

REVISIÓN DE AFLUENCIA EN EL METRO DE LA CDMX CON MINERÍA DE DATOS. FLOW REVIEW IN THE CDMX METRO WITH DATA MINING

Irene Margarita Castillo Castillo

Ingeniería en Sistemas Inteligentes, Centro Universitario Nezahualcóyotl-UAEMEX
icastilloc003@alumno.uaemex.mx, ORCID 0009-0003-6570-1246

Daniel Arturo Muñoz Rojas

Ingeniería en Sistemas Inteligentes, Centro Universitario Nezahualcóyotl-UAEMEX
dmunozr004@alumno.uaemex.mx, ORCID 0009-0002-3579-3146

RESUMEN

Este artículo presenta un análisis de series de tiempo del tráfico del Metro de la Ciudad de México (CDMX), teniendo en cuenta que el metro es una infraestructura de transporte público de gran importancia transportando a más de 2 mil millones de usuarios en 2022.

Para este análisis se usará el proceso clásico de la minería de datos determinando el coeficiente de Hurst con ayuda del software Benoit, teniendo como resultado en la Línea 2 $H=0.005$, Línea 3 con $H=0.003$ y Línea 8 con $H=0.007$, lo que se puede interpretar como un ruido rosa, siendo una serie de tiempo anti-persistente teniendo un equilibrio dinámico, lo que significa que, si la cantidad de usuarios cae en un año, para el siguiente subirá.

Palabras clave: Coeficiente de Hurst, afluencia, transporte público, metro.

ABSTRACT

This article presents a time series analysis of the traffic of the Mexico City Metro (CDMX), taking into account that the metro is a very important public transport infrastructure transporting more than 2 billion users in 2022.

For this analysis, the classic data mining process will be used, determining the Hurst coefficient with the help of the Benoit software, resulting in Line 2 with $H=0.005$, Line 3 with $H=0.003$ and Line 8 with $H=0.007$, which can be interpreted as pink noise, being an anti-persistent time series having a dynamic equilibrium, which means that, if the number of users falls in one year, it will rise the next.

Keywords. Hurst coefficient, influx, public transport, metro.

Fecha de recibido: 29 de octubre de 2023

Fecha de Aceptación: 10 de diciembre de 2023

INTRODUCCIÓN

El metro de la Ciudad de México, también conocido como el Sistema de Transporte Colectivo (STC), es uno de los sistemas de transporte más importantes y concurridos del país. Con una extensa red de líneas que se extienden por toda la ciudad, el metro es el medio de transporte preferido por millones de personas a diario.

La afluencia de pasajeros en el metro de la CDMX es de 837,473,413 al año. Cada día, miles de personas se desplazan en sus vagones, ya sea para ir al trabajo, a la escuela o simplemente para explorar la ciudad (*Cdmx, s. f.*).

Sin embargo, esta gran afluencia también ha llevado a desafíos en términos de capacidad y seguridad. En horas pico, se pueden llegar a subir hasta 1,500 personas por tren, lo que dificulta la movilidad y puede generar situaciones incómodas para los pasajeros. Además, la seguridad también es un tema importante, y se han implementado medidas para garantizar la integridad de los usuarios, como la instalación de cámaras de vigilancia y la presencia de elementos de seguridad en las estaciones (*Cdmx, 2023*).

A pesar de estos desafíos, el metro de la CDMX sigue siendo una pieza fundamental en la vida de los habitantes de la ciudad. Su accesibilidad, velocidad y cobertura son indispensables para el funcionamiento de la metrópolis. El metro es testigo de historias, encuentros y momentos de la vida cotidiana de los capitalinos, y sin duda alguna, seguirá siendo un elemento icónico de la Ciudad de México por muchos años más.

ANTECEDENTES

La Ciudad de México es una de las ciudades más pobladas del mundo con más de 22 millones de habitantes. Esta gran densidad de población crea una demanda significativa de servicios de transporte público como lo es el metro.

Este análisis nos permite entender cómo se distribuye la población y cómo se desplaza por la ciudad. Esto es importante para garantizar que los servicios públicos se presten de manera eficiente y justa. En la década de 1970, el gobierno de la ciudad comenzó a utilizar datos del censo para comprender la distribución de la población. En la década de 1990, el gobierno de la ciudad comenzó a utilizar datos

de encuestas para comprender cómo se movía la población por la ciudad (Cdmx, 2023).

Actualmente, el gobierno de la Ciudad de México utiliza una variedad de fuentes de datos para el análisis de la frecuencia de visitantes. Estas fuentes de datos incluyen datos de censos, encuestas, sistemas de información geográfica (SIG) y datos de transporte.

OBJETIVOS

Revisar la afluencia semanal del metro de la CDMX para obtener información precisa y actualizada sobre el número de personas que utilizan este transporte público.

TRANSPORTE PUBLICO: METRO

El Metro de la Ciudad de México es el sistema de ferrocarril metropolitano de la capital mexicana, la Ciudad de México y su área metropolitana. Es el sistema de metro más grande de América Latina y el séptimo más grande del mundo, con 195 estaciones y 226.8 kilómetros de vías.



Figura 1: Líneas del metro de Ciudad de México

Sistema de transporte público importante para la ciudad, que transporta a más de 5.000 millones de pasajeros al año operado por el Sistema de Transporte Colectivo (STC), una entidad gubernamental de la Ciudad de México. Dividido en 12 líneas, cada una con un color y un número distintivo. Las líneas 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9 y B utilizan trenes de rodadura neumática, mientras que las líneas A y 12 utilizan trenes de rodadura férrea (Cobos, 2020).

COEFICIENTE DE HURTS Y DIMENCIÓN FRACTAL

El coeficiente de Hurst, también conocido como exponente de Hurst, es una medida que indica la existencia de dependencias a largo plazo en una serie de datos. El coeficiente de Hurst puede tomar valores entre 0 y 1, donde un valor de 0,5 indica una serie de datos aleatorios, un valor superior a 0,5 indica una tendencia hacia la persistencia y un valor inferior a 0,5 indica una tendencia hacia la reversión a la media (De Mendonça, 2023).

La dimensión fractal es una medida que describe la complejidad y estructura de un objeto o conjunto de datos. Las series con alta dimensión fractal muestran estructuras complejas y autocorrelación a largo plazo, mientras que las series con

baja dimensión fractal muestran estructuras más simples y autocorrelación a corto plazo.

El coeficiente de Hurst y la dimensión fractal son herramientas importantes para analizar series de datos y tienen aplicaciones en diversos campos como la economía, la meteorología, la física y la biología (De Mendonça, 2023).

JUSTIFICACIÓN

La Ciudad de México es una ciudad altamente poblada y el Metro es el principal sistema de transporte público. En el año 2022, el Metro de la Ciudad de México transportó a más de 2 mil millones de usuarios, lo que representa aproximadamente el 40% de los viajes en transporte público en la ciudad. El metro de la CDMX consta de 12 líneas, 195 estaciones y más de 200 kilómetros de vías (Cdmx, s.f.).

La afluencia del Metro es un factor importante que afecta la operación del sistema, ya que determina la cantidad de trenes y personal necesarios para atender la demanda de los usuarios.

La afluencia del Metro de la Ciudad de México es un dato público y el gobierno de la Ciudad de México publica los datos de afluencia del Metro de manera regular.

Durante casi 5 años la cantidad de usuarios por año en este transporte se mantuvo por encima de los 1,500 millones, a la llegada del 2020 año en que inició la pandemia de COVID-19 esta cantidad se redujo 59.6% (Pablo de los Cobos, 2020).

Otro de los factores que afectan el número de usuarios son los conciertos que se han presentado año con año en el centro de la ciudad, llegando a ser hasta 3,612,799 usuarios en un solo día (Agencia Digital de Innovación Pública, s/f).

METODOLOGÍA

Las metodologías de minería de datos son enfoques estructurados y sistemáticos que se utilizan para llevar a cabo proyectos de análisis y extraer conocimiento de grandes conjuntos de datos. Estas metodologías proporcionan un marco para guiar a los científicos de datos en cada paso del proceso, desde la comprensión del problema hasta la evaluación de los resultados.

Estas proporcionan una estructura y un enfoque sistemático para llevar a cabo proyectos de minería de datos, lo que ayuda a garantizar la calidad y la eficacia de los resultados obtenidos. Este trabajo se analizó utilizando una herramienta de

software llamada Benoit, un software de análisis fractal que le permite medir la dimensión fractal y/o el exponente de Hurst de conjuntos de datos utilizando los métodos para analizar patrones auto-semejantes (De Mendonça, 2023).

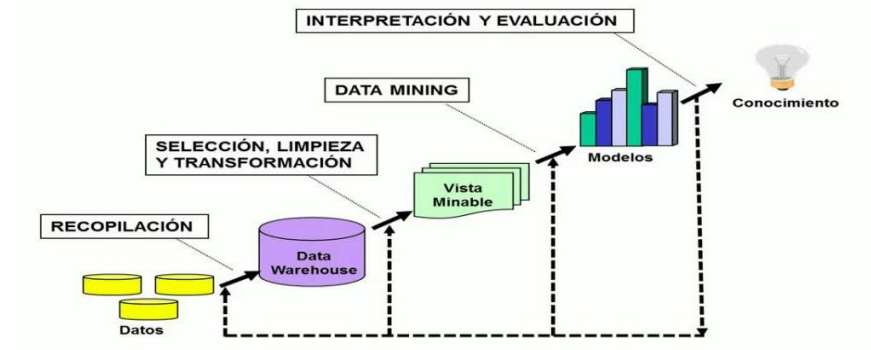


Figura 2: Proceso de la minería de datos (Universidad a Distancia de Madrid, UDIMA, 2014)

FASE 1: RECOPIACIÓN E INTEGRACIÓN (FUENTES DE DATOS-EXTRACCIÓN)

Esta fase es fundamental porque la calidad y cantidad de datos recopilados pueden influir en los resultados y conclusiones alcanzadas. Se recolecta y reúne los conjuntos de datos necesarios para llevar a cabo el análisis y la extracción de conocimiento. Esta fase puede implicar la obtención de datos de diversas fuentes, como bases de datos, archivos, registros, sensores, redes sociales, entre otros. Es importante asegurarse de que los datos recopilados sean relevantes para el problema (Portal, 2021).

En este trabajo se presenta el análisis en series de tiempo de la afluencia del Metro de la Ciudad de México (CDMX), tomando en cuenta que el metro es una infraestructura de transporte público de gran importancia y relevancia para la ciudad, es uno de los principales medios de transporte utilizados por millones de personas a diario.

En el año 2021, el principal medio de transporte público en la Ciudad de México fue el Sistema de Transporte Colectivo Metro que prestó servicio a 63.4 millones de usuarios; a éste le siguieron en importancia el Metrobús con 22.2 millones de personas, la Red de Transporte de Pasajeros (RTP) con 8.2 millones, el Trolebús con 4.5 millones y el Tren Ligero con 1.4 millones de pasajeros (Inegi, s.f.).

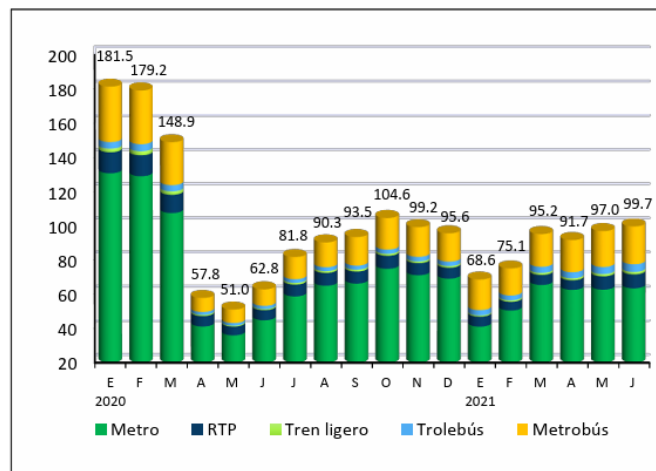


Figura 3: Total de pasajeros transportados en la Ciudad de México (INEGI, 2021)

Los datos correspondientes a la afluencia del Metro de la Ciudad de México (CDMX) fueron adquiridos del Portal de *Datos Abiertos del Gobierno de la Ciudad de México*, que es desglosado por año, mes y semana, tomando como referencia a la *línea 2*,

línea 3 y línea 8 las cuales son las líneas más concurridas por los usuarios, teniendo como reseña la primera semana de enero del 2010 hasta enero del 2023. Obteniendo tres series de tiempo de una cantidad de 628 datos cada uno, teniendo un total de 1,887 datos por lo que se usó la herramienta de Excel para su clasificación y dejarlo listo para su posterior tratamiento (Agencia Digital de Innovación Pública, s/f).

FASE 2: LIMPIEZA, SELECCIÓN Y TRASFORMACIÓN (PREPROCESAMIENTO)

Para el proceso de limpieza en Excel, se utilizaron tres columnas donde se encuentra cada línea del metro (línea 2, línea 3 y línea 8) se registra un mismo formato para todos los datos, en el número de personas (afluencia) se quita la coma dejando solo la cantidad en su forma más básica de número.

Gracias a la facilidad que nos brinda el *Portal de Datos Abiertos* se ha conseguido obtener los datos originalmente por semanas sin ninguna alteración a los datos, ordenándolos en dos columnas, una para la fecha y otra para el número de personas (afluencia).

Para un buen proceso de minería de datos depende de varios factores como la calidad de los datos, la selección adecuada de técnicas y algoritmos, el conocimiento del dominio, la capacidad de interpretar resultados y la capacidad de iterar y mejorar continuamente el proceso (AWS, s.f.).

Estas etapas de limpieza, selección y transformación de datos son importantes para garantizar la calidad de los datos utilizados en la minería de datos y obtener resultados precisos y confiables (Bello, 2023).

FASE 3: EXPLOTACIÓN Y TRANSFORMACIÓN

Los resultados se han obtenido al analizar las series de tiempo con el software Benoit, ya que nos permite medir la dimensión fractal y/o el coeficiente de Hurts de un conjunto de datos usando algunos métodos que tiene disponibles para el análisis de patrones e incluye el método R/S que es el objeto de estudio para el minado de datos.

- **Minería de datos:** Utiliza técnicas y algoritmos avanzados para descubrir información valiosa y conocimientos ocultos en grandes conjuntos de datos,

con el objetivo de tomar decisiones informadas y obtener ventajas competitivas (Bello, 2022).

- **Evaluación de los patrones o modelos:** Los patrones o modelos en minería de datos es un proceso esencial para determinar la calidad y el rendimiento de los patrones o modelos descubiertos, y para tomar decisiones informadas sobre su utilidad en el contexto del problema en cuestión.
- **Presentación del conocimiento en minería de datos:** Proceso de comunicar los resultados y hallazgos obtenidos a partir del análisis de los datos de manera efectiva y comprensible.

FASE 4: EVALUACIÓN E INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

Tomando los valores obtenidos del método R/S de cada una de las líneas, se hace la descripción de los resultados. El R/S es un estadístico con media cero, expresado en términos de desviación estándar y cuyo análisis es de tipo no paramétrico, ya que no se requiere una distribución específica. Donde H es el número asociado a una serie temporal, FD es el número que refleja la media topológica de un conjunto fractal a escalas distintas (irregularidad en los datos). Si $0 \leq H < 0,5$ como en el caso de las tres líneas es no correlacionado por lo que la dimensión fractal aumentará (De Mendonça, 2023).

La evaluación e interpretación de los resultados en minería de datos es una etapa esencial para comprender y utilizar de manera efectiva la información obtenida del análisis de los datos. Esto implica medir la calidad y el rendimiento de los modelos o patrones descubiertos, así como analizar y comprender el significado de los resultados en el contexto del problema o la pregunta de investigación.

Deben realizarse de manera crítica y cuidadosa. Esto implica considerar las limitaciones y sesgos potenciales de los datos y los algoritmos utilizados, así como validar los resultados con datos adicionales o realizar pruebas de sensibilidad. Esto implica identificar las relaciones y tendencias clave, así como comprender cómo se relacionan con el problema o la pregunta de investigación. La interpretación también puede implicar la identificación de posibles explicaciones o hipótesis sobre los fenómenos observados [Tabla 1].

Línea	Línea 2			Línea 3			Línea 8		
Método	Coefficiente de Hurst	Dimensión fractal	Desviación estándar	Coefficiente de Hurst	Dimensión fractal	Desviación estándar	Coefficiente de Hurst	Dimensión fractal	Desviación estándar
Resultado	0.005	1.995	0.00057	0.003	1.997	0.0004	0.007	1.993	0.000475

Tabla 1: Tabla de valores de H, Dimensión fractal y Desviación estándar de las líneas: Línea 2, Línea 3 y Línea 8. (Elaboración propia)

El método R/S análisis es uno de los utilizados en este trabajo ya se basa en la teoría de los fractales y se utiliza para evaluar la presencia de correlaciones a largo plazo en una serie de datos.

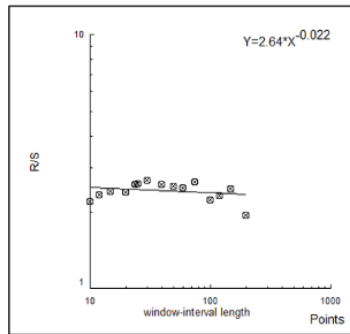
Por la naturaleza de los datos es más complicado realizar el análisis con R/A ANALYSIS ya que nos daba como resultado una H negativa y dicho valor no existe, por lo que se le recurrió al método ROUGHNEESS – LENGTH, este método es utilizado para estimar la longitud de las tendencias en los datos y ayuda a los analistas a comprender mejor la dinámica de los datos y a mejorar la precisión de los modelos de pronóstico (De Mendonça, 2023).

Después de utilizar este método podemos apreciar una mejora y una H positiva con la que sí es posible trabajar. Podemos observar que nuestros resultados son $0 < H < 0.5$ lo cual nos dice que es una serie de tiempo anti-persistente, es decir, es más volátil que la serie aleatoria.

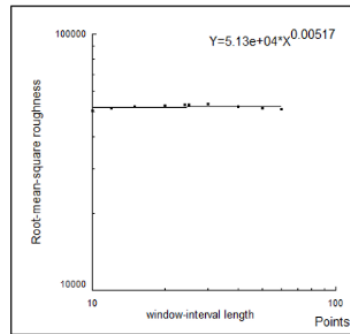
Si el sistema estuvo activo en el período anterior, lo más probable es que esté inactivo en el siguiente período. Por el contrario, si cayó anteriormente, lo más probable es que suba en el siguiente período. La fuerza de este comportamiento anti-persistente depende de qué tan cerca esté H de cero.

Esperando que a partir del año 2024 el número de usuarios incremente hasta un 20% a comparación de años pasados, siendo 3% mayor al 2022 y 2023.

• **LÍNEA 2**



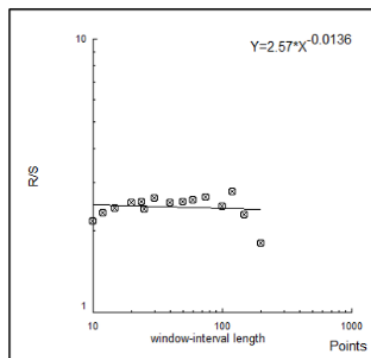
Método R/A ANALYSIS



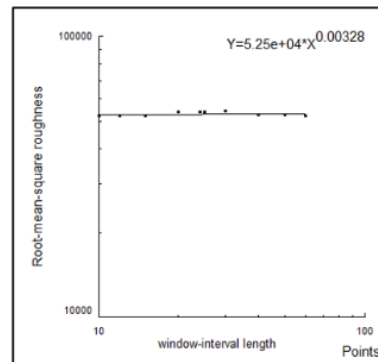
Método ROUGHNESS - LENGTH

Figura 4: Graficas de persistencia línea 2.
Elaboración propia.

• **LÍNEA 3**



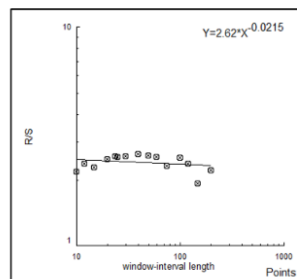
Método R/A ANALYSIS



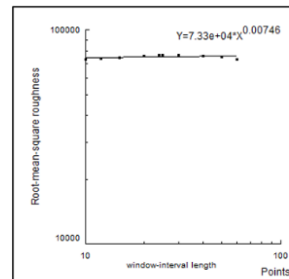
Método ROUGHNESS - LENGTH

Figura 5: Graficas de persistencia línea 3.
Elaboración propia.

• **LÍNEA 8**



Método R/A ANALYSIS



Método ROUGHNESS - LENGTH

Figura 6: Graficas de persistencia línea 8.
Elaboración propia.

En la dimensión fractal, se refleja la medida topológica de un conjunto fractal a escalas distintas y a partir del exponente Hurst (H) como: $D = 2 - H$. En particular esta forma de establecer la dimensión permite que en una gráfica de retornos de cualquier serie pueda visualizarse la dimensión fractal, lo que dará una idea del valor del coeficiente Hurst (De Mendonça, 2023).

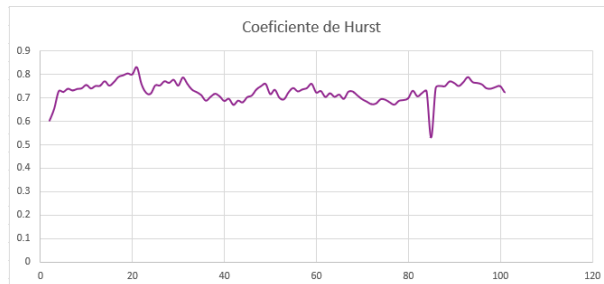


Figura 7: Elaboración propia
Coeficiente de Hurst Línea 2

Cuanto mayor es la dimensión, mayor será la variación, ya que la dimensión está relacionada con las variaciones que se presentan entre puntos próximos.

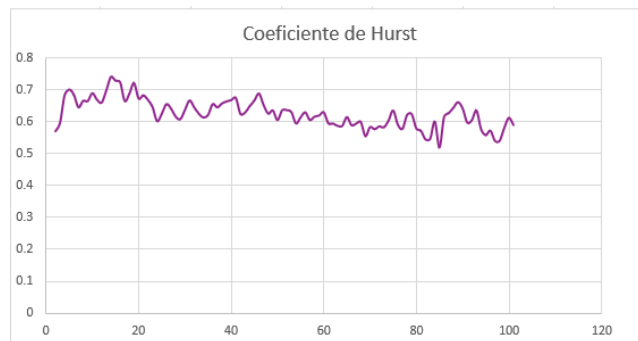


Figura 8: Elaboración propia
Coeficiente de Hurst Línea 3

Después de pasar nuestros datos por estos dos métodos, podemos concluir que el ruido que tiene esta serie de tiempo es rosa ($0 = H < 0.5$) esto quiere decir que es el tipo de ruido que tiene una distribución de potencia constante en el dominio de la frecuencia. Esto significa que la potencia del ruido es la misma en todas las frecuencias, o que la amplitud del ruido es proporcional a la raíz de la frecuencia. Esto significa que la potencia del ruido es la misma en todas las frecuencias, o que la amplitud del ruido es proporcional a la raíz de Se encuentra en una variedad de fenómenos naturales, como el clima, los mercados financieros y el comportamiento humano (De Mendonça, 2023).

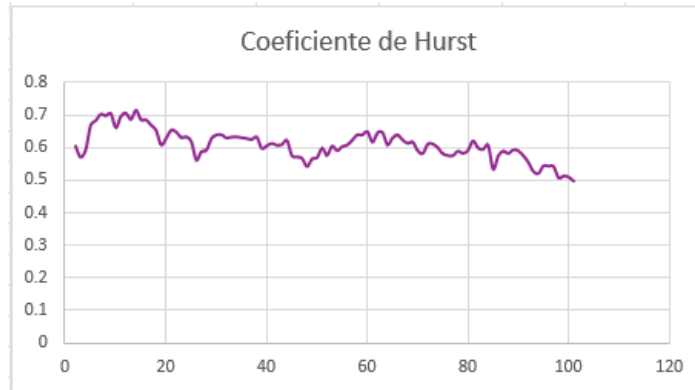


Figura 9: Elaboración propia
Coeficiente de Hurst Línea 8

- **Análisis de tendencias:** El ruido rosa puede dificultar la identificación de tendencias en los datos.
- **Predicción:** El ruido rosa puede introducir patrones aleatorios en los datos, lo que puede dificultar la predicción de los datos futuros. Al eliminar el ruido rosa, los modelos de pronóstico pueden tener una mejor idea de los patrones reales en los datos, lo que puede mejorar la precisión de las predicciones.
- **Selección de características:** Los analistas pueden tener una mejor idea de las características reales en los datos y facilita la selección de las características adecuadas para los modelos de aprendizaje automático.

En la base del DataSet se diseñó de manera que la afluencia de las tres líneas del metro se pueda visualizar de manera fácil, junto al año, mes y semana que corresponde dicha cifra.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1	Mes	Semana	2010	2010.2	2010.3	2011	2011.2	2011.3	2012	2012.2	2012.3	2013	2013.2
2			LINEA 2	LINEA 3	LINEA 8	LINEA 2	LINEA 3	LINEA 8	LINEA 2	LINEA 3	LINEA 8	LINEA 2	LINEA 3
3	Enero	Semana	4,377,523	4,414,107	6,030,138	8,604,739	7,202,983	4,548,966	4,687,429	6,824,995	6,399,402	5,378,505	6,207,406
4		Semana	6,384,772	5,127,122	9,198,556	7,257,921	4,010,497	4,706,724	4,046,454	7,933,250	3,393,939	3,007,263	4,540,108
5		Semana	6,746,344	7,159,716	8,333,326	9,204,353	6,345,406	3,990,811	7,411,770	5,815,593	7,260,285	7,883,424	6,630,780
6		Semana	7,534,340	7,326,028	6,602,928	8,290,263	4,977,631	5,525,328	6,392,260	5,413,793	3,737,205	7,111,234	5,857,592
7	Febrero	Semana	4,555,870	7,656,529	7,829,898	6,135,489	3,415,849	4,313,882	7,155,857	4,111,889	5,132,391	3,217,518	6,857,831
8		Semana	7,881,538	6,934,870	6,507,008	9,930,579	4,395,200	3,421,527	6,881,056	6,598,277	4,547,441	4,563,949	3,005,500
9		Semana	4,885,111	6,107,694	7,867,006	8,265,533	3,080,343	6,269,267	5,420,935	5,187,915	7,232,300	5,642,035	3,793,818
10		Semana	6,064,113	6,267,541	8,485,425	7,236,777	6,297,469	3,645,750	3,775,917	4,250,510	5,066,182	7,369,234	4,021,582
11	Marzo	Semana	4,137,701	4,703,491	6,262,230	9,108,914	6,634,037	7,264,779	6,303,739	5,817,447	7,182,103	7,470,702	5,341,823
12		Semana	6,820,140	6,768,691	6,550,053	6,707,442	5,960,200	6,775,825	3,222,291	3,483,732	3,399,894	6,684,539	7,981,054
13		Semana	4,977,999	4,513,336	6,851,171	9,262,126	7,657,639	7,058,420	7,166,038	5,486,212	5,326,574	3,742,431	4,320,086
14		Semana	4,691,691	6,891,615	7,916,991	6,962,420	5,819,031	5,316,420	6,849,100	3,197,350	4,079,851	5,140,076	3,419,101
15	Abril	Semana	7,313,713	4,389,986	8,502,676	8,037,807	4,765,664	4,015,708	5,607,693	4,550,916	5,401,125	5,857,679	5,624,543
16		Semana	5,347,808	6,958,481	6,451,663	8,198,192	7,467,614	6,429,358	3,125,835	4,851,500	6,018,846	6,098,616	5,585,045
17		Semana	6,665,441	5,301,181	6,670,844	6,025,306	4,432,751	6,743,804	7,296,536	6,591,321	5,297,024	7,344,925	6,560,801
18		Semana	6,149,434	6,310,479	6,379,734	9,403,286	7,654,589	4,879,375	4,018,046	7,893,143	6,569,038	6,622,353	5,292,558

Figura 10: DataSet.
Elaboración propia.

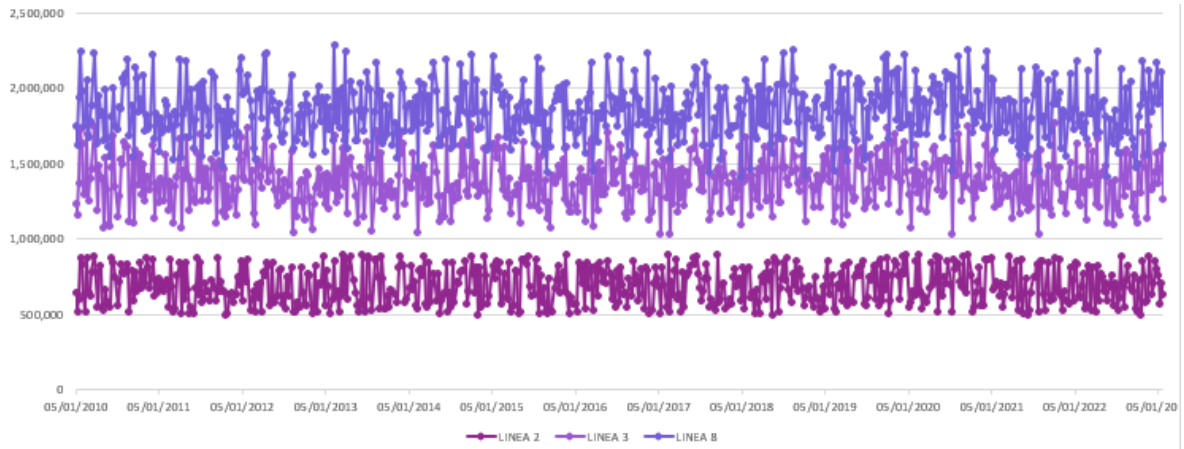


Figura 11: Elaboración propia
Comportamiento de las 3 líneas en los años 2013-2023

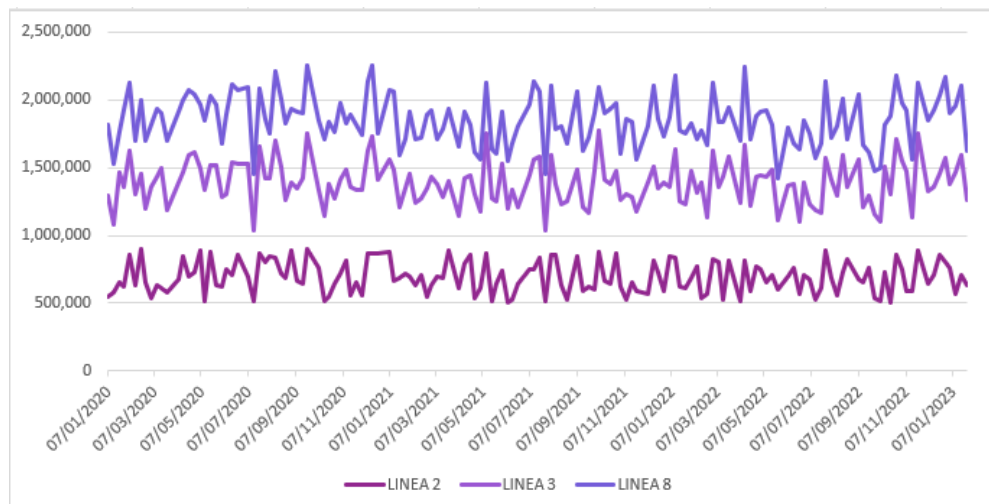


Figura 12: Elaboración propia
Comportamiento de las 3 líneas en los años 2020-2023

CONCLUSIÓN

Este proyecto de minería de datos sobre la afluencia del metro en la ciudad ha sido un proceso valioso para obtener conocimientos significativos sobre el comportamiento de la afluencia en este transporte público. A través del análisis de datos, se ha podido identificar el porcentaje de incremento esperado de usuarios en el metro.

Las altas y bajas de la afluencia se pueden interpretar por diferentes factores que influyen, como eventos especiales, condiciones climáticas, días festivos o vacaciones. Esta comprensión más profunda de los factores que afectan la afluencia del metro puede ayudar a prever y gestionar situaciones de alta demanda o congestión, mejorando así la eficiencia del sistema de transporte.

Los resultados del estudio muestran que la afluencia de metro de la Ciudad de México presenta una tendencia creciente a lo largo del tiempo.

REFERENCIAS

- Agencia Digital de Innovación Pública. (s/f). Portal de Datos Abiertos. Gob.mx. <https://datos.cdmx.gob.mx/>
- AWS (s/f). ¿Qué es la minería de datos? La minería de datos, Amazon Web Services, Inc. <https://aws.amazon.com/es/what-is/data-mining/>
- Bello, E. (2022, 26 abril). ¿Qué es el minado de datos o data Mining? técnicas y pasos a seguir. <https://www.iebschool.com/blog/data-mining-mineria-datos-big-data/>
- Cdmx, M. (s/f). Metro CDMX. Metro CDMX. <https://metro.cdmx.gob.mx/>
- Cdmx, M. (2021, mayo 30). Metro CDMX. Metro CDMX. <https://metro-cdmx.com.mx/>
- De los Cobos Pablo <https://datos.nexos.com.mx/author/pablo-de-los-cobos/>
- De Mendonça F. J. (2023, 5 enero). El exponente de Hurst: ¿Conocías esta técnica estadística? Investing.com español. <https://es.investing.com/analysis/el-exponente-de-hurst-conocias-esta-tecnica-estadistica-200458826>
- García, A. K. (2023, enero 7). ¿Cuánta gente viaja en metro en la Ciudad de México? El Economista. <https://www.eleconomista.com.mx/politica/Cuanta-gente-viaja-en-metro-en-la-Ciudad-de-Mexico-20200317-0069.html>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía. INEGI. (s/f). Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Org.mx. <https://www.inegi.org.mx/>
- Portal, T. I. C. (2021, marzo 28). ¿Qué es y cómo se hace una integración de datos (data integration)? <https://www.ticportal.es/glosario-tic/integracion-datos>.