

# INFORME PROYECTO

**Alumnos:** Casas Uriel Maximiano y Fustet Arnaldo Antonio

**Materia:** Aproximación al Campo Laboral

**Año Lectivo:** 2025

**Año de Carrera:** 1er Año

**Profesor:** Simón Polizzi

# Índice

<b>Fundamentación Problema/s específico/s a resolver .....</b>	<b>3</b>
<b>Objetivos.....</b>	<b>4</b>
<b>Objetivo General .....</b>	<b>4</b>
<b>Objetivos Específicos .....</b>	<b>4</b>
<b>Fuentes de Datos y Datasets.....</b>	<b>5</b>
<b>Visualización de Datasets.....</b>	<b>7</b>
<b>Algoritmos y Justificación .....</b>	<b>10</b>
<b>Resultados Esperados.....</b>	<b>12</b>
<b>Conclusión y Proyección .....</b>	<b>12</b>
<b>Proyección.....</b>	<b>14</b>
<b>Glosario.....</b>	<b>14</b>
<b>Referencias y Fuentes.....</b>	<b>16</b>
<b>Software utilizado: .....</b>	<b>16</b>

# Fundamentación Problema/s específico/s a resolver

Con datos de distintas líneas de colectivos en todo Buenos Aires, queremos revisar/observar la cantidad de colectivos que hay disponibles por parada, es decir, por cada parada pueden subir más o menos pasajeros (teniendo en cuenta que puede variar la cantidad por el día de la semana, algún evento y/o durante los feriados), y si suben pocos pasajeros de una línea determinada, podríamos optimizar la cantidad de colectivos de determinada línea distribuidos por la provincia reduciendo su cantidad de medio de transporte, y priorizando así, aumentar la cantidad de unidades permitiendo transportar más pasajeros o distribuirlos de una manera más optimizada de así poder cubrir las demandas.

Un caso real es la línea 410 de destino LUJÁN – MORENO que pasa por la RUTA 7. El viaje desde una ciudad hasta la otra dura aproximadamente 50 minutos, pero por quejas de pasajeros pueden estar mal distribuidas. En la página “Moovit” esta informado que siempre aparecerá un colectivo cada 3 y 20 minutos, pero actualmente, eso no se cumple, en realidad es cada 40 minutos, y con eso, se hace notar por la cantidad de personas esperando en las paradas, y eso genera problemas también en el viaje de los pasajeros, debido a que los pasajeros del primer y segundo colectivo van llenos, y el tercero no sirve prácticamente en ese momento y hasta incluso los choferes no se detienen en las paradas a menos que uno que se encuentre dentro toque el timbre para detenerse. Una mejor distribución de horarios sería eficaz para aumentar la calidad del servicio de la línea 410 para los pasajeros.

# Objetivos

## Objetivo General

El objetivo del presente informe es analizar la distribución del transporte público, en esta ocasión, los transportes de las distintas líneas de colectivos en todo Buenos Aires. Para esto, se analiza la cantidad de pasajeros que son llevados en cada línea por día, y con esto, se busca mejorar la calidad del servicio del transporte.

## Objetivos Específicos

- Optimizar Horarios (En la distribución de colectivos por cada línea, es decir, generalmente los transportes no llegan al horario acordado, o llegan las unidades muy juntas, lo que genera mayor tiempo de espera para los pasajeros que no abordaron a los transportes, y deben esperar más tiempo hasta el siguiente colectivo).
- Optimizar cantidad de colectivos de determinada línea (en base a muchos pasajeros en el transporte por día, aumentar la cantidad de colectivos de esa línea, o caso contrario, disminuir la cantidad de colectivos en determinada línea y priorizarla en otra que la necesite).
- Reducir tiempos de espera para los pasajeros (Con una mejor distribución de colectivos, habrá una mayor calidad de servicio para el cliente será mejor).
- Evitar sobrecarga de pasajeros (Habrá ocasiones donde ciertas líneas suban muchos pasajeros por día, dependiendo la parada también, entonces, al distribuir mejor por horario, o aumentar la cantidad de horarios se espera mejorar la calidad de servicio de transporte).

## Fuentes de Datos y Datasets

Se utilizó datos Open Source de Buenos Aires por no contar con información de transporte más cercanas a la localidad de Luján, esto quiere decir, que utilizamos un **dataset** con información más precisa y cercana a la zona provincia, la que además cuenta con gran cantidad de registros para ser utilizada en este proyecto. El dataset fue extraído de una página de Argentina con grandes cantidades de datos de transportes, llamado: “[Datos abiertos de la Secretaría de Transporte](#)”. Dentro contiene datos desde el 2020 de enero, hasta el 2025 de octubre de líneas de colectivo de todo Buenos Aires.

Los datos se analizaron y procesaron utilizando diferentes scripts de python. Se normalizaron fechas y se cambió el **separador** de campo por “;”.

En cuanto al contenido, se cambió el **etiquetado de las columnas** y se realizó **poda** de datos irrelevantes, por ejemplo hubo un show musical, donde los viajes en transporte dispararon en cantidad de pasajeros en un día determinado, eso afectó en mala orientación a la media, lo cual hubo que eliminar el registro, otro caso que afectaron los datos, fueron las cantidades de pasajeros negativas, como los registros no tienen lógica alguna, tuvieron que ser descartadas. Estos registros que distorsionan el análisis por sus valores extremos son llamados **outliers**. Se cruzó información con otras fuentes para agregar información referente a períodos lectivos, estación del año y días hábiles.

Con esto nos quedaron los siguientes **atributos (o features)**:

**DiaSemana** → Guarda el día de la semana asociado a un número, por ejemplo, el 0 es Lunes, mientras que el 6 es el Domingo, el primer registro guardado es el día 1, es decir, Martes.

**Tipo** → Es el tipo de transporte asociado al registro, hay cuatro categorías en el dataset: COLECTIVO, TREN, SUBTE y LANCHAS.

**Feriado** → También considerado de tipo lógico, contiene los datos 0 (False) y 1 (True) que determina si en el registro correspondiente era o no feriado, sin importar qué evento era.

**Estacion** → Época o temporada del año, puede ser VERANO, PRIMAVERA, OTOÑO o por consiguiente, INVIERNO.

**Clases** → También considerado de tipo lógico, contiene los datos 0 (False) y 1 (True) que determina si en el registro correspondiente hubo o no clases.

**Pandemia** → También considerado de tipo lógico, contiene los datos 0 (False) y 1 (True) que determina si en el registro correspondiente hubo o no cuarentena.

Estos atributos son mixtos, mientras que DiaSemana; Feriado; Clases; y Pandemia son de tipo numérico (o lógico Feriado, Clases y Pandemia), los restantes dos (Tipo y Estacion) son de tipo categóricos.

El target (o label) asociado a los atributos ya mencionados es el encabezado “Cantidad”, el cual representa la cantidad de pasajeros que abordaron el medio de transporte correspondiente en un día determinado, dada las condiciones por los atributos.

# Visualización de Datasets

Al descargar el dataset, los datos se pueden observar en la siguiente captura:

Comenzamos primero visualizando mejor los datos para poder limpiarlo de manera

eficaz utilizando un separador usando VISUAL STUDIO CODE (VSC) o un BLOC DE NOTAS, en la siguiente imagen fue utilizado el VSC:

Aproximación al Campo Laboral – Simón Polizzi

Ahora con el separador, podremos visualizar mejor los registros, debido a que serán separados las columnas para poder visualizar mejor los datos y decidir cuáles serán los features y el target:

M1	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M
1	DIA TRANSPORTE	NOMBRE_EMPRESA	LINEA	AMBA	TIPO_TRANSPORTE	JURISDICCION	PROVINCIA	MUNICIPIO	CANTIDAD	DATO_PRELIMINAR			
2	1/1/2020	EMPRESA BATAN S.A.	BS_AS_LINEA_715M	NO	COLECTIVO	MUNICIPAL	BUENOS AIRES	GENERAL PUEYREDON	2154	NO			
3	1/1/2020	COMPANIA DE TRANSPORTE VECINAL S.A.	BS_AS_LINEA_326	SI	COLECTIVO	PROVINCIAL	BUENOS AIRES	SN	1492	NO			
4	1/1/2020	EMPRESA DE TRANSPORTE PERALTA RAMOS SACI	BS_AS_LINEA_512	NO	COLECTIVO	MUNICIPAL	BUENOS AIRES	GENERAL PUEYREDON	1889	NO			
5	1/1/2020	AUTOBUSES BUENOS AIRES S.R.L. &C" TRANSPORTE LARRAZBAL C.I.S.A. &C"	BS_AS_LINEA_514	SI	COLECTIVO	MUNICIPAL	BUENOS AIRES	ALMIRANTE BROWN	4669	NO			
6	1/1/2020	EL URBANO SRL	BS_AS_LINEA_522	SI	COLECTIVO	MUNICIPAL	BUENOS AIRES	LANUS	187	NO			
7	1/1/2020	EL URBANO SRL	BS_AS_LINEA_527	SI	COLECTIVO	MUNICIPAL	BUENOS AIRES	LANUS	543	NO			
8	1/1/2020	TRANSPORTES LINEA 123 S.A.C.I.	BS_AS_LINEA_123	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	1927	NO			
9	1/1/2020	TRANPORTES VEINTIDOS DE SETIEMBRE S.A.C.	BS_AS_LINEA_002	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	6408	NO			
10	1/1/2020	GENERAL TOMAS GUIDO S.A.C.I.F.	BS_AS_LINEA_009	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	5879	NO			
11	1/1/2020	LINEA 10 S.A.	BS_AS_LINEA_010	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	4531	NO			
12	1/1/2020	TRANSPORTES SUR-NOR C.I.S.A.	BS_AS_LINEA_015	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	12539	NO			
13	1/1/2020	LINEA 17 S.A.	BS_AS_LINEA_017	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	7050	NO			
14	1/1/2020	MICROOMNIBUS SAAVEDRA S.A.T.A.C.I.	BS_AS_LINEA_019	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	2930	NO			
15	1/1/2020	TRANSPORTE LARRAZBAL C.I.S.A.	BS_AS_LINEA_020	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	3723	NO			
16	1/1/2020	EMPRESA DE TRANSP. TTE. GRAL. ROCA S.A	BS_AS_LINEA_021	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	15678	NO			
17	1/1/2020	LINEA 22 S.A.	BS_AS_LINEA_022	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	4915	NO			
18	1/1/2020	EMP TRANSP AUTOM DE PASAJEROS S.A.C.I.F.	BS_AS_LINEA_024	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	9550	NO			
19	1/1/2020	17 DE AGOSTO S.A.	BS_AS_LINEA_026	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	6233	NO			
20	1/1/2020	EMP.DE TRANSP. PEDRO DE MENDOZA C.I.S.A.	BS_AS_LINEA_029	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	5997	NO			
21	1/1/2020	EL PUENTE S.A.T.	BS_AS_LINEA_032	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	1480	NO			
22	1/1/2020	JUAN B. JUSTO S.A.T.C.I.	BS_AS_LINEA_034	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	9596	NO			
23	1/1/2020	MAYO S.A.T.A.	BS_AS_LINEA_036	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	1819	NO			
24	1/1/2020	4 DE SEPTIEMBRE S.A.T.C.P.	BS_AS_LINEA_037	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	9607	NO			
25	1/1/2020	TRANSPORTES SANTA FE S.A.C.I.	BS_AS_LINEA_039	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	11631	NO			
26	1/1/2020	AZUL S.A. DE TRANSPORTE AUTOMOTOR	BS_AS_LINEA_041	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	7694	NO			
27	1/1/2020	MICROOMNIBUS CUARENTA Y CINCO S.A.C.I.F.	BS_AS_LINEA_045	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	6304	NO			
28	1/1/2020	UNION TRANSPORTISTAS DE EMPRESAS SA	BS_AS_LINEA_046	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	4643	NO			
29	1/1/2020	LINEA 14 DE MICROOMNIBUS 47 S.A.T.C.F.I.	BS_AS_LINEA_047	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	5341	NO			
30	1/1/2020	BUENOS AIRES BUSES SOCIEDAD ANONIMA	BS_AS_LINEA_049	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	1277	NO			
31	1/1/2020	SAN VICENTE S.A. DE TRANSPORTES	BS_AS_LINEA_051	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	4315	NO			
32	1/1/2020	LINEA 213 S.A. DE TRANSPORTE	BS_AS_LINEA_053	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	8680	NO			
33	1/1/2020	ALMAFUERTE S.A.T.A.C.I.	BS_AS_LINEA_055	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	6138	NO			
34	1/1/2020	TRANSPORTES LOPE DE VEGA S.A.C.I.	BS_AS_LINEA_056	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	3181	NO			
		TRANSPORTES ATLANTIDA S.A.C.I.	BS_AS_LINEA_057	SI	COLECTIVO	NACIONAL	JN	SD	1027	NO			

Luego de decidir cuáles serían los features y el target, se eliminó el separador que se encontraba dentro del código, y dentro del programa se limpió los datos de la siguiente manera:

1. La etiqueta “DIA\_TRANSPORTE” fue cambiado a “DiaSemana” y en vez de contener la fecha con el formato “%Y/%m/%d”, cambio a uno que contiene solo el día de la semana en un codificado entre el 0 y el 6 (0 = lunes, 6 domingo).
  2. La columna “NOMBRE\_EMPRESA”, “LINEA”, “AMBA”, “JURISDICCION”, “PROVINCIA”, “MUNICIPIO”, y “DATO\_PRELIMINAR” fueron podados porque no eran relevantes para la investigación.

3. La etiqueta “TIPO\_TRANSPORTE” fue cambiado a “Tipo” y se volvió la segunda columna.
4. Se agregaron cuatro columnas al conjunto de datos para poder analizar mejor el target en base a los features: “Feriado”, “Estacion”, “Clases”, y “Pandemia”.
5. La etiqueta “CANT\_TRJ” fue cambiado a “Cantidad”, fue colocado en la última columna.
6. Los registros fueron totalizados en base a “DiaSemana” y “Tipo” para evitar la redundancia en el conjunto de datos.

El dataset limpio se encontrará se puede observar de la siguiente manera (se muestra el dataset con un separador insertado en el código):

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z
1	DiaSemana	Tipo	Feriado	Estacion	Clases	Pandemia	Cantidad																			
2	2	COLECTIVO	TRUE	Verano	FALSE	FALSE	1936314																			
3	2	TREN	TRUE	Verano	FALSE	FALSE	156196																			
4	2	SUBTE	TRUE	Verano	FALSE	FALSE	103214																			
5	2	LANCHAS	TRUE	Verano	FALSE	FALSE	48																			
6	3	COLECTIVO	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	9048816																			
7	3	TREN	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	1224270																			
8	3	SUBTE	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	876919																			
9	3	LANCHAS	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	124																			
10	4	COLECTIVO	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	10122220																			
11	4	TREN	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	1351839																			
12	4	SUBTE	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	917960																			
13	4	LANCHAS	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	134																			
14	5	COLECTIVO	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	6864708																			
15	5	TREN	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	764619																			
16	5	SUBTE	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	377695																			
17	5	LANCHAS	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	160																			
18	6	COLECTIVO	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	4074802																			
19	6	TREN	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	322520																			
20	6	SUBTE	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	199562																			
21	6	LANCHAS	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	103																			
22	0	COLECTIVO	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	9831398																			
23	0	TREN	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	1336277																			
24	0	SUBTE	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	938282																			
25	0	LANCHAS	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	136																			
26	1	COLECTIVO	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	10016205																			
27	1	TREN	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	1342266																			
28	1	SUBTE	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	959102																			
29	1	LANCHAS	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	87																			
30	2	COLECTIVO	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	9784447																			
31	2	TREN	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	1350693																			
32	2	SUBTE	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	946096																			
33	2	LANCHAS	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	100																			
34	3	COLECTIVO	FALSE	Verano	FALSE	FALSE	9703389																			

# Algoritmos y Justificación

Para el desarrollo se seleccionó el **Algoritmo de Regresión Logística**, perteneciente al **aprendizaje supervisado**. Este algoritmo es un modelo estadístico supervisado, utilizado para predecir la **probabilidad de ocurrencia** de un **evento binario** o **categórico** en función de varias variables independientes, que pueden ser continuas o categóricas. Esto quiere decir, el algoritmo utilizado obtuvo **entradas(x)** y **salidas conocidas(y)**, cuando el modelo aprendió de la relación entre X e Y, será capaz de predecir Y cuando solo tenga X usando la **función sigmoide**.

Con esto podemos estimar la **probabilidad** que habrá de alta o baja demanda, y en base a esto, optimizar las decisiones (por ejemplo, aumentar o disminuir la cantidad de un tipo de transporte en ciertas líneas o un día o temporada determinado).

El modelo lineal estimara la probabilidad de demanda en base a los **features** (Tipo, Feriado, DiaSemana, etc), y el **target** (Cantidad). Esto permite anticipar comportamientos en base al análisis de los datos, reduciendo decisiones intuitivas y más basadas en datos.

El dataset utilizado es de tipo tabular donde el archivo es un CSV, es decir, está organizado en filas y columnas, separando los dataset por una coma o punto y coma. Cada instancia u observación corresponde a un día específico de la semana, mientras que el resto de features describe una característica del fenómeno analizado:

- **DiaSemana** → Día de la semana, codificado entre el 0 y el 6 (0 = lunes, 6 domingo).
- **Tipo** → Tipo de transporte, representado por cuatro categorías ('COLECTIVO', 'LANCHA', 'SUBTE', 'TREN').

- **Feriado** → Indica si el día es feriado (0 = no, 1 = sí).
- **Estacion** → Indica cuál de las cuatro estaciones del año es ('PRIMAVERA', 'VERANO', 'OTOÑO', 'INVIERNO')
- **Clases** → Indica si el día hubo clases (0 = no, 1 = sí).
- **Pandemia** → Indica si el día corresponde a pandemia (0 = no, 1 = sí).

En base a esto, contiene otra columna más, la cuál es la variable target:

- **Cantidad** → Cantidad de pasajeros registrados, utilizada para definir la variable objetivo del modelo.

Con estos datos históricos, permite entrenar al modelo a partir de observaciones reales, así generar predicciones confiables y facilitar la identificación de patrones y tendencias.

Para el presente proyecto se utilizaron los siguientes programas:

- **Excel** para la lectura y limpieza de los datasets. Versión: 2508 Build 16.0.19127.20302.
- **Visual Studio Code** donde se escribirá y gestionará el código fuente de manera eficiente utilizando **Python**. Versión 1.106.3.
- **Python** para la normalización y análisis de los datos. Versión: 3.14.0.
- **Librerías Python:**
  - **Pandas** para manipular, limpiar y analizar los datos tabulares (DataFrames). Versión: 2.3.3.
  - **Numpy** para hacer los cálculos y operaciones numéricas necesarios así obtener el promedio, la mediana, la moda, etc. Versión: 2.3.4.

- **Matplotlib** para mostrar los datos calculados en tablas y gráficos 2D.  
Versión: 3.10.7.
- **Scikit – Learn** para utilizar el Machine Learning y pueda ser entrenada y capaz de analizar los datos, y así, mostrar los resultados esperados.  
Versión 1.7.2.
- **Tkinter** para crear una ventana donde se mostrarán los gráficos con los resultados esperados, así el usuario tendrá la posibilidad de aplicar el dataset y ver los resultados del algoritmo elegido. Versión: Tcl/Tk 8.6.15.

## Resultados Esperados

Poder estimar con el mayor grado de certeza posible, en base a la información suministrada por los Datasets, la cantidad de unidades requeridas para cubrir las demandas de transporte de los usuarios de la tarjeta SUBE (en este caso sólo de colectivos) con el menor costo posible para la empresa prestadora del servicio, logrando un punto óptimo costo/beneficio.

## Conclusión y Proyección

Tras el análisis de los datos, se observó que la mayor cantidad de pasajeros fue en el día de la semana **Miércoles**, a menor **Martes**, luego **Jueves, Lunes, Viernes, Sábado** y con la menor cantidad de pasajeros de la semana, **Domingo**, sin embargo, **Sábado** como **Domingo** cuentan con muy poca cantidad de pasajeros a comparación del resto de días de la semana.

Con respecto a la temporada del año, **invierno** como **primavera** están a la cabeza por la cantidad de pasajeros transportador, y aunque muy igualados, a menor cantidad **Otoño** y por último **Verano**.

Podríamos concluir que, dentro de los días de la semana, **Miércoles** es el día con mayor demanda de transporte, lo cual se encuentra en la semana laboral (**Lunes - Viernes**), como días escolares para estudiantes y/o universitarios, y además, pese a que el **Sábado** en distintas localidades de Buenos Aires suceda que hay personas que estudien o trabajen, la cantidad de pasajeros sigue siendo muy baja a comparación de los días laborales, y su cantidad sea similar con el **Domingo**. En base a todo esto, habría que focalizar en disminuir las líneas de colectivo o choferes de los fines de semana y movilizarnos en los días laborales, principalmente los **Miércoles** por los datos observados.

Por otro lado, se observó que al momento que empezó y finalizó la pandemia COVID-19, hubo una gran baja de pasajeros en los transportes, pero también, en días feriados, la cantidad de pasajeros baja drásticamente.

Para asegurar la fiabilidad y efectividad de los datos, se utilizaron dos métricas:

- **F1 SCORE:** Es una medida cuantitativa y escalar de que tan bien el modelo logra clasificar en 0 y 1 después de aplicar un umbral. Mide el equilibrio entre la precisión y la recuperación de un modelo, donde 1 indica una precisión y una recuperación perfectas, y 0 implica un rendimiento deficiente. En el caso de este modelo, tuvo un puntaje del **0.89**, lo cual entra en una **muy buena** puntuación ( $F1 \geq 0.85$ ), permitiendo confiabilidad en la decisión binaria que toma el modelo.
- **LOG LOSS:** Mide qué tan buenas y realistas son las probabilidades que produce la regresión logística. Evalúa si el modelo asigna probabilidades altas a lo que realmente ocurre y bajas a lo que no ocurre. Si el valor es bajo, las

probabilidades del modelo coinciden con lo que realmente pasa, cuanto más bajo es, mejor calidad son las probabilidades. En el caso de este modelo, tuvo un puntaje del **0.22**, lo cual es cercano al 0, no es perfecto, ni excelente, pero aun así está en las expectativas, el modelo tiene una **buenas** puntuación (dentro del rango 0.20 – 0.40), respecto a qué tan creíbles son las probabilidades que estima el modelo.

En resumen, el modelo utilizado con el presente dataset es confiable en sus decisiones y creíble con lo que ha estimado. Podemos confiar en su efectividad y análisis en el conjunto de datos.

## Proyección

Actualmente se está actualizando el dataset 2026, lo cual, cuando el año finalice, se actualizará en la base de datos del modelo, y con eso, podrá ser utilizado para predecir con mayor precisión el año 2027, lo mismo con el dataset 2027 para predecir en 2028, y así sucesivamente.

Continuando con el análisis de la hipótesis, se podría profundizar el análisis con las ubicaciones donde los pasajeros abordaron el transporte, para poder predecir con mayor precisión en distintas localidades y/o ciudades de Buenos Aires.

## Glosario

**Dataset:** Conjunto de datos estructurado diseñado para su análisis o uso en un modelo de Machine Learning. Contiene registros o instancias, los registros se componen de un conjunto de variables o atributos (features), que describen sus características, y opcionalmente

de una etiqueta o variable objetivo (target), que indica el resultado asociado a esa observación específica.

**Fuente de Datos:** Origen de los datos donde se utilizaron en el proyecto y cómo fueron tratados o creados antes del análisis.

**Normalización:** Conjunto de reglas y técnicas que se aplican para minimizar la redundancia de datos y reducir la probabilidad de encontrar anomalías en la información, así asegurar la integridad de los datos.

**Separador:** Carácter específico utilizado para distinguir entre campos de datos (columnas) dentro de una misma fila.

**Etiquetado de Campos de Columna:** Primera fila del documento, contiene los encabezados o títulos que definen qué tipo de dato contiene cada columna.

**Poda:** Limpieza o reducción del conjunto de datos, eliminando filas (registros) innecesarias, irrelevantes o valores nulos para facilitar el análisis.

**Outliers:** Son los valores que se alejan mucho del resto de los datos. Puede ser por:

- Un valor muy alto comparado con los demás.
- Un valor muy bajo comparado con los demás.

Aparecen por errores de medición, datos excepcionales reales o cambios o casos muy especiales. El objetivo es corregirlos, eliminarlos o analizarlos individualmente.

## Referencias y Fuentes

*None | SUBE - Cantidad de transacciones (usos) por fecha.* (s. f.).

<https://datos.transporte.gob.ar/dataset/sube-cantidad-de-transacciones-usos-por-fecha>

*None | SUBE - Cantidad de tarjetas (usuarios) por fecha.* (s. f.).

<https://datos.transporte.gob.ar/dataset/sube-cantidad-de-tarjetas-usuarios-por-fecha>

*None | SUBE - Cantidad de tarjetas (usuarios) por día.* (s. f.).

<https://datos.transporte.gob.ar/dataset/sube-cantidad-de-tarjetas-usuarios-por-dia>

colaboradores de Wikipedia. (2025, 4 noviembre). *Pandemia de COVID-19*. Wikipedia, la

Enciclopedia Libre. [https://es.wikipedia.org/wiki/Pandemia\\_de\\_COVID-19](https://es.wikipedia.org/wiki/Pandemia_de_COVID-19)

colaboradores de Wikipedia. (2025, 4 noviembre). *Pandemia de COVID-19*. Wikipedia, la

Enciclopedia Libre. [https://es.wikipedia.org/wiki/Pandemia\\_de\\_COVID-19](https://es.wikipedia.org/wiki/Pandemia_de_COVID-19)

*Argentina.gob.ar.* (s. f.). <https://www.argentina.gob.ar/>

## Software utilizado:

*Welcome to Python.org.* (2025, 19 noviembre). Python.org. <https://www.python.org/>

*NumPy.* (s. f.). <https://numpy.org/>

*Numpy.* (s. f.). *GitHub - numpy/numpy: The fundamental package for scientific computing with Python.* GitHub. <https://github.com/numpy/numpy>

*pandas - Python Data Analysis Library.* (s. f.). <https://pandas.pydata.org/>

Pandas-Dev. (s. f.). *GitHub - pandas-dev/pandas: Flexible and powerful data analysis / manipulation library for Python, providing labeled data structures similar to R data.frame objects, statistical functions, and much more.* GitHub.  
dataframe objects, statistical functions, and much more. GitHub.

<https://github.com/pandas-dev/pandas>

scikit-learn: machine learning in Python — scikit-learn 1.7.2 documentation. (s. f.).

<https://scikit-learn.org/stable/>

Scikit-Learn. (s. f.). *GitHub - scikit-learn/scikit-learn: scikit-learn: machine learning in Python.*

GitHub. <https://github.com/scikit-learn/scikit-learn>

Matplotlib — Visualization with Python. (s. f.). <https://matplotlib.org/>

Matplotlib. (s. f.). *GitHub - matplotlib/matplotlib: matplotlib: plotting with Python.* GitHub.

<https://github.com/matplotlib/matplotlib>