





Reconstrucción de Estructuras con Filtros de Modas Aplicado en Smart Cities

Reconstructing Structures Using Mode Filters in Smart Cities

-  **Armando Janko González-Alvarado** es ingeniero egresado de la Universidad Autónoma de Querétaro (México) (gonzaljanko123@outlook.com), (<https://orcid.org/0009-0002-5289-3368>), Licenciado.
-  **Jorge Luis Pérez-Ramos** es profesor investigador de la Facultad de Informática de la Universidad Autónoma de Querétaro (México) (jorge.luis.perez@uaq.mx), (<https://orcid.org/0000-0002-0444-9230>), Doctor.
-  **Selene Ramírez-Rosales**, es profesora investigadora de la Facultad de Informática de la Universidad Autónoma de Querétaro (México) (selene.ramirez@uaq.mx), (<https://orcid.org/0000-0001-6635-5427>), Maestra.
-  **Hugo Jiménez-Hernández**, es profesor investigador de la Facultad de Informática de la Universidad Autónoma de Querétaro (México) (hugo.jimenez@uaq.mx), (<https://orcid.org/0000-0003-0827-6645>), Doctor.

Resumen: El monitoreo inteligente de infraestructuras urbanas, como túneles, puentes y pasos a desnivel, es fundamental para garantizar la seguridad pública y la movilidad eficiente en las ciudades. Este artículo introduce una metodología que combina robótica móvil con un arreglo de sensores de distancia, permitiendo a los expertos obtener información precisa y detallada sobre el estado estructural de estas construcciones. La robótica móvil, al operar de manera autónoma, asegura una exploración segura y exhaustiva de entornos difíciles, eliminando la exposición del personal humano a potenciales peligros. Sin embargo, la naturaleza del entorno y las limitaciones tecnológicas pueden dar lugar a la captura de datos incompletos o fragmentados, lo que representa un desafío crítico para el análisis. Para superar este desafío, se emplean metodologías de completado de datos basadas en técnicas estadísticas de tendencia central fundamentado en la Moda, que permiten reconstruir con alta fidelidad la topología de las estructuras monitoreadas. Los resultados experimentales validan la eficacia de estos métodos, demostrando su capacidad no solo para completar la información faltante, sino también para identificar y localizar de manera precisa deformaciones o fallas estructurales. Más allá de las aplicaciones en infraestructura urbana, este enfoque se muestra prometedor para otros escenarios críticos, como la monitorización de estructuras en entornos industriales, instalaciones subterráneas, y hasta en la evaluación de edificaciones en áreas afectadas por desastres naturales. Este sistema no solo mejora la capacidad de respuesta en el mantenimiento predictivo, sino que también abre nuevas oportunidades para la gestión integral y sostenible de infraestructuras clave en diversas áreas.

Palabras clave: Reconstrucción parcial, completado de datos, detección de fallas, LiDAR, Odometría, Robótica Móvil.

Cómo citar: González-Alvarado, A.J., Pérez-Ramos, J.L., Ramírez-Rosales, S., y Jiménez-Hernández, H. (2024). Reconstrucción de Estructuras con Filtros de Modas Aplicado en Smart Cities. *Tecnología, Ciencia y Estudios Organizacionales*, 6(12), pp. 106-118. <https://doi.org/10.56913/teceo.6.12.106-118>

Recepción: 24-09-2024
Aprobación: 23-10-2024



Abstract: Intelligent monitoring of urban infrastructures, such as tunnels, bridges and overpasses, is essential to ensure public safety and efficient mobility in cities. This paper presents a methodology that combines mobile robotics with an array of distance sensors, allowing experts to obtain accurate and detailed information on the structural status of these constructions. Mobile robotics, when operating autonomously, ensures safe and thorough exploration of difficult environments, eliminating the exposure of human personnel to potential hazards. However, the nature of the environment and technological limitations can lead to the capture of incomplete or fragmented data, which represents a critical challenge for analysis. To overcome this challenge, data-completed methodologies based on central tendency techniques based on Mode are employed, which allow for high-fidelity reconstruction of the topology of the monitored structures. Experimental results validate the effectiveness of these methods, demonstrating their ability not only to complete missing information, but also to accurately identify and locate structural deformations or failures. Beyond applications in urban infrastructure, this approach shows promise for other critical scenarios, such as monitoring structures in industrial environments, underground facilities, and even in the assessment of buildings in areas affected by natural disasters. This system not only improves the response capacity in predictive maintenance, but also opens up new opportunities for the comprehensive and sustainable management of key infrastructures in various areas. in industrial environments, underground facilities, and even in the assessment of buildings in areas affected by natural disasters. This system not only improves the response capacity in predictive maintenance, but also opens up new opportunities for the comprehensive and sustainable management of key infrastructures in various areas.

Keywords: Partial reconstruction, Data completion, Failures detection, LiDAR, Odometry, Mobile robotics.

Introducción

En los últimos años, debido al envejecimiento natural de las infraestructuras urbanas y al creciente número de usuarios, se ha vuelto esencial que las autoridades competentes implementen programas regulares de mantenimiento e inspección. Estas estructuras, que incluyen puentes, edificios, y otras construcciones de uso masivo, son fundamentales para el funcionamiento diario de la ciudad y son utilizadas por miles de personas todos los días. En consecuencia, es necesario contar con un monitoreo constante y preventivo para estas infraestructuras no solo para garantizar la seguridad de los ciudadanos, sino que también para prolongar la vida útil de las construcciones, evitando futuros costos mayores por fallas estructurales.

Un caso concreto se presenta en México, donde la Ciudad de México cuenta con una extensa red de túneles utilizados por el Sistema de Transporte Colectivo (STC) Metro (González 1988). Hasta el año 2012, las autoridades reportaban que el metro operaba 12 líneas activas, que incluyen 30.06 kilómetros de línea elevada, 63.25 kilómetros de línea superficial y 124.69 kilómetros de línea subterránea. Esto suma un total aproximado de 226,488 kilómetros de vías activas, sin contar los tramos destinados a operación, servicio y maniobras de vuelta. La red se distribuye entre 277 trenes y 195 estaciones intermedias, con la vía subterránea representando poco más del 57% de la infraestructura completa, evidenciando lo crítico de la necesidad de un mantenimiento oportuno. Según estudios realizados por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), en promedio en el 2022 se transportaron un total de pasajeros de 1,057 millones 461 mil 875 usuarios, lo que demuestra la importancia del sistema de transporte y genera la necesidad por parte del gobierno el garantizar la seguridad y el buen estado de estas infraestructuras (Metro CDMX, s. f.) (INEGI, s. f.).

En ese mismo sentido, según la Secretaría de Comunicaciones y Transportes (SCT) junto con Subsecretaría de Infraestructura en México se cuenta con un aproximado total de 9,542 puentes actualizado al 2022 con muchos proyectos activos (SCT: Puentes Federales, s. f.). Entre muchas otras obras que requieren de periódica supervisión y mantenimiento programado que asegure su correcta estructuración y funcionamiento (Parnas, 2008).

La inspección de este tipo de infraestructuras es esencial para evaluar su estado y programar el mantenimiento adecuado, lo que puede prevenir accidentes. En este contexto, realizar inspecciones periódicas y oportunas en estructuras urbanas es una tarea crucial para garantizar su mantenimiento adecuado, lo que no solo prolonga su vida útil, sino que también asegura la protección de los usuarios que dependen de ellas diariamente (Strauß et al., 2020; Vandiver, 1975).

Desde este punto de vista, la robótica móvil instrumentada ofrece una solución a estas necesidades, mejorando sustancialmente generando un impacto positivo en la calidad de vida de las personas. En este contexto, la robótica móvil instrumentada puede sustituir al personal capacitado para realizar las inspecciones periódicas de forma automática reduciendo el riesgo de los operadores al mínimo, permitiendo la detección de estas pequeñas fallas estructurales de la mano de un diagnóstico fuera de línea (Barrientos, et al., 2007) (Olivares & Gallardo, 2015).

En la literatura se encuentran una gran variedad de este tipo de implementaciones que realizan este tipo de tareas de que incluyen tanto el monitoreo como la medición de variables urbanas encontrando una variedad de arquitecturas y características. Los factores predominantes considerados en estos trabajos son:

- I. El alcance de detección dependiendo del modelo y la tecnología utilizada del sensor usado.
- II. La tecnología de los sensores de detección es seleccionada en la mayoría de los casos por las necesidades del escenario a describir.
- III. La precisión de los sensores está definido directamente a la calidad de la electrónica del dispositivo.
- IV. El sistema de control del robot dependiente de los algoritmos utilizados, de la arquitectura y mecánica del robot móvil.
- V. El sistema de posicionamiento para saber con precisión la ubicación del robot y las lecturas.
- VI. Y, por último, la repetibilidad de la metodología de la propuesta.

Analizando estos factores, queda evidencia de que estos dispositivos no son perfectos, es frecuente encontrar valores erróneos o datos faltantes al realizar una lectura. Por lo tanto, es evidente que seleccionar el correcto sensor no es tarea sencilla, ya que se debe tener en cuenta las condiciones lumínicas del escenario, distancia de censado, precisión deseada, costos, por mencionar algunas variables (Alatise & Hancke, 2020) (Colomer, 2018).

En los sensores de distancia, en estado del arte se encuentra numerosos trabajos que implementan como tecnología predominante a los sensores con tecnología LiDAR, los cuales proporcionan una nube puntos de forma radial entregando datos de distancia (radio variable) de detección en milímetros y un ángulo que va de 0 a 360°. El sensor LiDAR implementado en esta propuesta es de la marca SLAMTEC y modelo RPLIDAR A1, con un ángulo completo de detección de 360°, rango de detección de 0.15 a 12 metros, resolución de 0.5 mm, resolución angular de 1/3 ° aproximadamente y con una duración de muestreo de 0.5 ms. La velocidad media de muestreos se define como

$$V_m = \frac{360 \cdot f_c}{f_t} \quad (1)$$

El cual expresa la relación directa entre el rango de detección por la frecuencia aproximada de adquisición de datos del sensor e inversamente proporcional al valor de 5.5 Hz de la frecuencia típica (f_t) donde las medidas se llevan a cabo cada grado entero, en promedio se tienen 360 mediciones, y el valor de f_c que define la frecuencia a la que se configura para tener mayor o menor resolución de mediciones donde el dominio de la frecuencia queda limitado a $1 \text{ Hz} \leq f_{rec} \leq 10 \text{ Hz}$. El dispositivo se configura con una frecuencia mayor a 5.5 Hz de tal forma que se obtiene en promedio tres mediciones por grado de giro del sensor, dando un número aproximado de 1,080 puntos por vuelta completa en promedio, en numerosos trabajos utilizan para la parte grafica se hará una conversión de cada dato i -ésimo en su forma polar con sus componentes radio r_i y ángulo θ_i a una representación rectangular, esta se define a continuación en la Ec. (2)

$$d_m = (r_i, \theta_i) \rightarrow (x_i, y_i) \quad (2)$$

Donde x_i y y_i son respectivamente las coordenadas de eje de las ordenadas y las abscisas. Con el fin de poder almacenar la información que se recabe del LiDAR en un arreglo bidimensional de tamaño $n \times m$ como lo desarrolla en la propuesta trabajada por Rico et al. (2012), en donde realiza un trabajo de reconstrucción 3D con LiDAR, donde n define el número de arreglos o lecturas de vueltas completas realizadas por el sensor LiDAR, y m representaría el delta de desplazamiento angular $\Delta\theta$ definido por el hardware. No obstante, se debe hacer la conversión de sistema polar a rectangular con la siguiente ecuación:

$$x_i = r_i \cdot \cos(\theta_i) \quad (3)$$

$$y_i = r_i \cdot \sin(\theta_i) \quad (4)$$

Una vez definida la matriz de datos recolectados en la experimentación de tamaño $\Delta x \times \Delta\theta$ donde Δx es la distancia registrada por lectura en milímetros y $\Delta\theta$ define un numero incremental del índice de columna equivalente al ángulo donde se leyó dicho valor. En consecuencia, se forma una matriz de tamaño variable dependiendo de la duración del experimento.

Además, en la literatura se encuentran técnicas y enfoques para completar las lecturas del sensor, estos enfoques utilizan desde técnicas basados en estadísticos de medidas de tendencia centras, como la media, mediana o moda; hasta sistemas sofisticados con propuestas robustas pero complejas como los que usan algoritmo de aprendizaje o regresiones. En la Tabla 1, se abordan las principales técnicas utilizadas para completar estas mediciones.

Tabla 1.*Técnicas de completado de datos usados comúnmente en el estado del arte.*

Técnica	Ecuación	Descripción
Media y mediana (Carrera, et al., 2016).	$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ $\tilde{x} = \left\{ \begin{array}{l} x_{\frac{n+1}{2}}, \quad n \text{ es par} \\ \frac{1}{2} \left(x_{\frac{n}{2}} + x_{\frac{n}{2}+1} \right), \quad n \text{ es impar} \end{array} \right.$	Completa los valores por medio de la media o mediana de la variable asociada, metodología simple usado en variables numéricas en distribuciones con tendencias normales
Moda (Araya, 2011)	$\hat{x} = (X)$	Usado para variables categóricas asociado a un análisis frecuencial de la variable analizada
Regresión lineal (Montero et al., 2016)	$a = \frac{\bar{x} - b\bar{t}}{t}$ $b = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i t_i - \sum_{i=1}^n x_i \cdot \sum_{i=1}^n t_i}{n \sum_{i=1}^n t_i^2 - [\sum_{i=1}^n t_i]^2}$	Enfoque centrado en predecir los valores faltantes de una variable por medio de regresión, se necesita saber la naturaleza d ellos datos y la mejor curva que se ajuste al comportamiento de los datos
Interpolación lineal (Athawale & Enterazi, 2013)	$y_x = y_0 + \frac{x - x_0}{x_1 - x_0} (y_1 - y_0)$	Un método bastante utilizado por su simplicidad ya que genera una recta entre dos puntos conocidos para estimar valores intermedios en algún punto de una función lineal
Algoritmos de aprendizaje automático (Belgiu & Drăguț, 2016)	$Y = \beta_0 + \sum_{i=1}^n (\beta_i x_i + \varepsilon_i)$	Metodologías complejas usando algoritmos basados en <i>Random Forest</i> o redes neuronales obteniendo buenos resultados buenos resultados en datos con relaciones complejas
Regresión lineal múltiple (Morantes et al., 2019)	$y = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_n x_n + b$	Incluye múltiples variables independientes, se considera como un modelo de regresión lineal ampliado
Análisis por cercanía de vecindad (Muja & Lowe, 2009)	$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - y_i)^2}$	Enfoque basado en la observación activa de similitudes en un vecindario a los datos faltantes, utilizando esta evidencia vecinal para completar, utilizado en estructura de datos que permitan el análisis por vecindario

La selección del enfoque adecuado para una problemática concreta se reduce a la naturaleza de los datos por analizar, en este caso de estudio particular se tienen datos donde se asume un comportamiento cercano al de una distribución normal, y se observa que existen pocos valores atípicos que puedan llegar a representar una tendencia a los demás datos. Además, de presentar una distribución de los datos de forma no lineal donde el uso de metodologías basadas en regresiones lineales podría generar aproximaciones erróneas.

En síntesis, la idea de completar datos en una sucesión de captura de datos de sensores es una tarea fundamental para realizar tomas de decisión o fusión de datos, impactando áreas de estudio en constante crecimiento, como lo sería aplicaciones en ciudades inteligentes en tareas como conducción de autos autónomos, detección de eventos en escenarios, por mencionar algunas. En el presente trabajo, se presenta una metodología para completar información obtenida de un sensor LiDAR con ayuda de robótica móvil, aplicando metodologías basadas en medidas de tendencia central, como lo es la media, mediana y moda.

Materiales y Métodos

En este apartado se detallan los materiales utilizados para la implementación de la propuesta, así como el método a seguir para poder validar el sistema de monitoreo inteligente de estructuras urbanas. Se describe desde el proceso de captura de los datos, pasando a la etapa de procesamiento y filtrado de la información y, por último, el análisis de dicha información. Por otro lado, se muestra el diseño del sistema implementado en robótica móvil lo cual garantiza las bases para la repetibilidad de la experimentación e investigaciones o trabajos futuros.

Descripción de los Datos

Como se observa en la Tabla 1 existen una gran variedad de métodos para poder completar series de datos obtenidas de las lecturas del sensor LiDAR. Los que utilizan complejos algoritmos basados en métodos de inteligencia artificial (IA) como redes neuronales, Machine Learning (ML), Random forest (RF) son herramientas poderosas que cuando se aplican a problemáticas sencillas presenta problemas de rendimiento y aumento en la complejidad computacional asociada. La opción más asequible para completar la información adquirida en esta aplicación en particular son las metodologías basadas en medidas de tendencia central como la Media, Mediana y Moda.

Los datos se obtienen con lecturas radiales del sensor generando un arreglo de bidimensional, donde se guardan los valores de distancia definidos como x y el valor asociado de ángulo de detección incremental definido por θ donde el dominio es $0^\circ \leq \theta \leq 360^\circ$, cada tupla que define la lectura de un punto se puede expresar como se ve en la parte izquierda de la Ec. (2) como (x_i, θ_i) .

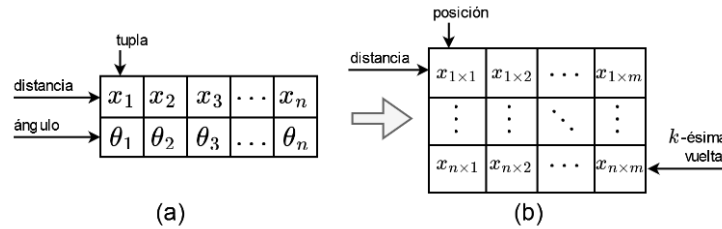
Fundamentos

El uso de un estadístico de medida de tendencia central como factor de ajuste para los datos faltantes permiten completar los datos faltantes en una serie o conjunto de datos de una variable numérica definida como (X) , donde $X \in R$, en este mismo sentido la literatura define a los tres estadísticos básicos para datos no agrupados como se observa en las ecuaciones de la Tabla 1.

Teniendo pleno conocimiento de la naturaleza de los datos ya que, si los datos se comportan, ya que el uso de la media \bar{x} es sensible a la presencia de valores atípicos desviando la mediana afectando los resultados, en esos casos se prefiere aplicar el concepto de la moda \hat{x} siendo la opción adecuada en presencia de valores atípicos.

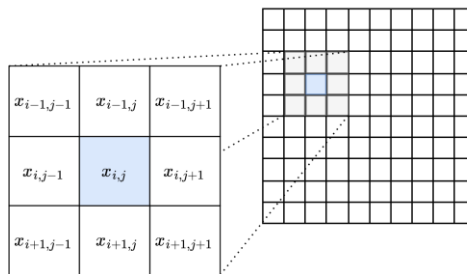
Para poder aplicarlo se requiere un modelo de datos que permita el uso de vecindades en una estructura reticular, por tal motivo necesitar construir una matriz de elementos numéricos que contenga los datos de las distancias percibidas por el sensor donde el número de columnas se relaciona a un índice basado en el ángulo de detección como se ve en la Figura 1, este orden permite posicionar cada lectura con respecto a un ángulo eliminando el arreglo de valores de ángulo siendo innecesario.

Figura 1. Transformación de arreglos de datos: Conversión de arreglo de (a) dos vectores de distancias y ángulos a (b) una representación matricial de distancias



Una vez que se tiene la matriz se define un elemento estructurante de vecindad de tamaño y forma variable, para casos funcionales una vecindad cuadrada tamaño tres cubre las necesidades de la propuesta, esta vecindad definida como $V_{3 \times 3}$ se observa en la Figura 2, el elemento central lo llamaremos elemento de interés de análisis, que serían los valores faltantes para ser completados, en otras palabras, son los valores que carecen de utilidad o se salen de la norma a sus vecinos se hace referencia a falsos positivos adquiridos por el sensor LiDAR.

Figura 2. Análisis del espacio de búsqueda en rejilla, recorrido con un elemento estructurante de tamaño tres para buscar elementos de interés.



Dicho elemento estructurante viaja de forma iterativa en una secuencia de saltos de columna hasta llegar al final de la fila y realizar así un salto de fila, todo a través de la matriz buscando elementos de interés, en caso particular no es necesario marcar un umbral para filtrar los valores de interés, simplemente el sensor LiDAR almacena un valor numérico cero, cuando no logra capturar un valor útil, ya que no puede medir valores cero de distancia al tener una distancia muerta de detección de pocos milímetros.

Asumiendo esta premisa, podemos definir el proceso de búsqueda iterada para encontrar los valores de interés. Una vez que se determina la posición del elemento (i, j) del dato de interés,

usaremos los datos de la vecindad, para calcular la Moda \hat{x} , y este nuevo valor es el que se ubica en la posición actual (i, j) .

$$\hat{x}_{i,j} = (X) \quad (5)$$

Donde X será el conjunto de los valores de la vecindad.

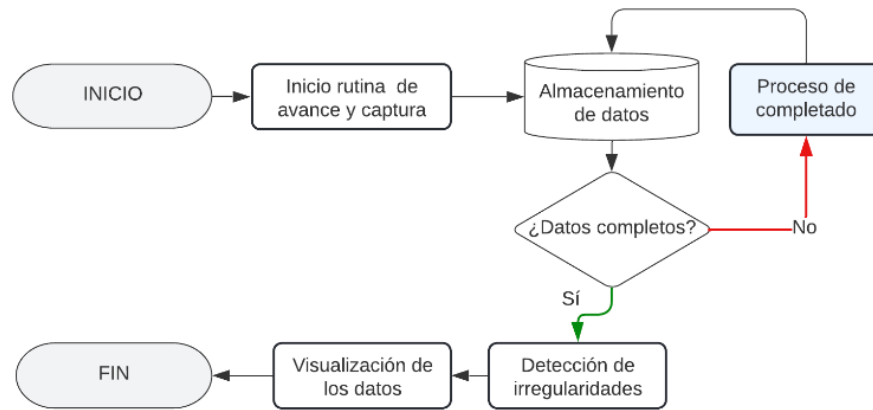
$$X = \{x_{i-1,j-1}, x_{i-1,j}, x_{i-1,j+1}, x_{i,j-1}, x_{i,j+1}, x_{i+1,j-1}, x_{i+1,j}, x_{i+1,j+1}\} \quad (6)$$

La cardinalidad del conjunto vecindario X da como resultado los ocho elementos circundantes al valor de interés, esta cardinalidad queda definida por el tamaño y forma del elemento vecindad que se aplique, cabe mencionar que los valores que estén en el vecindario y también sean cero serán despreciados del análisis, de no hacerlo modificarían el valor estimado por el enfoque.

Proceso de análisis y evaluación

La metodología de la propuesta se muestra en la Figura 3. En primer lugar, se tiene la etapa de inicio de rutina por parte del robot móvil el cual tendrá una velocidad de avance constante asegurando una captura más eficiente y constante de los datos.

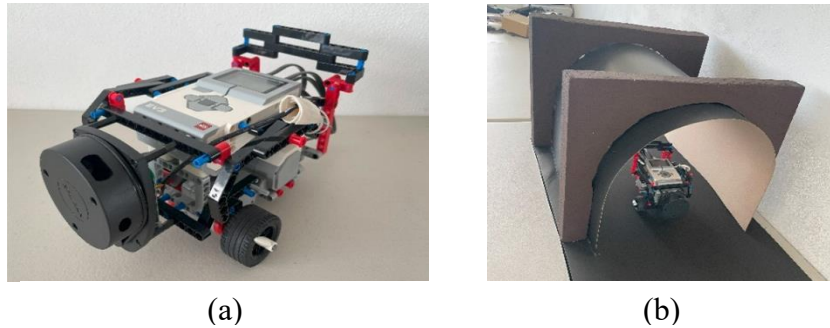
Figura 3. Proceso general desde la parte de adquisición de la información hasta la visualización de la información.



Se usa un robot móvil MINDSTORMS® EV3 de LEGO (ver Figura 4(a)) el cual se programa por medio de una rutina realizada en Python, la rutina consiste en un avance frontal a través del túnel de prueba (ver Figura 4(b)) con una velocidad constante $v \approx 10 \text{ mm/seg}$ lo que permite hacer una cobertura completa en la toma de datos, asegurando un delta de desplazamiento (Δd) adecuado a la aplicación.

Después de haber capturado la información, esta es almacenada en un *dataset* compuesto por dos arreglos, en el primero se almacena el ángulo θ_i , el cual es incremental desde un valor inicial de cero, cuando inicia la rutina, hasta un valor de cota superior de 360° , justo en la siguiente lectura el valor del ángulo se reinicia interpretando que ya se efectuó una vuelta completa por parte del sensor LiDAR, el segundo arreglo corresponde a las distancias definida como x , donde $x \in R^+$ y se representa en milímetros con dos decimales de precisión.

Figura 4. Materiales: (a) Robot móvil MINDSTORM EV3 con sensor LiDAR y (b) escenario de experimentación.



En ese mismo sentido, estos dos arreglos se someten a una transformación para poder colocarlos en un arreglo bidimensional, una matriz de tamaño de tamaño $M_{n \times 2}$ donde n , definido por el número de vueltas completas realizadas por el LiDAR en cada experimentación completa, asociado a la distancia recorrida por el robot móvil y las posiciones angulares al que se hace cada lectura. Dicha matriz M , permite realizar un recorrido sucesivo por todos los datos a analizar, buscando datos de interés que permitan evaluar el criterio de completado de la información por filtro de modas.

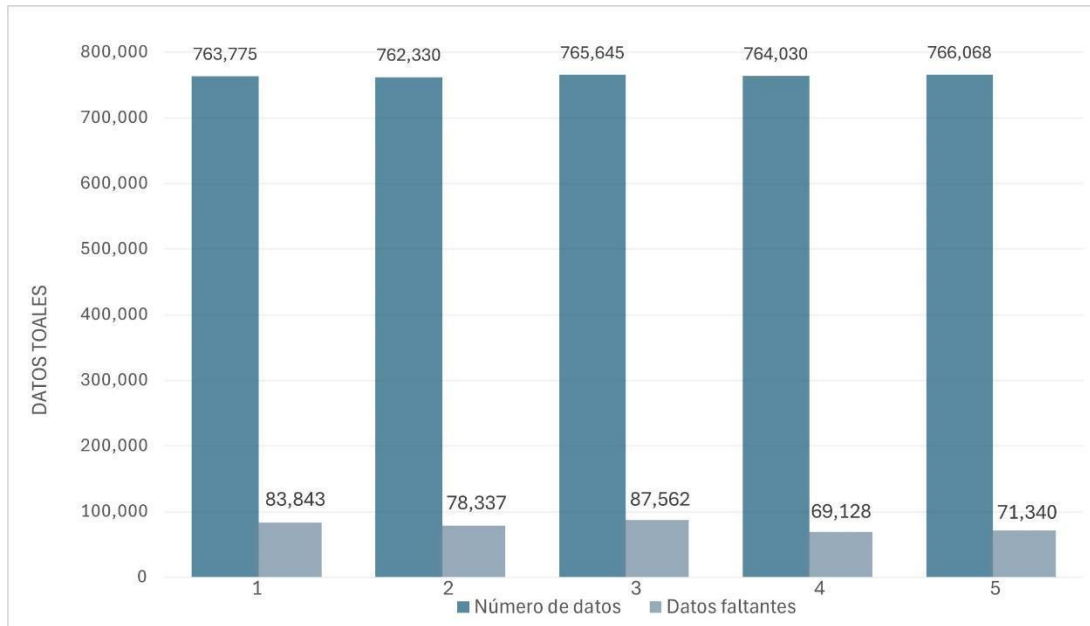
Una vez completada la etapa de integración de la información, los datos quedan listos para ser analizados, permitiendo la reconstrucción bidimensional parcial de las superficies exploradas. A partir de ello, es posible identificar y evaluar las zonas que presentan irregularidades en las superficies o paredes analizadas.

Resultados y discusión

En esta sección del trabajo realizado, se presenta los resultados obtenidos de la experimentación al aplicar la metodología. En las primeras experimentaciones se realizaron navegaciones de aproximadamente un metro, en el prototipo de escenario creado en el laboratorio como se ve en la Figura 4(b).

El experimento se repitió en condiciones similares, un número de veces considerable donde se obtuvo un número de mediciones generadas por el LiDAR, estas mediciones iban por recorrido desde los 762,000 hasta los 767,000 aproximadamente, en promedio de 765,000 datos de distancia por recorrido, los recorridos fueron de aproximadamente 1 metro de longitud en la cual el sensor adquiere información útil pero también falsos positivos, estos se pueden observar en la gráfica de la Figura 5.

Figura 5. Datos adquiridos y datos faltantes detectados.



El proceso de completado es importante para garantizar la integridad y representatividad de los datos recabados en cada experimento. En la Tabla 2 se observa las características principales de los experimentos y se tiene en promedio las mediciones realizadas de cada experimento y el porcentaje de datos perdidos representado en promedio el 10.21% de los datos globales adquiridos, siendo esto una cantidad representativa de pérdida de información está perdida puede representar detalles de importancia en el estado de la estructura, cabe mencionar que solo se muestran 5 pruebas de 16 pruebas totales realizadas.

Tabla 2.

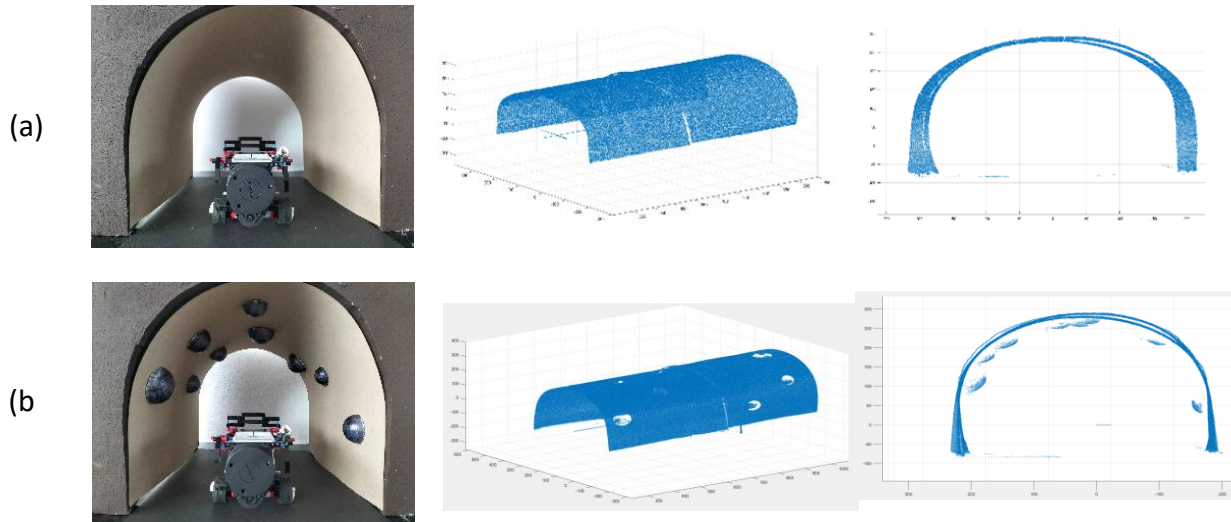
Datos generales de las experimentaciones.

Prueba	Recorrido de prueba (mm)	Número de datos	Datos faltantes	Porcentaje de datos faltantes
1	1,099	763,775	83,843	10.98%
2	993	762,330	78,337	10.28%
3	1,054	765,645	87,562	11.44%
4	1,022	764,030	69,128	9.05%
5	1,122	766,068	71,340	9.31%

Una vez aplicado el enfoque de completar los datos bajo el criterio de la moda de los elementos que circundan y forma parte del vecindario de radio igual a un desplazamiento del dato corrupto encontrado, aplicando la Ec. 5 y 6 respectivamente. Es importante mencionar que un enfoque basado en vecindarios trabaja bajo la hipótesis de que los valores circundantes al valor atípico tienen la misma naturaleza a dicho valor, por ello resulta ser una buena estimación del valor real no medido.

Con el enfoque propuesto se logró darles un valor confiable a los valores faltantes de la matriz de distancias, dependiendo del vecindario analizado, se logra mejorar la integridad de la información capturada. Por otro lado, se compara la experimentación de varias corridas con ciertas irregularidades sobre las paredes para poder hacer una comparativa con el patrón base que fue el primer experimento y poder ver si la diferencia entre los escenarios y detecta las zonas con detalles relevantes como se aprecia en la Figura 6.

Figura 6. Proceso experimental: en (a) el túnel de prueba sin deformaciones y la reconstrucción de los datos sin completado de datos y en (b) el túnel con defectos y tratamiento de completado de datos.



Conclusiones

Este trabajo representa el inicio de la línea de investigación en robótica de inspección inteligente, en donde se plantean tecnologías eficientes para el monitoreo constante y dinámico de escenarios cambiantes. En este caso el de reconstrucción de geometrías tipo túnel para la detección oportuna de fallas.

En este sentido se expuso una tecnología de adquisición y filtrado de información mediante LiDAR que permite completar los datos de lecturas. Este modelo asume un comportamiento similar en los vecinos analizados numéricamente hablando.


Al final se comprobó que la propuesta fue efectiva para el caso de estudio completando los datos faltantes en el conjunto global de datos, en la figura 6(b) de observa el aumento en la densidad de puntos de las zonas de detección, así como la detección relieves estructurales mejorando la reconstrucción y detección de posibles fallas a nivel milimétrico. El filtro usando el estadístico de dispersión central Moda, mostro ser un filtro adecuado a cualquier tipo de distribución de datos adquiridos, completando de forma eficiente los datos faltantes en la adquisición.

Trabajos a futuro

En trabajos futuros, se podría considerar la reconstrucción completa de la superficie censada, es decir construir superficies en tres dimensiones que permitan una visualización con un mapa de pseudocolor las distancias y variaciones sobre la pared detectada. Por último, se propondría extender el alcance de la aplicación de la metodología para hacer diversas tareas como: El análisis en suelos con el fin de detectar posibles hundimientos, baches y deformaciones que puedan definir de forma confiable el estado de los caminos y carreteras de cualquier tipo de asentamiento poblacional. También, analizar la distancia paralela existente entre vías férreas detectando posibles aperturas o cerraduras, evitando potenciales accidentes en este tipo de sistemas de transporte.

Referencias

- Agencias, R. I. (2021, 4 mayo). Al menos 23 muertos y 70 heridos al partirse un puente del metro en Ciudad de México. *La Vanguardia*.
- Alatise, M. B., & Hancke, G. P. (2020). A review on challenges of autonomous mobile robot and sensor fusion methods. *IEEE Access*, 8, 39830-39846.
- Araya-López, J. L. (2011). Resultados de un control de calidad de datos de temperatura superficial del aire y humedad relativa. *Revista Tecnología en Marcha*, 24(1), pág-33.
- Athawale, T., & Entezari, A. (2013). Uncertainty quantification in linear interpolation for isosurface extraction. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 19(12), 2723-2732.
- Ávila, M. A. O., & Arancibia, J. A. G. (2015). Sistema de localización autónoma para robots móviles basado en fusión de sensores propioceptivos. *Revista Politécnica*, 11(21), 75-84.
- Barrientos, V. R., Sánchez, J. R. G., & Silva-Ortigoza, R. (2007). Robots móviles: evolución y estado del arte. *Polibits*, 35, 12-17.
- Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random Forest in Remote Sensing: A review of applications and future directions. *Isprs Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011>
- Carrera-Villacrés, D. V., Guevara-García, P. V., Tamayo-Bacacela, L. C., Balarezo-Aguilar, A. L., Narváez-Rivera, C. A., & Morocho-López, D. R. (2016). Relleno de series anuales de datos meteorológicos mediante métodos estadísticos en la zona costera e interandina del Ecuador, y cálculo de la precipitación media. *Idesia (Arica)*, 34(3), 81-90.
- Cdmx, M. (s. f.). Longitudes líneas. Metro CDMX. <https://metro.cdmx.gob.mx/longitud-lineas>.
- Colomer, B. J. (2018, 1 junio). Estudio de los sensores para la detección de obstáculos aplicables a robots móviles.
- De Estadística Y Geografía, I. N. (s. f.). Transporte de pasajeros. <https://www.inegi.org.mx/temas/transporteurb/>
- González, O. (1988). El metro de Ciudad de México. *Revista EURE-Revista de Estudios Urbano Regionales*, 14(42).

- 
- Granados, R. M. (2016). Modelos de regresión lineal múltiple. *Granada, España: Departamento de Economía Aplicada, Universidad de Granada*. Documentos de Trabajo en Economía Aplicada. Universidad de Granada. España
- Morantes, G., Polo, G. R., & Pérez-Santodomingo, N. A. (2019). MODELO DE REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE PARA ESTIMAR CONCENTRACIÓN DE PM1. *Revista Internacional De Contaminacion Ambiental*, 35(1), 179-194.
- Muja, M., & Lowe, D. G. (2009). Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration. *VISAPP (1)*, 2(331-340), 2.
- Parnás, V. E. (2008). FALLAS ESTRUCTURALES EN TORRES RETICULADAS PARA TELECOMUNICACIONES. *Revista científica de Arquitectura y Urbanismo*, 29, 57-63.
- Rico Jiménez, J. de J., González Barbosa, J. J., Hurtado Ramos, J. B., Ornelas Rodríguez, F. J., Hernández García, D. E., & González Barbosa, R. (2012). Digitalización del entorno a partir de un LIDAR HDL-64E. *Nexo Revista Científica*, 25(1), 28–37.
- Secretaria de Comunicaciones y Transportes: Puentes de la Red Federal de Carreteras. (s. f.). <https://www.sct.gob.mx/carreteras/direccion-general-de-conservacion-de-carreteras/puentes-de-la-red-federal-de-carreteras/>
- Strauß, A., Bieñ, J., Neuner, H., Harmening, C., Seywald, C., Österreicher, M., Voit, K., Pistone, E., Spyridis, P., & Bergmeister, K. (2020). Sensing and monitoring in tunnels Testing and monitoring methods for the assessment of tunnels. *Structural Concrete*, 21(4), 1356-1376.
- Vandiver, J. K. (1975, May). Detection of structural failure on fixed platforms by measurement of dynamic response. In *Offshore Technology Conference* (pp. OTC-2267). OTC.