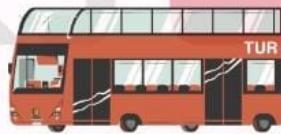


Universidad Nacional Autónoma de México

Facultad de Ciencias

Análisis afluencia Línea 3 del Metrobús



El sistema de transporte público desempeña un papel fundamental en la organización económica, social y territorial de la Ciudad de México, al posibilitar el desplazamiento cotidiano de millones de habitantes y facilitar el desarrollo de actividades productivas, educativas y comerciales. En este contexto, el Metrobús se ha consolidado como uno de los principales medios de transporte masivo, destacándose por su eficiencia operativa, su cobertura estratégica y su relevancia dentro de la dinámica de movilidad urbana de la capital.

La Línea 3 del sistema constituye un eje importante dentro de la red de transporte, al conectar zonas de alta densidad poblacional y registrar un flujo significativo de usuarios. El análisis de la afluencia en esta línea permite comprender la evolución temporal del número de pasajeros y evaluar la estabilidad o variabilidad del servicio ante cambios estructurales en el entorno económico y social. El estudio de su comportamiento resulta relevante para identificar patrones de demanda y analizar la respuesta del sistema ante eventos externos que afectan la movilidad urbana.

Desde el enfoque de las series de tiempo, resulta fundamental identificar períodos de estabilidad que permitan establecer un comportamiento base de la serie. En este sentido, el periodo comprendido entre 2017 y 2019 se considera una etapa de operación normal del sistema, libre de perturbaciones extraordinarias que alteraran significativamente los patrones de movilidad. En particular, el año 2019 se utiliza como referencia principal, al representar el último periodo completo previo a la pandemia y reflejar de manera adecuada el comportamiento estructural de la afluencia.

En contraste, el año 2020 representa un punto de inflexión en la dinámica de la serie, debido a la aparición de la pandemia de COVID-19, la cual provocó una reducción significativa en

la movilidad urbana como consecuencia de las medidas de confinamiento, la suspensión de actividades presenciales y las restricciones sanitarias. Desde una perspectiva econométrica, este evento puede interpretarse como un choque exógeno que generó una ruptura estructural en la serie temporal, afectando tanto su nivel como su tendencia. Por esta razón, la comparación entre el año base 2019 y el año 2020 permite cuantificar la magnitud del impacto y evaluar la existencia de cambios significativos en el comportamiento de la afluencia.

La presente investigación tiene como objetivo analizar el comportamiento de la afluencia de pasajeros en la Línea 3 del Metrobús mediante la aplicación de modelos paramétricos y técnicas de series de tiempo. A través de la construcción, descomposición y transformación de la serie temporal, se busca identificar sus componentes fundamentales, analizar su estabilidad y evaluar el efecto del choque estructural ocurrido en 2020 en relación con el periodo base 2017–2019. Este enfoque permite obtener una comprensión más precisa de la dinámica de la demanda y de los factores que influyen en su evolución.

La información utilizada en este estudio proviene del conjunto de datos abierto denominado [Afluencia Diaria del Metrobús – Datos Abiertos CDMX](#), publicado por la Secretaría de Movilidad de la Ciudad de México a través de su portal oficial de datos abiertos. Este conjunto proporciona registros diarios de la afluencia de pasajeros por línea y tipo de acceso. Para efectos de este análisis, se emplearon los datos correspondientes a la Línea 3, los cuales permiten construir una serie temporal adecuada para el análisis econométrico y la identificación de patrones, tendencias y posibles cambios estructurales en la demanda del servicio.

Con el propósito de garantizar la transparencia, reproducibilidad y trazabilidad del análisis, todo el procedimiento de procesamiento, transformación y modelación de los datos fue desarrollado y documentado mediante el uso de la plataforma [GitHub](#), donde se encuentran disponibles los scripts, la base de datos y el documento de análisis. Esta práctica permite asegurar la replicabilidad del estudio y facilita la verificación de los resultados obtenidos, siguiendo los principios de investigación reproducible aplicados al análisis de series de tiempo.

En conjunto, este estudio busca no solo describir el comportamiento histórico de la afluencia, sino también aportar evidencia empírica sobre el impacto de eventos extraordinarios en los sistemas de transporte urbano, contribuyendo al entendimiento de la dinámica de movilidad y proporcionando herramientas analíticas útiles para la toma de decisiones y la planificación del transporte público.

A continuación, se presenta la gráfica que compara la afluencia diaria de usuarios con su promedio mensual en la [Línea 3 del Metrobús](#) durante el periodo 2017–2020. Esta representación visual permite observar de manera más clara el comportamiento de la demanda a lo largo del tiempo, facilitando la identificación de patrones recurrentes, variaciones significativas y posibles anomalías en la serie de datos. La comparación entre ambas escalas temporales proporciona una visión más completa del fenómeno, ya que mientras los datos diarios reflejan la variabilidad inmediata del servicio, el promedio mensual permite reconocer tendencias generales y cambios estructurales en la movilidad de los usuarios.



Figure 1: Afluencia Linea 3 del Metrobús

La gráfica presentada muestra la evolución de la afluencia de usuarios en la Línea 3 del Metrobús de la Ciudad de México durante el período 2017-2020, comparando la serie diaria (línea gris) con su promedio mensual (línea roja). Este análisis permite identificar patrones generales, tendencias y eventos atípicos en el comportamiento de los usuarios.

1. Tendencia General y Estacionalidad

La línea roja del promedio mensual revela una clara tendencia con fluctuaciones estacionales recurrentes. Se observa un patrón cíclico anual donde los puntos máximos de afluencia tienden a concentrarse en ciertos meses del año, probablemente relacionados con períodos de mayor actividad económica y educativa (por ejemplo, meses de clases y jornadas laborales regulares), mientras que los valles podrían corresponder a períodos vacacionales (como diciembre, julio o semanas santas), donde la demanda de transporte suele disminuir.

2. Variabilidad Diaria

La línea gris de los datos diarios muestra una alta variabilidad alrededor del promedio mensual. Esta dispersión indica que, aunque existe un patrón estacional claro, factores cotidianos como días de la semana (fines de semana vs. días laborables), eventos especiales, condiciones climáticas o contingencias pueden generar fluctuaciones significativas en el número de usuarios de un día a otro.

3. Detección de Picos y Valles Atípicos

Se pueden identificar algunos picos inusualmente altos en los datos diarios que superan considerablemente el rango normal de variación. Estos podrían corresponder a:

- **Eventos masivos:** conciertos, manifestaciones o eventos deportivos que aumentan la demanda de transporte.
- **Contingencias en otros sistemas:** fallas en el Metro o en otras líneas de transporte que desvían usuarios hacia el Metrobús.

De manera similar, algunos valles pronunciados podrían asociarse a días festivos nacionales, períodos de asueto prolongado o, en el caso específico de 2020, al impacto inicial de la pandemia por COVID-19.

4. Impacto del COVID-19 (2020)

Uno de los aspectos más notables en la gráfica es la drástica caída en la afluencia a partir de marzo-abril de 2020. La línea roja del promedio mensual descende abruptamente, alcanzando los niveles más bajos de todo el período analizado, esto refleja claramente el impacto de las medidas de confinamiento y la reducción de la movilidad urbana durante los primeros meses de la pandemia en la Ciudad de México. La recuperación posterior, aunque presente, muestra una nueva normalidad con niveles de afluencia inferiores a los observados antes de la pandemia.

Una vez que hemos comprendido el comportamiento general de la afluencia en la Línea 3 a través de la comparación entre datos diarios y mensuales donde se hizo evidente tanto la estacionalidad anual como el drástico impacto de la pandemia en 2020, resulta necesario profundizar en la estructura interna de la serie para identificar con mayor precisión los componentes que la conforman. La descomposición STL nos permitirá justamente eso: separar la serie mensual en sus elementos fundamentales (tendencia, estacionalidad y residuos) para analizar de manera aislada la dirección de largo plazo de la demanda, los patrones que se repiten cada año y la variabilidad aleatoria que no puede explicarse por los dos componentes anteriores. Este enfoque nos ayudará a comprender no solo *qué* ocurrió con la afluencia durante el período analizado, sino también *por qué* se comportó de determinada manera y qué factores estructurales y coyunturales influyeron en su evolución.

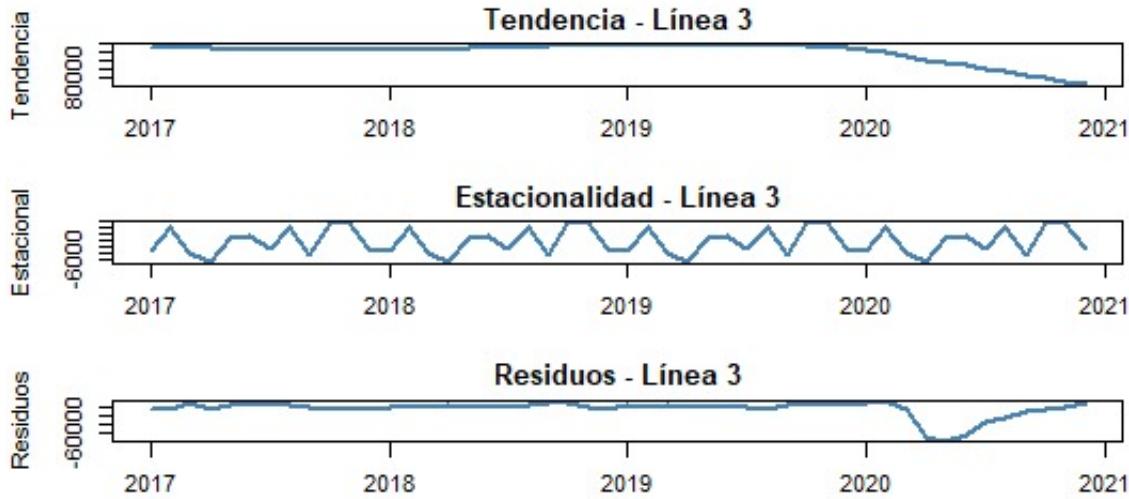


Figure 2: Descomposición de la Afluencia

1. Análisis de la Tendencia

El componente de tendencia revela la dirección general de la serie una vez eliminados los efectos estacionales y el ruido aleatorio.

Observaciones principales:

- Período 2017-2019:** Se observa una tendencia relativamente estable con ligeras fluctuaciones, manteniéndose en niveles altos de afluencia. Esto sugiere que la demanda de la Línea 3 se encontraba en una meseta superior durante estos años, posiblemente reflejando una etapa de madurez en la operación de la línea.
- Inicio de 2020:** La tendencia comienza a mostrar un descenso gradual incluso antes del impacto evidente de la pandemia, lo que podría atribuirse a factores estacionales atípicos o cambios incipientes en los patrones de movilidad.
- Caída abrupta (2020):** El elemento más destacado es el drástico descenso de la tendencia a partir de marzo-abril de 2020, coincidiendo con el inicio de la pandemia por COVID-19 en México. La tendencia alcanza su punto mínimo histórico, reflejando el colapso en la movilidad urbana debido a las medidas de confinamiento y la suspensión de actividades no esenciales.
- Recuperación parcial:** Hacia finales de 2020, la tendencia muestra una recuperación, aunque sin alcanzar los niveles previos a la pandemia. Esto indica un retorno gradual a la movilidad, pero en un contexto de “nueva normalidad” con menores desplazamientos.

La tendencia confirma que la Línea 3 experimentó un cambio estructural en su demanda debido a un factor exógeno (la pandemia), alterando permanentemente el nivel base de usuarios que transportaba.

2. Análisis de la Estacionalidad

El componente estacional muestra los patrones que se repiten periódicamente cada año, permitiendo identificar meses con mayor y menor demanda de manera consistente.

Observaciones principales:

- **Patrón anual recurrente:** Se observa una estructura estacional clara y consistente a lo largo de todo el período, con fluctuaciones que se mantienen dentro de un rango estable.
- **Meses de alta afluencia:** Los picos positivos en la estacionalidad corresponden probablemente a meses de actividad plena (marzo-mayo, septiembre-octubre), cuando las actividades escolares y laborales están en su máximo nivel.
- **Meses de baja afluencia:** Los valles negativos se asocian con períodos vacacionales (diciembre-enero, julio-agosto), donde la demanda disminuye sistemáticamente.
- **Amplitud constante:** La magnitud de las fluctuaciones estacionales se mantiene relativamente uniforme a lo largo del período, lo que sugiere que los factores que determinan la estacionalidad (calendario escolar, festividades, etc.) siguen siendo relevantes incluso después de la pandemia.

La estacionalidad robusta indica que, a pesar del shock externo de 2020, los patrones de comportamiento de los usuarios en relación con el calendario anual se mantienen. Esto es útil para la planificación operativa, ya que permite anticipar períodos de alta y baja demanda.

3. Análisis de los Residuos

El componente residual (o “remainder”) representa la variabilidad aleatoria que no puede explicarse por la tendencia ni por la estacionalidad. Es esencial para evaluar la calidad del modelo y detectar eventos anómalos.

Observaciones principales:

- **Período 2017-2019:** Los residuos se mantienen generalmente dentro de un rango estable y cercano a cero, con fluctuaciones aleatorias que indican que el modelo captura adecuadamente la estructura de los datos. No se observan patrones sistemáticos en los residuos.

- **Picos atípicos:** Se identifican algunos residuos positivos y negativos de mayor magnitud que podrían corresponder a:
 - Eventos extraordinarios (conciertos masivos, manifestaciones)
 - Fallas en otros sistemas de transporte que desvían usuarios
 - Problemas de registro en los datos
- **Período 2020:** Los residuos muestran una mayor volatilidad durante la fase de crisis y recuperación de la pandemia. Esto es esperable, ya que el modelo (ajustado con datos de 2017-2019) no puede predecir adecuadamente el comportamiento atípico durante una disrupción sin precedentes.
- **Patrón residual:** Los residuos no muestran autocorrelación significativa, lo que valida que la descomposición STL ha capturado adecuadamente los componentes sistemáticos de la serie.

Los residuos confirman que, exceptuando el período atípico de 2020, la serie puede descomponerse de manera efectiva en tendencia y estacionalidad. Los valores residuales elevados en 2020 señalan la necesidad de tratar este período como excepcional en cualquier modelo predictivo.

Una vez que hemos descompuesto la serie mensual en sus componentes fundamentales identificando una tendencia impactada por la pandemia, una estacionalidad anual recurrente y residuos mayoritariamente aleatorios, el siguiente paso lógico es examinar cómo se relacionan los valores de la serie a lo largo del tiempo. Mientras que la descomposición STL nos reveló la estructura interna de la serie desde una perspectiva descriptiva, las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) nos permitirán cuantificar la dependencia temporal entre las observaciones, es decir, qué tanto influye la afluencia de un mes en la de los meses subsecuentes.

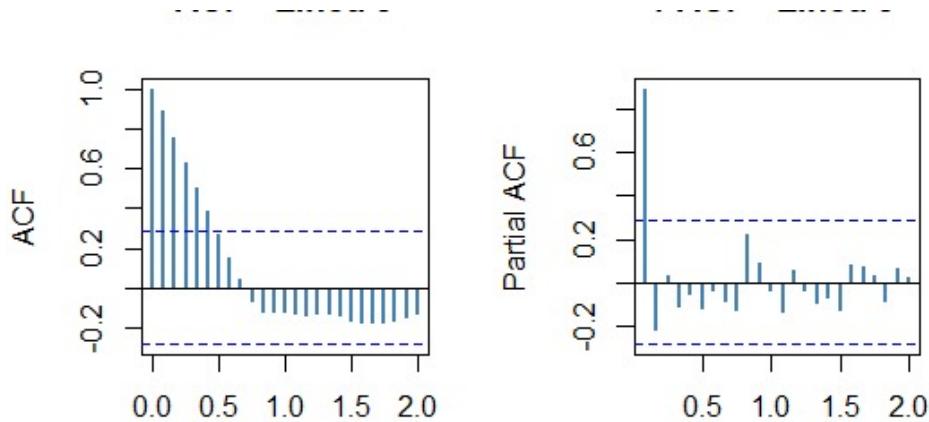


Figure 3: Autocorrelación Linea 3

1. Análisis de la Función de Autocorrelación (ACF)

La gráfica superior muestra la ACF, que cuantifica la correlación entre la serie y sus valores rezagados (lags) en diferentes períodos.

Observaciones principales:

- **Lag 0:** Como es esperado, presenta una autocorrelación perfecta de 1.00, indicando la correlación de la serie consigo misma.
- **Patrón de decaimiento lento:** Se observa que las autocorrelaciones en los primeros rezagos son positivas y significativas (0.90 en lag 1, 0.85 en lag 2, 0.75 en lag 3, etc.), y disminuyen gradualmente a medida que aumenta el rezago. Este comportamiento es característico de una serie no estacionaria o que presenta una fuerte tendencia.
- **Significancia estadística:** Las barras azules que sobrepasan las líneas punteadas (bandas de confianza al 95%) indican autocorrelaciones estadísticamente significativas. En este caso, prácticamente todos los rezagos hasta el lag 20 muestran correlaciones significativas, lo que confirma una fuerte dependencia temporal.
- **Persistencia:** El hecho de que las autocorrelaciones se mantengan positivas y significativas incluso en rezagos distantes sugiere que la serie tiene memoria larga, es decir, los valores pasados influyen en los valores presentes durante un período prolongado.

El patrón de decaimiento lento y gradual en la ACF es típico de series con tendencia, lo que confirma los hallazgos previos en el análisis de descomposición STL: la serie de afluencia de la Línea 3 no es estacionaria en media y requiere diferenciación para estabilizarla.

2. Análisis de la Función de Autocorrelación Parcial (PACF)

La gráfica inferior muestra la PACF, que mide la correlación entre la serie y sus rezagos después de eliminar los efectos de los rezagos intermedios.

Observaciones principales:

- **Corte abrupto:** A diferencia de la ACF, la PACF muestra un comportamiento diferente: el lag 1 presenta una autocorrelación parcial alta y significativa (0.90), pero a partir del lag 2, las correlaciones caen drásticamente y la mayoría se encuentran dentro de las bandas de confianza (no significativas).
- **Rezago 1 dominante:** La fuerte correlación en el primer rezago, combinada con la ausencia de correlaciones significativas en rezagos posteriores, sugiere que la dinámica de la serie puede ser capturada adecuadamente con un modelo autorregresivo de orden 1, es decir, un **AR(1)**.

- **Algunas excepciones:** Se observan ligeros picos en algunos rezagos , pero ninguno supera las bandas de confianza, por lo que pueden considerarse parte del ruido blanco.

La PACF indica que, una vez controlado el efecto del valor inmediatamente anterior (lag 1), los rezagos más distantes no aportan información adicional significativa para explicar el valor actual de la serie. Esto es consistente con procesos autorregresivos de primer orden.

El análisis conjunto de ACF y PACF revela que la serie mensual de afluencia de la Línea 3 presenta una fuerte dependencia temporal, con un comportamiento que combina una tendencia pronunciada (evidente en el decaimiento lento de la ACF) y una estructura autorregresiva simple (sugerida por el corte en la PACF). Esta información es fundamental para seleccionar modelos predictivos apropiados que capturen adecuadamente la dinámica de la demanda y permitan realizar pronósticos confiables, siempre considerando el quiebre estructural provocado por la pandemia de COVID-19 en 2020.

El presente análisis de la serie de tiempo correspondiente a la afluencia diaria y mensual de la Línea 3 del Metrobús de la Ciudad de México durante el período 2017-2020 ha permitido caracterizar su comportamiento desde múltiples perspectivas, integrando técnicas descriptivas, de descomposición estructural y de análisis de dependencia temporal. En conjunto, los resultados obtenidos no solo cumplen con el objetivo descriptivo del análisis, sino que sientan las bases para etapas posteriores de modelación predictiva y para la toma de decisiones operativas y estratégicas en el sistema de transporte. La comprensión de la estructura subyacente de la demanda su tendencia, estacionalidad y dependencia temporal permite anticipar comportamientos futuros, optimizar la asignación de recursos y diseñar estrategias de respuesta ante eventos extraordinarios.

En conclusión, el análisis realizado demuestra que la afluencia en la Línea 3 del Metrobús responde a patrones estacionales predecibles y a una estructura de dependencia temporal que puede ser modelada estadísticamente, pero también es altamente sensible a shocks externos, como quedó evidenciado con la pandemia. Este conocimiento es invaluable para la gestión eficiente del servicio y para la planificación de escenarios futuros en un contexto urbano en constante evolución