del aire*: Se monitorean parámetros como la concentración de partículas en el aire (PM2.5) [25]. Otros indicadores de contaminación y calidad del aire pueden incluir dióxido de carbono [14], [16], [23] y estos pueden ser medidos por sensores integrados en la infraestructura urbana, como paradas de autobús inteligentes [23].

b) *Temperatura y Humedad*: Estas condiciones ambientales se monitorean en tiempo real mediante sensores especializados, como el “DHT22”, que permiten una medición precisa y continua [16], [25].

c) *Índice UV*: El seguimiento del índice ultravioleta se realiza mediante sensores UV integrados en sistemas de monitoreo ambiental, lo que facilita la evaluación y prevención de riesgos asociados a la radiación solar [23].

d) *Condiciones Climáticas y Meteorológicas*: Las tecnologías actuales permiten la integración de sensores capaces de detectar y monitorear condiciones climáticas en tiempo real [12], [23]. Asimismo, la simulación de escenarios como lluvias intensas y otros fenómenos meteorológicos extremos resulta esencial para la gestión del riesgo y la planificación ante desastres en entornos urbanos [6], [24].

e) *Gestión de Energía y Emisiones*: Se realiza el monitoreo detallado de los patrones de consumo energético, así como de la eficiencia en el uso de la energía, con el fin de optimizar recursos y reducir emisiones contaminantes [16], [24].

f) *Recolección de Residuos*: La identificación precisa de los materiales presentes en los residuos sólidos es fundamental para mejorar la segregación y fomentar la recuperación de recursos, promoviendo así una economía eficiente [10].

De los indicadores ambientales analizados, los relacionados con inundaciones y calidad del aire son los más críticos para la planificación urbana, debido al impacto directo en la integridad de los ciudadanos. Su integración exige sistemas capaces de actualizarse en tiempo real y de responder dinámicamente a condiciones cambiantes. Las principales limitaciones actuales son la gran cantidad de datos heterogéneos, la falta de interoperabilidad entre plataformas, y la necesidad de modelos que permitan interpretar adecuadamente los riesgos y así tomar decisiones informadas. En general, los indicadores ambientales sirven para medir, evaluar y comunicar el estado y las tendencias del medio ambiente; son herramientas para la gestión ambiental, la toma de decisiones informadas y la formulación de políticas públicas.

3.5. P5. ¿Cuáles son los problemas que se identifican en los sistemas actuales de visualización de datos?

Las visualizaciones en entornos urbanos enfrentan limitaciones importantes, suelen ser estáticas, poco adaptables a contextos dinámicos y no responden adecuadamente a las necesidades de usuarios diversos. Además, la falta de marcos estandarizados para integrar datos heterogéneos dificulta la creación de representaciones actualizadas y relevantes. A continuación, se muestran algunas de esas limitaciones.

A menudo, los modelos y algoritmos están diseñados para ejecutarse de manera automática bajo criterios predeterminados, lo cual puede generar resultados insatisfactorios debido a la complejidad de los entornos urbanos [18]. Además, la falta de capacidad para adaptar las visualizaciones a usuarios específicos con necesidades o preferencias distintas representa un desafío importante [15], [26]. Esto se debe a que las visualizaciones suelen ser estáticas o se limitan a representar momentos específicos dentro de un proceso, ofreciendo una retroalimentación limitada [5], [12]. En consecuencia, no son fácilmente adaptables a contextos urbanos que cambian de forma continua [2].

De esta sección podemos decir que, las herramientas de visualización de datos en ciudades inteligentes deben priorizar la adaptabilidad para representar entornos urbanos en constante cambio. La incorporación de la personalización permite integrar y visualizar datos de forma dinámica. Para ello es esencial que las visualizaciones evolucionen con las necesidades de los usuarios y del entorno urbano. De igual manera, la integración de datos que provienen de múltiples fuentes y flujos de información heterogéneos sigue siendo un desafío, debido a la falta de marcos estandarizados. Estudios recientes destacan la necesidad de *frameworks* comunes para combinar datos diversos, mejorar la colaboración y optimizar la respuesta ante determinados eventos climáticos [6]. En el contexto de la visualización adaptativa, los indicadores ambientales son esenciales para ofrecer respuestas contextuales en tiempo real; sin embargo, al carecer de un nivel suficiente de detalle y actualización, los sistemas adaptativos no logran responder de manera adecuada al contexto inmediato del usuario.

En la Figura 2 se muestra un modelo conceptual general de como las herramientas para visualización de datos han incorporado el concepto de adaptabilidad. Este modelo está estructurado en cuatro capas. Una primera capa de adquisición de datos, donde se integran datos heterogéneos provenientes de diferentes fuentes. La segunda capa se enfoca en el procesamiento de los datos, el análisis y la integración de los datos. Posteriormente, la tercera capa corresponde a la representación visual, en la cual los datos procesados se traducen en visualizaciones interactivas. Finalmente, la cuarta capa aborda la interacción entre el sistema y el usuario, permitiendo que la visualización se ajuste al contexto y las necesidades específicas de los usuarios. Este enfoque busca representar la capacidad adaptativa de los sistemas propuestos en las investigaciones revisadas.

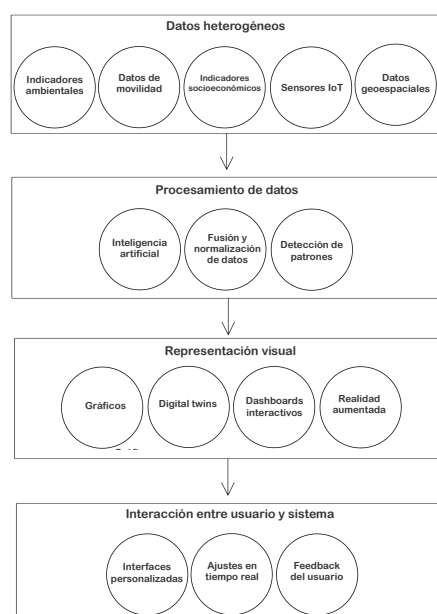


Figura 2. Modelo de visualización adaptativa de datos en ciudades inteligentes.

4. Retos y oportunidades en el área de la visualización de datos urbanos

La visualización de datos en ciudades inteligentes enfrenta retos clave como la gran cantidad y diversidad de datos, la sobrecarga de información y la necesidad de representar fenómenos complejos de manera comprensible. La visualización de datos desempeña un papel clave como herramienta para la comprensión y gestión de los sistemas urbanos contemporáneos. Sin embargo, trasladar la complejidad dinámica de las ciudades a representaciones visuales comprensibles plantea importantes desafíos, especialmente cuando se busca que estas visualizaciones sean adaptables a las diferentes necesidades. Frente a esta complejidad, las técnicas tradicionales basadas en representaciones estáticas o con poca flexibilidad resultan insuficientes, ya que no permiten explorar múltiples niveles de detalle, adaptar perspectivas ni responder a las necesidades particulares de distintos usuarios, limitando a los usuarios a explorar múltiples perspectivas, realizar comparaciones o ajustar el nivel de detalle según sus preferencias. En este contexto, la visualización de datos enfrenta el reto de incorporar mecanismos que reconozcan la diversidad de perfiles de usuarios, sus intenciones y conocimientos previos.

Para responder a los desafíos ya mencionados, se han desarrollado múltiples técnicas de visualización y estrategias de adaptación que buscan mejorar la eficacia, comprensión y personalización de la información visual. El objetivo principal de estas técnicas busca transformar datos complejos en conocimiento útil mediante la personalización y retroalimentación por parte del usuario. Por lo cual, el desarrollo de técnicas de visualización de datos representa una oportunidad para apoyar en la comprensión de información, la toma de decisiones y la interacción con los sistemas complejos, oportunidades no solo en el ámbito urbano, sino en cualquier contexto donde el volumen y la complejidad de los datos exijan soluciones accesibles, adaptables y centradas en el ser humano.

Con la finalidad de desarrollar visualizaciones flexibles y centradas en el usuario, se observa la necesidad de que la adaptabilidad sea un eje central para la generación de visualizaciones que se ajusten dinámicamente a las preferencias del usuario. Este proceso podría iniciar con la síntesis de datos, para posteriormente personalizar las técnicas de visualización. A su vez, el usuario podría interactuar con el sistema, el cual retroalimenta un modelo que pueda ofrecer representaciones relevantes. Este enfoque promueve una visualización como herramienta dinámica e interactiva, donde el usuario puede ajustar elementos visuales que favorezcan la comprensión y personalización de la información.

Con el modelo de visualización adaptativa (Figura 2), la integración de datos se contempla mediante procesos de normalización y fusión de datos, permitiendo la compatibilidad entre distintas fuentes urbanas; es importante mencionar que el enfoque debe considerar aspectos tanto técnicos como éticos para el manejo de datos sensibles y su implementación. Para reducir la complejidad técnica, el modelo se organiza en cuatro capas: recolección de datos, procesamiento, representación y la interacción entre el usuario y el sistema. Esta estructura por capas permite separar procesos facilitando su flexibilidad e integración. La propuesta apoyaría de manera inicial a desarrolladores de tecnologías de ciudades a diseñar herramientas de visualización progresivas con filtros y niveles de detalle ajustables, con el fin de mitigar la sobrecarga de información y adaptar la presentación de los datos a las necesidades del usuario.

5. Conclusiones y trabajo futuro

Las técnicas de visualización enfrentan diversos desafíos, entre ellos la gestión de grandes volúmenes de datos heterogéneos. A nivel tecnológico, se identifican barreras como los altos costos, la falta de interoperabilidad y las dificultades para escalar o funcionar en tiempo real. Desde la perspectiva del usuario, es fundamental diseñar interfaces accesibles y flexibles que consideren su percepción y preferencias, con el fin de evitar la sobrecarga cognitiva. A pesar de estos obstáculos, la evolución continua de las visualizaciones de datos adaptativas resulta esencial para promover una toma de decisiones más informada, construir entornos urbanos más inteligentes y resilientes, y mejorar la interacción entre la tecnología y las personas.

Por otro lado, se incorpora el concepto de visualización adaptativa como un nuevo paradigma que posiciona a la visualización de datos no solo como un producto final, sino como un proceso interactivo, contextual y evolutivo. Este paradigma permite replantear el papel de la visualización de datos en las herramientas para ciudades inteligentes, no solo como instrumento de comunicación, sino como una herramienta sensible al contexto y centrada en el usuario para la toma de decisiones.

De manera metodológica, los hallazgos destacan la importancia de integrar marcos de trabajo adaptativos basados en los principios de integración, contextualización, iteración y síntesis. Estos enfoques ayudan en la transformación de datos complejos en visualizaciones significativas, adaptadas a las necesidades diversas de los usuarios. Al considerar el contexto y las características de los usuarios, se fortalece la toma de decisiones informadas y se fomenta la participación ciudadana.

A nivel tecnológico, se identifican barreras relevantes como altos costos de implementación, la limitada capacidad para comunicarse y compartir datos entre diversas plataformas, las restricciones para controlar el aumento en la demanda en los sistemas sin comprometer el rendimiento o la funcionalidad y las exigencias computacionales para operar en tiempo real. No obstante, se observa un avance en la incorporación de tecnologías como *digital twins*, sistemas de realidad aumentada y modelos de aprendizaje automático, los cuales crean visualizaciones interactivas, predictivas y adaptativas, mejorando la eficiencia operativa.

En este sentido, se concluye que la incorporación de la adaptabilidad en la visualización de datos es fundamental para apoyar en la satisfacción de las necesidades de los usuarios, lo que demanda investigaciones futuras que refuercen la interacción entre usuario y sistema. Así mismo, se identifica la necesidad de desarrollar

nuevas técnicas para la visualización de datos que ayuden a las partes interesadas a visualizar los datos desde perspectivas individuales, afrontando los conflictos de intereses que puedan surgir. Los trabajos futuros en visualización de datos adaptativa se orientan hacia la personalización avanzada, mediante el diseño de interfaces y mapas que consideren capacidades individuales y preferencias específicas, incluso en contextos con múltiples usuarios. También, se plantea una adaptabilidad dinámica, donde las visualizaciones evolucionen junto con los datos y el entorno, integrando retroalimentación en tiempo real y generación automática de contenido. Se contempla la comparación con diferentes técnicas de visualización de datos similares a las documentadas en la literatura, para evaluar e identificar mejoras en términos de adaptabilidad y eficiencia visual. Finalmente, otro aspecto clave será la integración tecnológica, con el uso de inteligencia artificial, aprendizaje automático, realidad aumentada y gemelos digitales para crear entornos urbanos interactivos.

6. Referencias

- [1] Kitchenham, B. (2004). *Procedures for Performing Systematic Reviews*. Keele University. <https://www.inf.ufsc.br/~aldo.vw/kitchenham.pdf>
- [2] Tomkins, A., Lange, E. (2023). Planning and Designing Natural and Urban Environments with an Adaptive Visualization Framework: The Case of Pazhou Island, Guangzhou, Pearl River Delta. *Land*, 12 (2), 1-17. <https://doi.org/10.3390/land12020377>
- [3] Feng, Z., Zhu, F., Wang, H., Hao, J., Yang, S.-H., Zeng, W., Qu, H. (2024). HoLens: A visual analytics design for higher-order movement modeling and visualization. *Computational Visual Media*, 10 (6), 1079–1100. <https://doi.org/10.1007/s41095-023-0392-y>
- [4] Steinlechner, H., Rainer, B., Schwärzler, M., Haaser, G., Szabo, A., Maierhofer, S., Wimmer, M. (2019). *Adaptive pointcloud segmentation for assisted interactions*. ACM SIGGRAPH Symposium on Interactive 3D Graphics and Games. Montreal, Quebec, Canada. <https://doi.org/10.1145/3306131.3317023>
- [5] Tabiongan, R. C., Tanseco, L. A., Carcellar, C. J. B., Chui, Y. S., Cortel, J. R., Llema, S. B. R. (2024). Project TANAW: 3D-Printed Urban Model with Geohazard Simulations Using Virtual Environment and AR Projection Mapping. *Mindanao Journal of Science and Technology*, 22 (S1), 211–234. <https://doi.org/10.61310/mjst.v22iS1.2218>
- [6] Ge, C., Qin, S. (2025). Urban flooding digital twin system framework. *Systems Science and Control Engineering*, 13 (1), 1-24. <https://doi.org/10.1080/21642583.2025.2460432>
- [7] Jarrin, F., Koga, Y., Thomas, D. (2025). VR and computer vision based facade complexity analysis for building design. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 1-24. <https://doi.org/10.1080/13467581.2025.2458791>
- [8] Roudbari, N. S., Puneekar, S. R., Patterson, Z., Eicker, U., Poullis, C. (2024). From data to action in flood forecasting leveraging graph neural networks and digital twin visualization. *Scientific Reports*, 14 (1), 1-15. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-68857-y>
- [9] Behrens, H. W., Candan, K. S., Chen, X., Garg, Y., Li, M.-L., Li, X., Liu, S., Sapino, M. L., Shadab, M., Turner, D., Vijayakumaren, M. (2021). DataStorm: Coupled, Continuous Simulations for Complex Urban Environments. *ACM/IMS Trans. Data Science*, 2 (3), 19:1-19:37. <https://doi.org/10.1145/3447572>
- [10] Menezes, J., Hemachandra, N., Isidro, K. (2024). Role of big data analytics and hyperspectral imaging in waste management for circular economy. *Discover Sustainability*, 5 (1), 1-11. <https://doi.org/10.1007/s43621-024-00483-0>
- [11] Jiang, Y., Yuan, Y., Han, S. Y. (2024). An entropy-based measurement for understanding origin-destination trip distributions: A case study of New York City taxis. *Big Earth Data*, 8 (4), 673–702. <https://doi.org/10.1080/20964471.2024.2363548>
- [12] van Renswouw, L., Bogers, S., Lallemand, C., van Wesemael, P., Vos, S. (2024). *Changing Perspective on Data in Designing for Active Environments*. ACM Designing Interactive Systems Conference. Copenhagen, Denmark. <https://doi.org/10.1145/3643834.3661635>
- [13] Zhang, Z., Zhang, M., Song, X., Li, Z. (2024). Image-based machine learning and cluster analysis for urban road network: Employing Orange for codeless visual programming. *Geo-spatial Information Science*, 28 (3), 1298–1315. <https://doi.org/10.1080/10095020.2024.2377212>

- [14]Xue, H., Ma, Q., Ge, X. (2025). Spatiotemporal dynamics and driving factors of energy-related carbon emissions in the Yangtze River Delta region based on nighttime light data. *Scientific Reports*, 15 (1), 1-16. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-87899-4>
- [15]Almutairi, A., Davies, N., Mikusz, M., Langheinrich, M., Clinch, S. (2020). *Designing for conflict: A design space for multi-viewer support in future display networks*. 9TH ACM International Symposium on Pervasive Displays. Manchester United Kingdom. <https://doi.org/10.1145/3393712.3395336>
- [16]He, Y., Ali, A. B. M., Aminian, S. A., Sharma, K., Dixit, S., Sobti, S., Ali, R., Ahemedei, M., Rajab, H., Mazinan, M. A. Z. (2025). Enhancing Intelligent HVAC Optimization with Graph Attention Networks and Stacking Ensemble Learning: A Recommender System Approach in Shenzhen Qianhai Smart Community. *Scientific Reports*, 15(1), 5119. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-89776-6>
- [17]Rapp, A., Cena, F., Tirassa, M., Boella, G., Calafiore, A., Keller, R. (2017). *Tracking personal movements in urban environments: Personalized maps for people with autism spectrum disorder*. ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and ACM International Symposium on Wearable Computers. Maui, Hawaii. <https://doi.org/10.1145/3123024.3125507>
- [18]Weng, D., Zhu, H., Bao, J., Zheng, Y., Wu, Y. (2018). *HomeFinder Revisited: Finding Ideal Homes with Reachability-Centric Multi-Criteria Decision Making*. CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. Montreal QC, Canada. <https://doi.org/10.1145/3173574.3173821>
- [19]Guo, J., Lv, Z. (2022). Application of Digital Twins in multiple fields. *Multimedia Tools and Applications*, 81, 26941–26967. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12536-5>
- [20]Sánchez-Vaquerizo, J. A. (2024). Urban Digital Twins and metaverses towards city multiplicities: Uniting or dividing urban experiences? *Ethics and Information Technology*, 27, 1-31. <https://doi.org/10.1007/s10676-024-09812-3>
- [21]Salama, A. M., Patil, M. P. (2024). A mobile application tool for co-assessing urban open spaces – a test case of the Grey’s Monument, Newcastle, UK. *Journal of Urban Design*, 30 (4), 1–27. <https://doi.org/10.1080/13574809.2024.2363818>
- [22]Calleo, Y., Giuffrida, N., Pilla, F. (2024). Exploring hybrid models for identifying locations for active mobility pathways using real-time spatial Delphi and GANs. *European Transport Research Review*, 16 (61), 1-12. <https://doi.org/10.1186/s12544-024-00685-7>
- [23]Rodrigues, J. M. F., Martins, M., Sousa, N., Rosa, M. (2018). *IoE Accessible Bus Stop: An initial concept*. 8th International Conference on Software Development and Technologies for Enhancing Accessibility and Fighting Info-Exclusion. Thessaloniki, Greece. <https://doi.org/10.1145/3218585.3218659>
- [24]Ye, X., Jamonnak, S., Zandt, S. V., Newman, G., Suermann, P. (2024). Developing campus digital twin using interactive visual analytics approach. *Frontiers of Urban and Rural Planning*, 2 (9), 1-13. <https://doi.org/10.1007/s44243-024-00033-2>
- [25]Tahat, A., Aburub, R., Al-Zyoude, A., Talhi, C. (2018). A Smart City Environmental Monitoring Network and Analysis Relying on Big Data Techniques. International Conference on Software Engineering and Information Management. Casablanca, Morocco. <https://doi.org/10.1145/3178461.3178464>
- [26]Wintersberger, P., Nicklas, H., Martlbauer, T., Hammer, S., Riener, A. (2020). *Explainable Automation: Personalized and Adaptive UIs to Foster Trust and Understanding of Driving Automation Systems*. 12th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications. USA. <https://doi.org/10.1145/3409120.3410659>
- [27]Allan, M., Rajabifard, A., Foliente, G. (2023). Urban regeneration and placemaking: A Digital Twin enhanced performance-based framework for Melbourne’s Greenline Project? *Australian Planner*, 59 (4), 247–257. <https://doi.org/10.1080/07293682.2024.2342793>