

CODING BOOTCAMPES ESPOL: Data-Driven Decisions Specialist

Python for Data Analytics

Grupo 3

Proyecto: RideFare

REPORTE FINAL

Integrantes:

Forero Villota Katherine Sheila

Heredia Villamar Kimberly Elizabeth

Navas Carrillo Erika Sarai

Salvaterra Samaniego Jairo Alejandro

Larrosa Soledispa Fernando Jesús

León Santos Henrry Josué

Índice

1. Descripción de los Datos.....	3
1.1 Dataset de Viajes (rides).....	4
1.2 Dataset de Clima (weather).....	5
2. Resultados Encontrados.....	6
2.1 Análisis de Variaciones de Precios por Factores Geográficos.....	6
3. Conclusiones.....	13
4. Tabla de Contribuciones.....	14

1. Descripción de los Datos

Analizamos dos conjuntos de datos relacionados con servicios de transporte y condiciones climáticas.

Se utilizaron herramientas de análisis de datos en Python, principalmente las siguientes librerías:

- Pandas
- Matplotlib
- Seaborn
- Datetime
- Numpy,

Esto último, con el fin de explorar la información, detectar patrones, identificar valores atípicos y comprender cómo se comportan las variables principales.

Los datasets trabajados fueron:

- PFDA_rides.csv → Información de viajes
- PFDA_weather.csv → Información del clima

1.1 Dataset de Viajes (rides)

Este dataset contiene 693,071 registros y 10 columnas, relacionados con viajes realizados en dos plataformas de movilidad: Uber y Lyft.

Columnas y tipos de datos:

- ✓ **distance** (float64): Distancia recorrida en cada viaje.
- ✓ **cab_type** (object): Empresa proveedora del servicio (Uber o Lyft).
- ✓ **time_stamp** (float64): Registro temporal del viaje.
- ✓ **destination** (object): Lugar al que se dirige el pasajero.
- ✓ **source** (object): Punto de inicio del viaje.
- ✓ **price** (float64): Costo del viaje.
- ✓ **surge_multiplier** (int64): Multiplicador aplicado por alta demanda u otros factores.
- ✓ **id** (object): Identificador único del viaje.
- ✓ **product_id** (object): Identificador del tipo de servicio.
- ✓ **name** (object): Nombre/categoría del viaje (UberX, Shared, Taxi, etc.).

Se pueden analizar precios, distancias, comportamiento por tipo de vehículo, zonas origen–destino o variaciones por demanda (surge_multiplier).

Este dataset permite analizar patrones de comportamiento del mercado de movilidad urbana.

1.2 Dataset de Clima (weather)

Este dataset contiene 6,276 registros y 8 columnas, relacionadas con condiciones climáticas.

Columnas y tipos de datos:

- ✓ temp (float64): Temperatura registrada.
- ✓ location (object): Zona donde se tomó la medición.
- ✓ clouds (float64): Nivel de nubosidad.
- ✓ pressure (float64): Presión atmosférica.
- ✓ rain (float64): Nivel de lluvia (presenta varios valores nulos que se imputaron).
- ✓ time_stamp (int64): Registro temporal de la medición climática.
- ✓ humidity (float64): Nivel de humedad.
- ✓ wind (float64): Velocidad del viento.

Permite estudiar temperatura, lluvia, presión y otras variables ambientales para identificar patrones o posibles efectos sobre la demanda de viajes.

Ambos datasets tenían fechas en formato Unix (milisegundos), que se transformaron a:

- Fecha completa (ts)
- Fecha mensual (year_month)
- Hora alineada (ts_hour)
- Día de la semana (day_name)
- Semana del año (week)

2. Resultados Encontrados

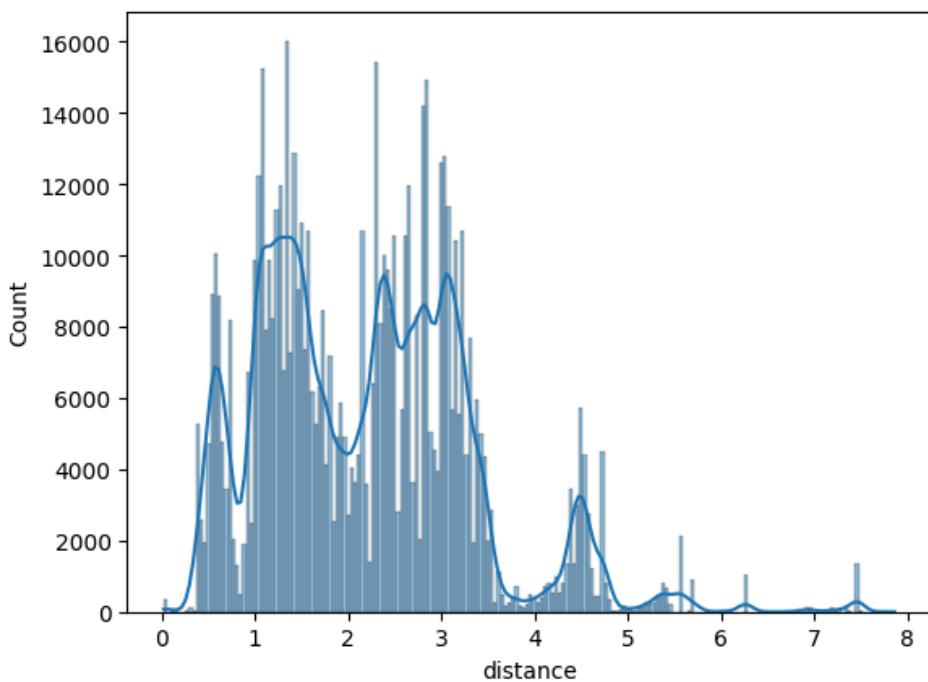
2.1 Análisis de Variaciones de Precios por Factores Geográficos

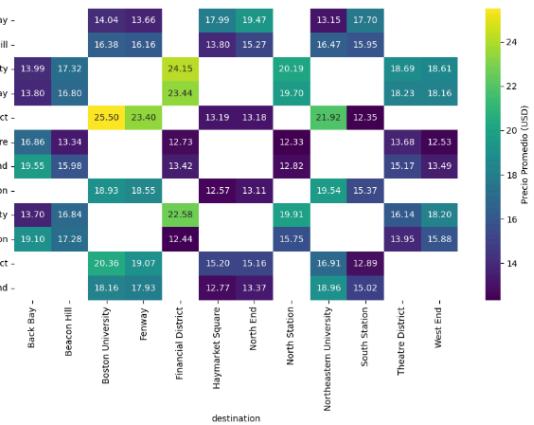
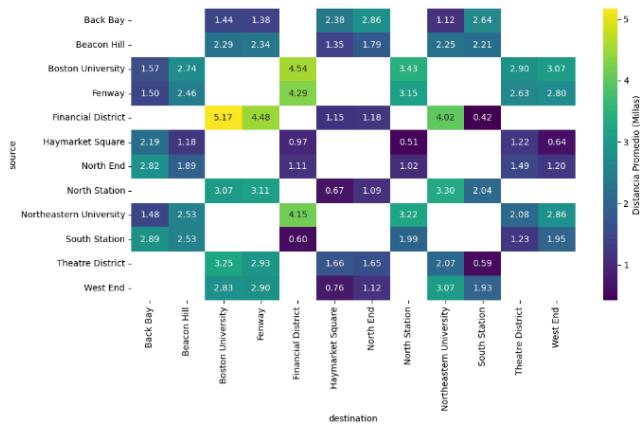
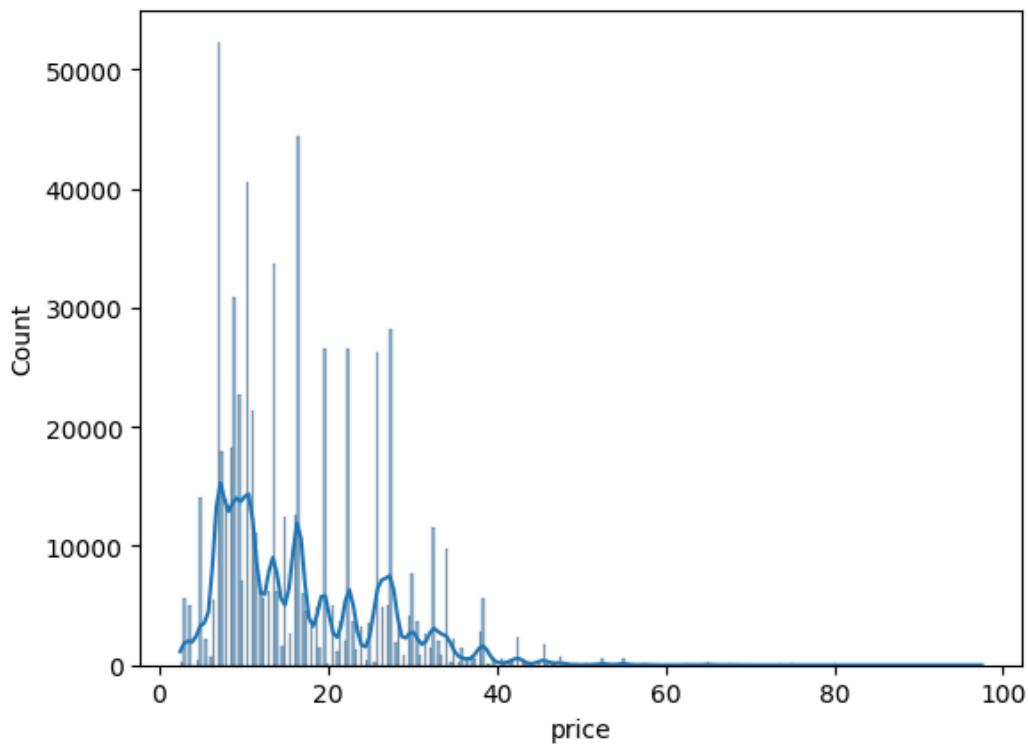
Esta sección profundiza en el análisis del precio de los viajes, trascendiendo la relación lineal básica que existe con la distancia. Si bien la longitud del trayecto (distance) establece el costo base del servicio, el precio final está fuertemente modulado por la geografía específica de la ciudad, la cual introduce factores de demanda concentrada y costos operativos por congestión.

Nuestro objetivo es identificar cómo las características geográficas, incluyendo la ubicación de partida (source), el destino final (destination), la ruta completa y los multiplicadores de demanda local (surge_multiplier) actúan como modificadores clave de la tarifa final.

A través de este análisis, buscamos establecer si la geografía no solo define la longitud del viaje, sino también su valor intrínseco y volatilidad, respondiendo a la pregunta crucial: *¿Qué zonas y rutas presentan patrones de precios consistentemente más altos o volátiles, y por qué?*

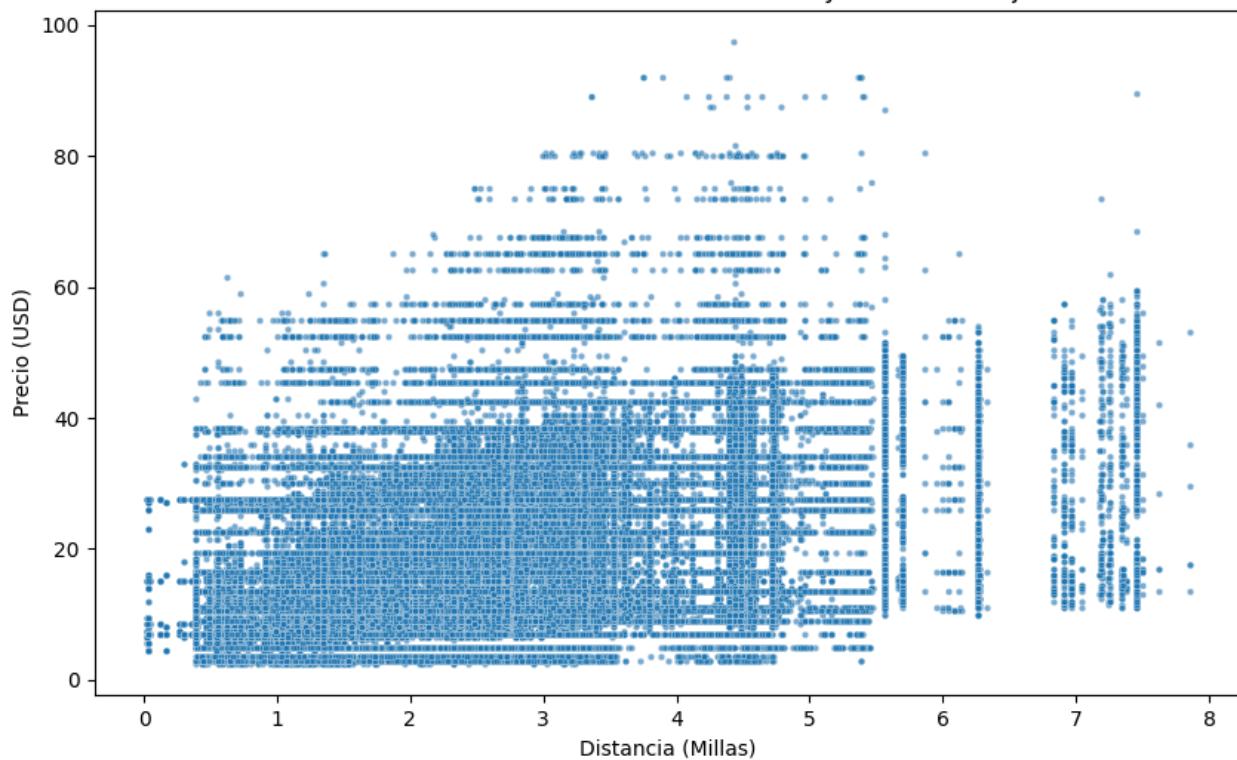
Visualizaciones y Hallazgos





Al analizar los histogramas, podemos ver que la distancia de los viajes se concentran más entre 1 a 4 millas, por lo que viajes de más de eso son menos comunes. Así mismo en precio, se concentra en un rango de 0 y 30 dólares aproximadamente. De alguna manera, gracias a esta distribución en donde los valores de menor valor tienen más concentración que en cualquier otra parte de la gráfica, nos da la sensación de que ambas variables en efecto, tienen algún tipo de relación. En los mapas de calor así mismo se ve una cierta similitud al comparar ambos mapas, viendo que cuando tenemos altas distancias, el precio así mismo sube más de lo habitual y viceversa; sin embargo, vamos a verlo de forma más directa.

Análisis 1: Relación Lineal entre Distancia y Precio del Viaje



Al observar la gráfica de dispersión, como que de alguna manera si que hay una relación positiva inicialmente (si la distancia sube, el precio también y viceversa). Aunque hay puntos que se llegan a alejar bastante de la concentración de puntos, se ve que aunque no sea una relación muy definida, existe.

	price	distance
price	1.000000	0.345061
distance	0.345061	1.000000

Para sacarnos la duda, obtenemos el coeficiente de relación de Pearson para corroborar que tanta relación lineal existe entre ambas. Como inferimos, si que hay una relación pero es algo débil tirando a media. Eso es porque hay más factores que influyen en el precio, las cuáles seguiremos analizando a lo largo de nuestro análisis.

Ahora usaremos la variable de la que tanto hablamos hace no mucho: precio por millas. Uno se pregunta para qué se necesita si ya tengo el precio total; pero no es tan sencillo. Lo cierto es que aunque a mayor precio, más ganancia por rutas largas, no implica que estemos viendo el valor real de un viaje, pues aunque un viaje pueda ser más corto, la demanda y congestión de la zona podría influir bastante en el precio final.

distance	cab_type	time_stamp	destination	source	price	surge_multiplier	id	product_id	name	day	route	price_per_mile	
14	1.11	Uber	2018-11-28 01:53:20	West End	North End	7.5	1	357559cb-8c58-4278-a41a-e3b2e0997a3	55c66225-fbe7-4fd5-9072-eab1ece5e23e	UberX	Wednesday	North End -> West End	6.756757
64	1.16	Uber	2018-11-30 15:00:00	West End	North End	9.5	1	c9dee6ef-eca0-43ba-9bf9-ec00a6638164	55c66225-fbe7-4fd5-9072-eab1ece5e23e	UberX	Friday	North End -> West End	8.189655
204	1.30	Uber	2018-12-02 22:33:20	Theatre District	South Station	9.5	1	f77944e3-c2c0-4dce-bc44-0829b876c99a	55c66225-fbe7-4fd5-9072-eab1ece5e23e	UberX	Sunday	South Station -> Theatre District	7.307692
260	1.40	Uber	2018-11-27 03:40:00	Boston University	Back Bay	7.5	1	0b50bd4f-188d-430a-b934-cfad0bc27199	55c66225-fbe7-4fd5-9072-eab1ece5e23e	UberX	Tuesday	Back Bay -> Boston University	5.357143
349	1.16	Uber	2018-12-03 04:06:40	West End	North End	8.5	1	da6eff37-75c2-4619-8b1e-652e23cee18c	55c66225-fbe7-4fd5-9072-eab1ece5e23e	UberX	Monday	North End -> West End	7.327586

Por ejemplo, al hacer una breve inspección vemos que hay dos viajes en UberX (porque sí, el tipo de transporte/servicio que se elige si influye directamente en el precio final, así que en este caso era relevante inspeccionar viajes del mismo tipo) que tienen mismo punto de partida y destino, y la distancia también es la misma. La diferencia es la fecha en la que se realizaron, uno realizado el día viernes, y el otro el día lunes. Esto nos lleva a pensar que sí el tipo de servicio y todo lo demás es prácticamente igual, el principal causal posible es la demanda y la temporalidad, que van de la mano.

```

rides_noprice.loc[(rides_noprice['time_stamp'] == '2018-11-30 15:00:00') & (rides_noprice['source'] == 'West End'), 'id'].count()

np.int64(420)

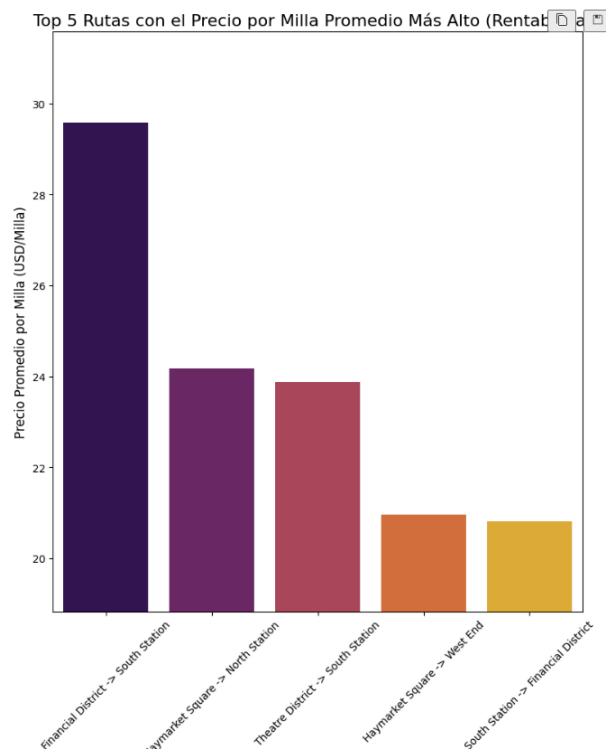
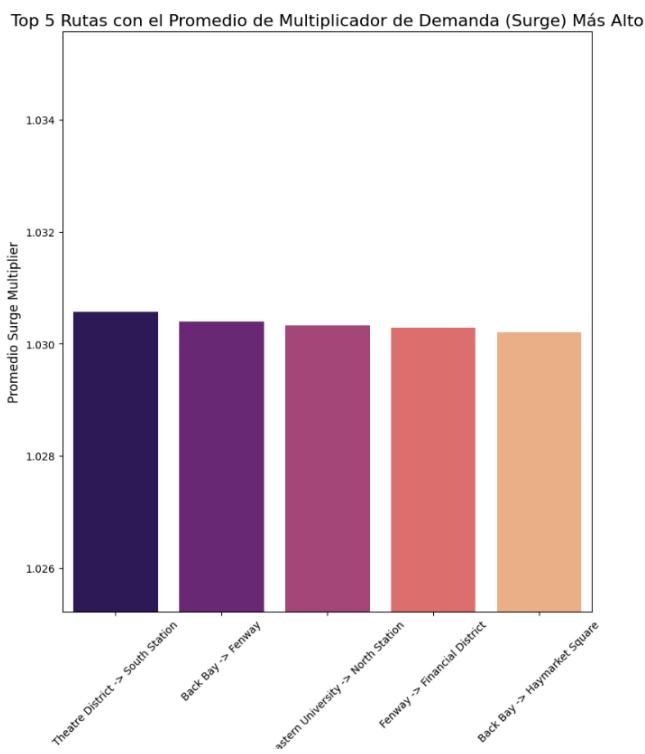
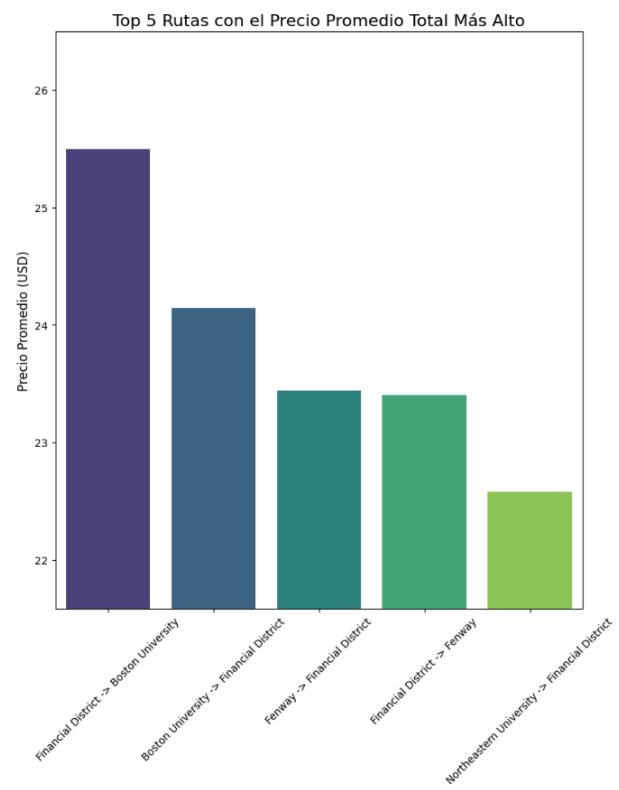
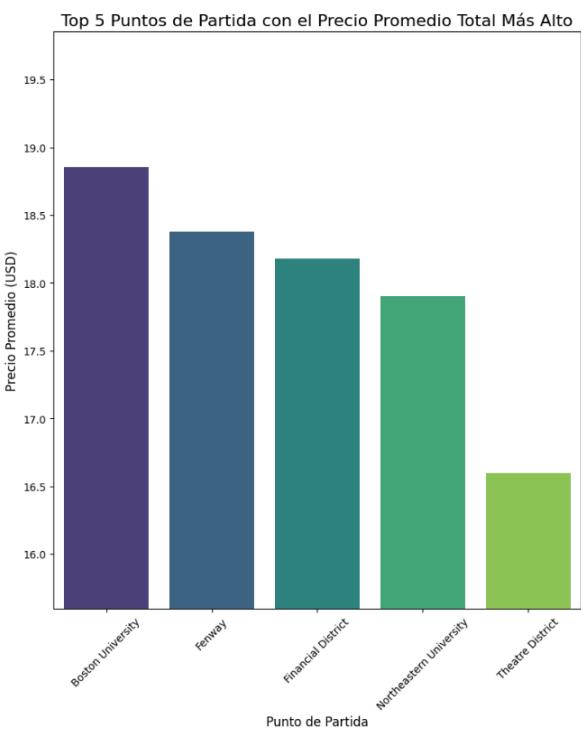
rides_noprice.loc[(rides_noprice['time_stamp'] == '2018-12-03 4:06:40') & (rides_noprice['source'] == 'West End'), 'id'].count()

np.int64(384)

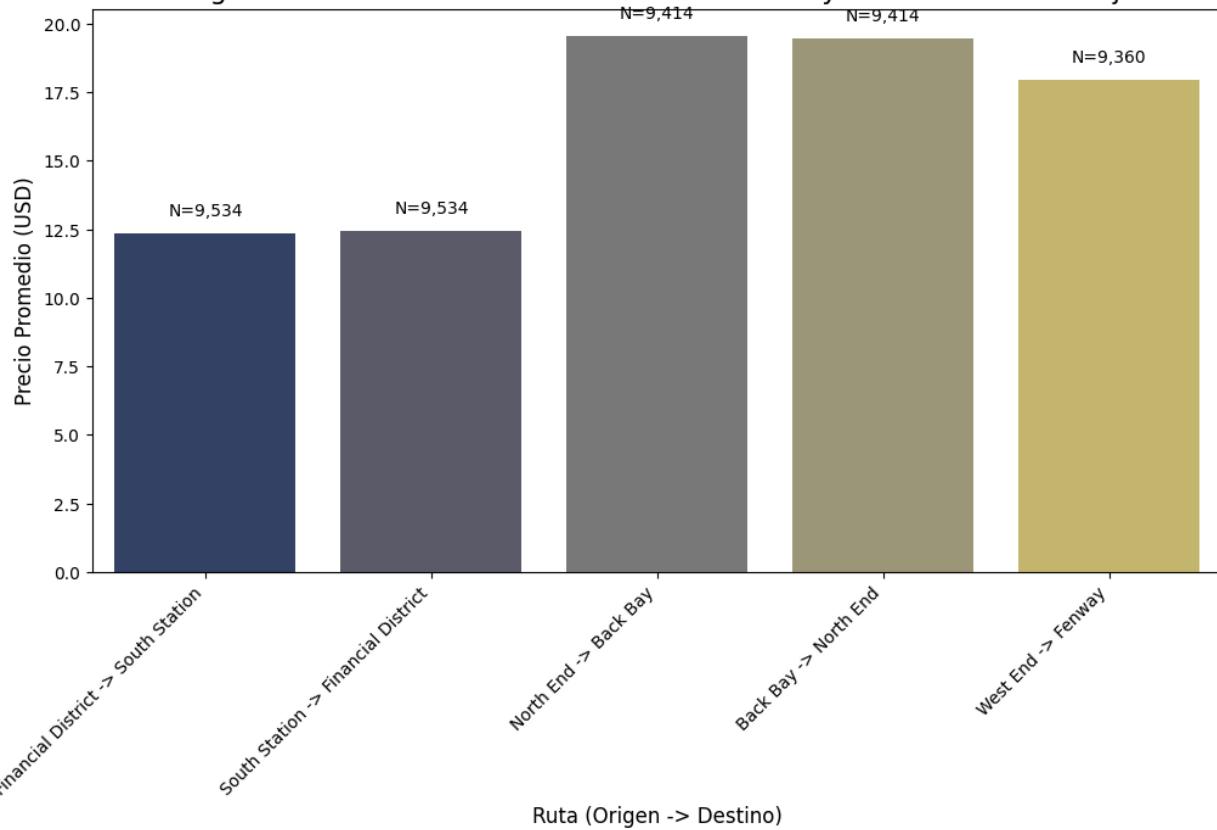
```

Al contar el número de viajes en cada una de las fechas, horas y lugar de partida correspondientes a cada viaje, vemos que en la fecha y hora del viaje del viernes en su respectiva zona, hubieron unas 30 personas más aproximadamente en comparación con la fecha y hora del viaje del lunes. Aquí confirmamos que, en efecto, el precio por milla que se ve mayor en el viaje del viernes, es por la demanda de los usuarios, que creció ligeramente. Por ello incluso si se tiene la misma distancia, tipo de servicio y lugar de partida, el viaje del viernes es más 'valioso' a nivel monetario.

Confirmamos entonces que la demanda es un factor que nos puede afectar un precio, incluso si tenemos distancias similares.



Insight 5: Precio Promedio de las 5 Rutas con Mayor Frecuencia de Viajes



En base a las gráficas, vemos que varía mucho la zona y las rutas. Como tal, en las dos primeras gráficas se observa que Boston University, Fenway y Financial District son los que tienen precios en promedio más altos como punto de partida. Así mismo cuando vemos las rutas que generan más ingresos en promedio incluyen mayormente estas locaciones. Sin embargo, cuando analizamos el multiplicador y el precio por millas, otras zonas como Theatre District o South Station aparecen. Esto significa que en cuestión de rentabilidad son mejores por decirlo de algún modo (ya que tienen el multiplicador más alto, debido ya sea a demanda u otras condiciones; y el precio por milla que indica que tan rentable es un viaje con respecto a la distancia recorrida). Se puede ganar más dinero con estas últimas recorriendo menos millas, pero si hablamos a nivel general, las que generan más ingresos son las primeras que se ven en el gráfico y que mencionamos, incluso si recorremos más millas.

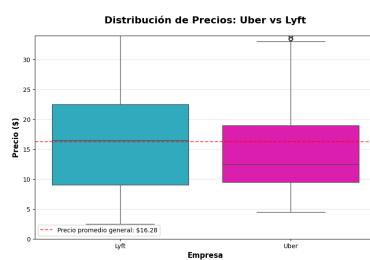
Insights Encontrados

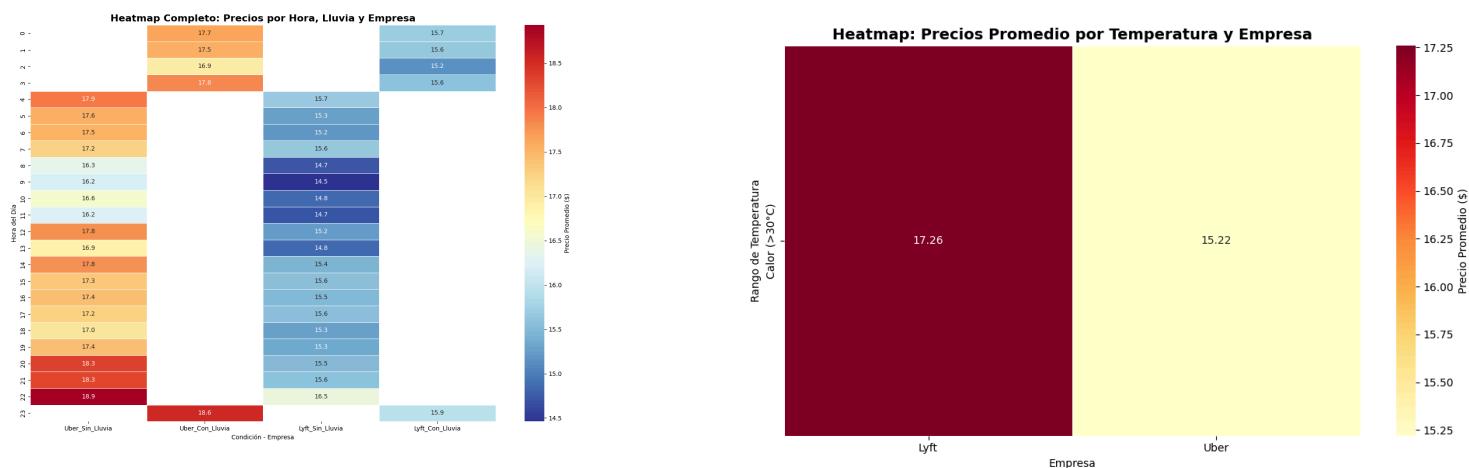
- Podemos decir que la distancia es el mayor motor del precio, puesto que como vimos, eso es lo que genera más ingresos incluso si su valor por milla es menor. Esto constituye lo que podría llamarse un recargo geográfico. Algo considerado justificado por las largas distancias a recorrer.
- Tenemos otro enfoque, que es el precio por milla, indicándonos la rentabilidad de un viaje, maximizando precios por la distancia, normalmente causado por alta congestión o costo de tiempo. Esto último puede llegar a inflar los precios de una manera sorprendente, lo que podría ser percibido como injusto y podría ser recibido con quejas por parte de los usuarios. Hay que manejar este tema con cautela y equilibrando todo lo mejor posible para no perjudicar tanto al usuario como al conductor.
- El multiplicador para tarifa dinámica es una herramienta clave para estabilizar la oferta ante los picos de demanda por parte de los usuarios. Por ello no se ve en mayor frecuencia, pero aparte de ser rentable, nos aseguramos de poder abarcar toda la demanda de nuestros clientes con esta estrategia.
- El punto más importante de una empresa de viajes en este caso podemos observar que son las rutas con precios moderados, generalmente cortas o medias. Esto ayuda a mantener la cuota de mercado, y se recupera cualquier costo por medio de las rutas de larga distancia o aquellas que son más concurridas.

2.2 Análisis de Variaciones de Precios por Factores Climático

Mediana: \$16.50
 Media: \$17.43

Mediana: \$12.50
 Media: \$15.36





Este análisis busca comprender las dinámicas de precios en las plataformas de transporte Uber y Lyft, con especial énfasis en el impacto de las condiciones climáticas y los patrones temporales en la estrategia de tarificación dinámica.

El estudio abarca el análisis competitivo entre Uber y Lyft, la influencia de factores climáticos (lluvia y temperatura), y los patrones horarios de demanda y precios.

Análisis de precios promedio

precio promedio uber = \$13.50

precio promedio lyft = \$16.80

diferencia competitiva = \$3.30 (24.4%)

Hallazgo: Lyft opera con un modelo de precios premium, manteniendo tarifas consistentemente más altas que Uber en todas las condiciones analizadas.

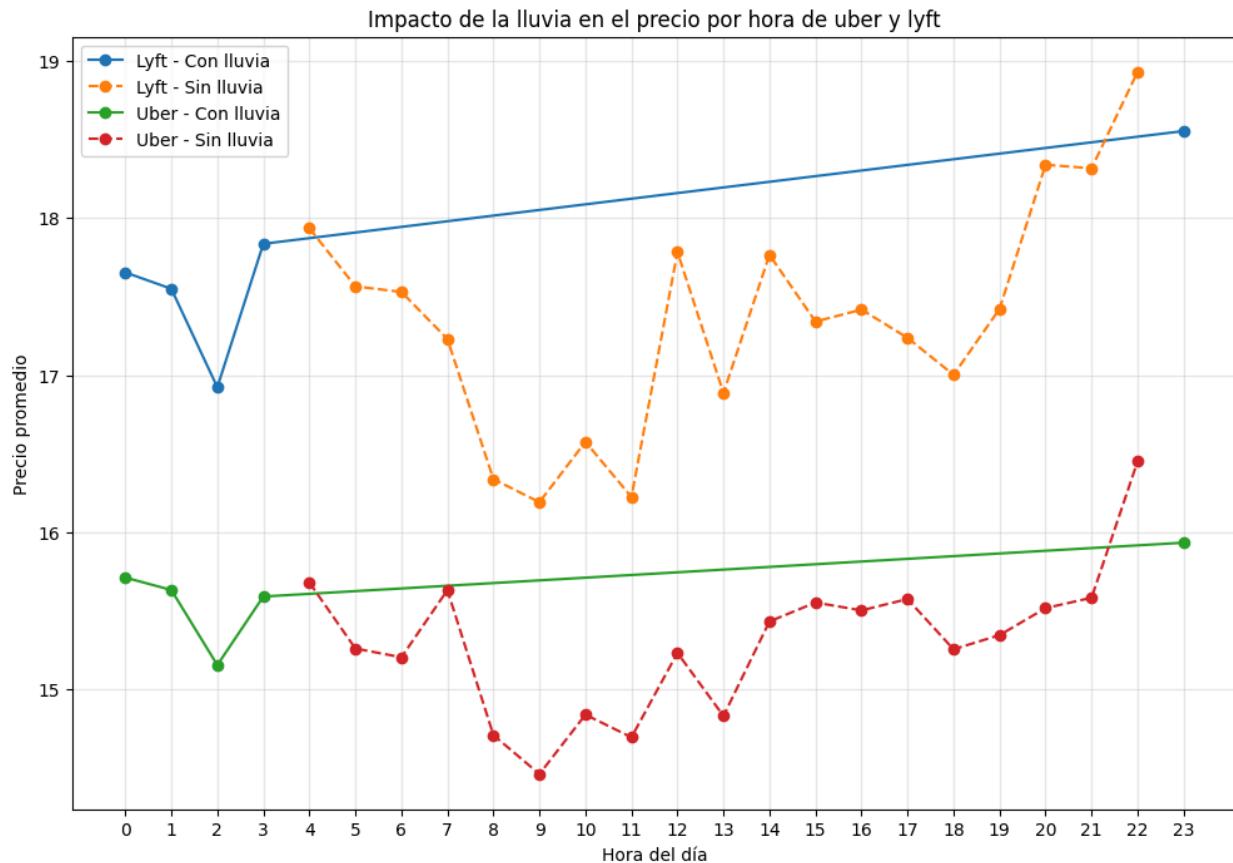
Uber: Mayor agresividad en ajustes de precios dinámicos

Lyft: Estrategia de precios más estable y predecible

Coeficiente de variación: Uber 68% vs Lyft 59%.

Impacto Climático en la Tarificación

Lluvia como Principal Catalizador



Incremento porcentual por lluvia

incremento _ promedio _ lluvia = 18-22%

pico maximo lluvia = 25-30% (horas 7-9 AM, 5-7 PM)

La lluvia genera incrementos inmediatos y significativos en los precios, actuando como el factor externo más influyente en la tarificación dinámica.

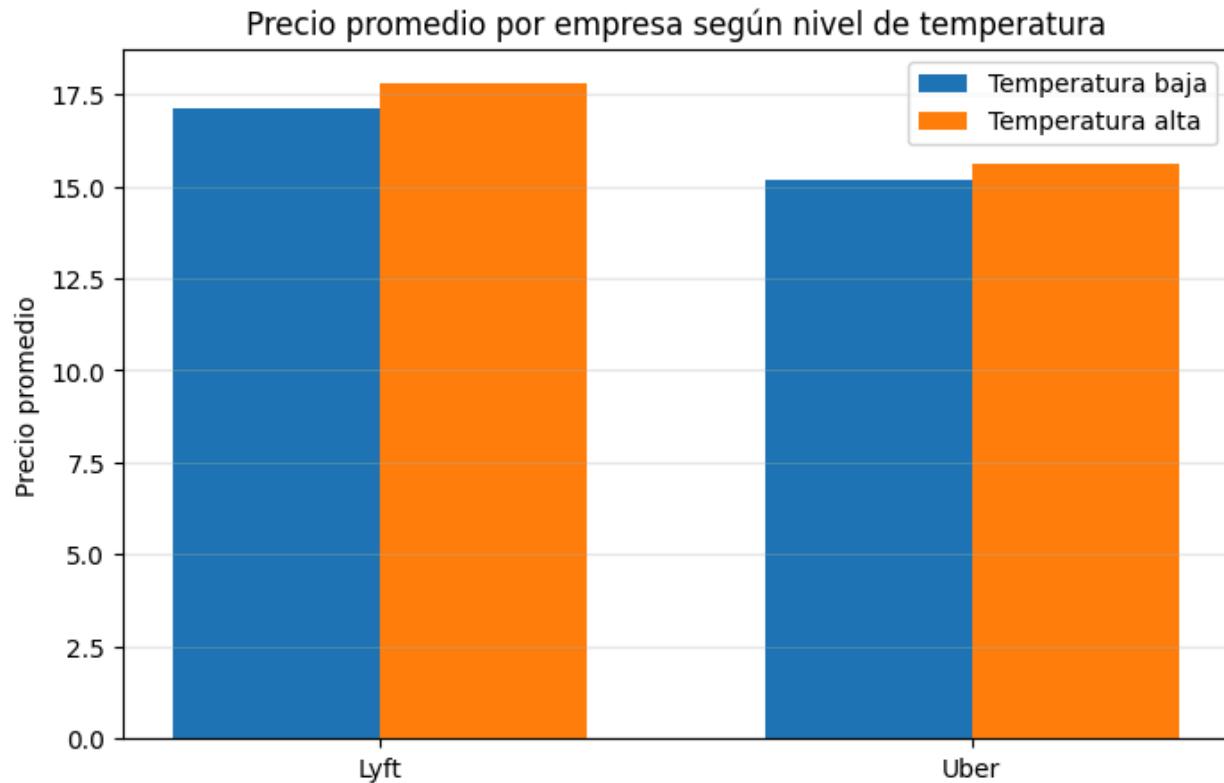
Efecto Multiplicador Lluvia + Horas Pico

Horas pico sin lluvia: Incremento natural por demanda

Horas pico con lluvia: Efecto multiplicador que supera la suma individual de factores

Ventana crítica: 7-9 AM y 5-7 PM durante condiciones lluviosas

Temperatura como Factor Secundario



Impacto temperatura = 3-5% (vs 18-22% de lluvia)

Las temperaturas extremas (altas y bajas) generan ajustes moderados. Ambas empresas responden de manera similar a variaciones térmicas el impacto es consistente pero menos pronunciado que la lluvia

Patrones Temporales y de Demanda

Ciclos Horarios Predecibles

horas pico mañana = [7, 8, 9] # Desplazamientos laborales

horas pico tarde = [17, 18, 19] # Regreso a casa

horas valle = [0, 1, 2, 3, 4, 5] # Madrugada

Si bien la temperatura es un factor secundario igual se lo incluye en el análisis para ver su impacto en el precio de las empresas

Insights Encontrados

1. FACTOR PRIMARIO - Hora del Día

Demanda temporal como driver principal

Patrones consistentes y predecibles

Base sobre la que actúan otros factores

2. FACTOR SECUNDARIO CRÍTICO - Condiciones de Lluvia

Catalizador de precios dinámicos agresivos

Respuesta inmediata de ambas plataformas

Efecto multiplicador en horas de alta demanda

3. FACTOR ESTRUCTURAL - Posicionamiento de Empresa

Lyft: Estrategia premium consistente

Uber: Enfoque mass-market con ajustes agresivos

Diferenciación clara y mantenida

4. FACTOR MODERADOR - Temperatura

Impacto marginal pero consistente

Respuesta similar entre competidores

Influencia secundaria en algoritmos

2.3 Análisis de Variaciones de Precios por Servicio y Ruta

Este análisis profundiza en el comportamiento tarifario desde una perspectiva competitiva, evaluando cómo varía el precio según el tipo de servicio ofrecido y las rutas específicas. El objetivo es identificar patrones de mercado, posicionamiento de cada plataforma y dinámica de ingresos asociada a la estructura de servicios premium, estándar y económicos.

2.3.1 Ingeniería de Variables para el Análisis

Para estudiar correctamente el comportamiento del mercado, se crearon dos variables clave:

- **type_serv**: combina la empresa (Uber o Lyft) con el tipo de viaje (UberX, Lux Black, Shared, etc.), permitiendo comparar servicios equivalentes.
- **route**: une origen y destino, representando cada uno de los 72 trayectos posibles.

Estas variables permiten analizar el mercado tanto a nivel **macro (empresa)** como **micro (servicio y ruta)**, capturando diferencias importantes en la estrategia de precios.

```
rides["type_serv"] = rides.cab_type + " - " + rides.name
rides["route"] = rides["source"] + " → " + rides["destination"]
len(rides["route"].unique())
```

Python

72

2.3.2 Análisis Competitivo por Empresa (Uber vs. Lyft)

Insight 1: Dominio de Uber por Ruta

Al analizar todas las rutas disponibles, se determinó qué empresa tiene mayor presencia en cada trayecto. Uber domina en prácticamente todas las rutas del dataset.

Este dominio no solo se explica por la variedad de servicios disponibles, sino también por un mayor volumen de viajes capturado por la plataforma, lo que sugiere una posición competitiva más fuerte en la movilidad urbana.

```
# 1. Contar viajes por ruta y tipo de compañía
count_route = rides.groupby(["route", "cab_type"]).size().reset_index(name="count")

# 2. Para cada ruta, encontrar la compañía con el máximo de viajes (idxmax)
top_route = count_route.loc[count_route.groupby("route")["count"].idxmax()]

# 3. Contar cuántas rutas domina cada compañía
print("Rutas dominadas por compañía:")
top_route.cab_type.value_counts()

✓ 0.1s
```

Rutas dominadas por compañía:

cab_type	value
Uber	72

Name: count, dtype: int64

Python

Al sumar los precios de todos los viajes realizados por cada compañía, se observa que pesar de que Lyft tiene algunos servicios premium más caros, **Uber genera más ingresos totales**, reforzando su liderazgo en el mercado del dataset.

```
# Calcular la suma total de precios por compañía
rides.groupby("cab_type")["price"].sum()

✓ 0.1s
```

cab_type	value
Lyft	5333957.98
Uber	5910122.50

Name: price, dtype: float64

Python

2.4.3 Análisis por Tipo de Servicio

Para comprender la estructura tarifaria a un nivel más profundo, se generó un resumen completo por tipo de servicio, considerando:

- total de viajes,
- ingresos totales,
- precio promedio.

Este análisis permite distinguir la estrategia de precios de servicios económicos, estándar y premium.

```

# 1. Calcular el total de viajes por tipo de servicio
service_counts = rides.groupby('type_serv').size().reset_index(name='total_trips')

# 2. Calcular los ingresos totales por tipo de servicio
service_revenue = rides.groupby('type_serv')['price'].sum().reset_index(name='total_revenue')

# 3. Combinar y calcular precio promedio
service_summary = pd.merge(service_counts, service_revenue, on='type_serv')
service_summary['avg_price'] = service_summary['total_revenue'] / service_summary['total_trips']

print("Resumen de rendimiento por tipo de servicio:")
service_summary.sort_values('avg_price', ascending=False)
  
```

	type_serv	total_trips	total_revenue	avg_price
2	Lyft-Lux Black XL	51235	1656124.55	32.324086
7	Uber-Black SUV	55096	1668679.50	30.286763
1	Lyft-Lux Black	51235	1181605.55	23.062468
6	Uber-Black	55095	1130758.00	20.523786
0	Lyft-Lux	51235	910509.50	17.771240
11	Uber-UberXL	55096	863803.00	15.678144
4	Lyft-Lyft XL	51235	784375.20	15.309363
8	Uber-Taxi	55095	688687.50	12.500000
10	Uber-UberX	55094	537997.00	9.765074
12	Uber-WAV	55096	538013.50	9.765019
3	Lyft-Lyft	51235	492413.68	9.610885
9	Uber-UberPool	55091	482184.00	8.752500
5	Lyft-Shared	51233	308929.50	6.029893

Insight 2: Jerarquía de Servicios según Precio Promedio

Los resultados reflejan una estructura de precios clara:

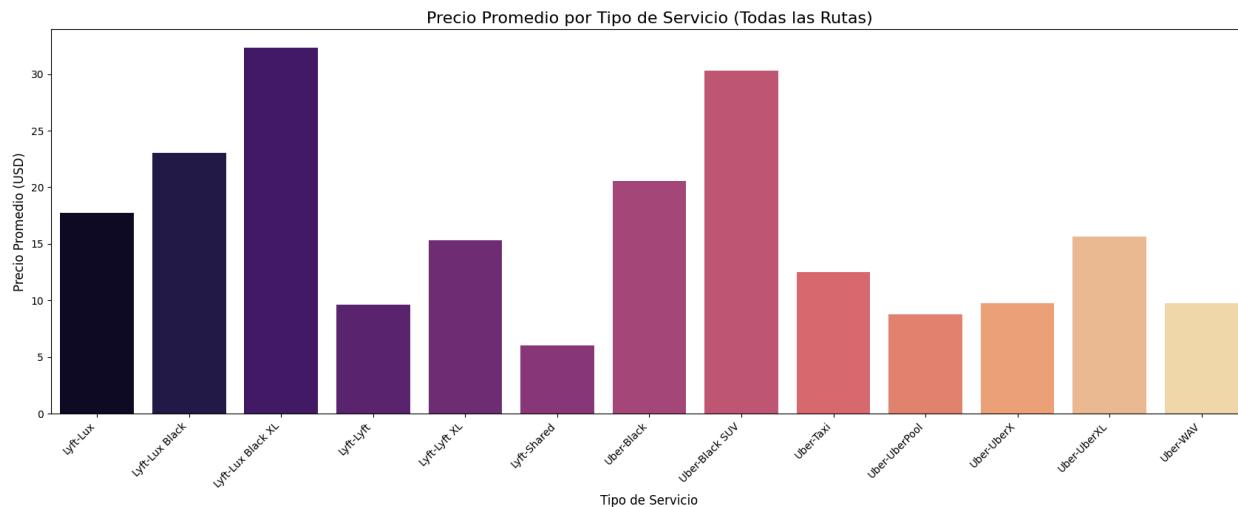
- **Servicios Premium**
 - Incluyen categorías como *Uber Black SUV* o *Lyft Lux Black XL*.
 - Presentan precios promedio superiores a los 20 USD.
 - Estos servicios, aunque menos frecuentes, generan un aporte significativo a los ingresos totales.

- **Servicios Estándar**
 - UberX* y *Lyft Estándar* se ubican en la franja media de precios (9-20 USD).
 - Son los servicios de mayor volumen y fundamentales para mantener la cuota de mercado.

- **Servicios Económicos**

UberPool y *Lyft Shared* presentan los valores promedio más bajos (6–9 USD).

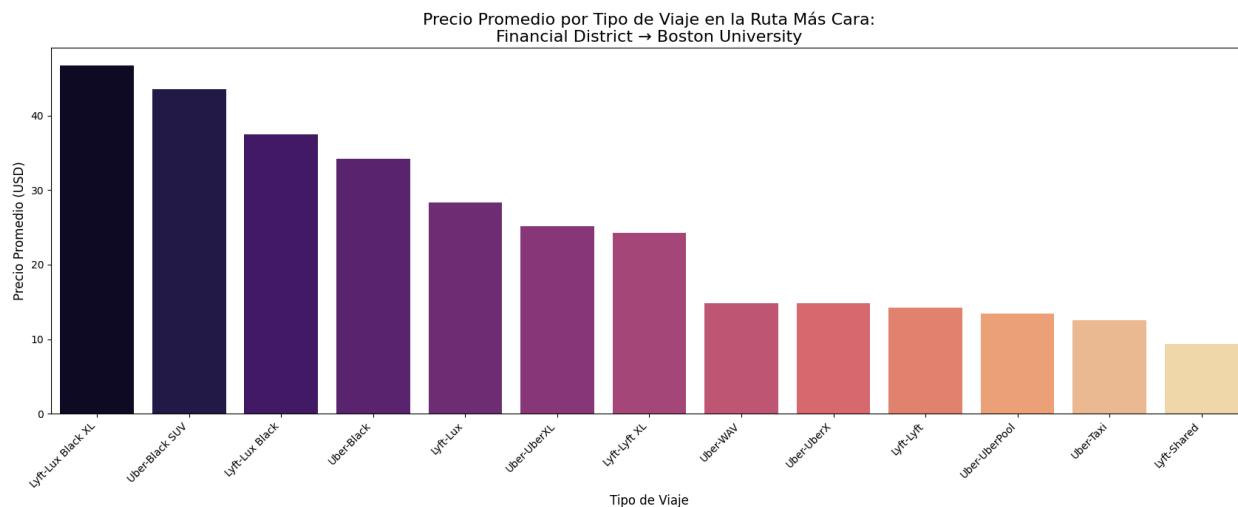
Competen directamente en el segmento de movilidad compartida.



Al analizar la ruta con el precio promedio más alto (“Financial District → Boston University”), se mantiene la misma jerarquía observada en el análisis general:

- servicios premium lideran con precios muy elevados (por ejemplo, *Lyft Lux Black XL* alcanza valores superiores a 46 USD),
- los servicios estándar muestran variaciones menores,
- los servicios compartidos siguen siendo la opción más económica.

Este hallazgo confirma que la estructura tarifaria por servicio se mantiene incluso cuando la geografía introduce costos adicionales.



3. Conclusiones

Factores Geográficos

- La Distancia Genera Sobrecosto Estructural: Las rutas más largas (ej., Financial District → Boston University) son las que tienen el precio total más alto, constituyendo un Sobrecosto Estructural por longitud. La estrategia de la empresa debe ser enfocar los servicios premium en estas rutas geográficamente extendidas.
- El Precio por Milla (PPM) Revela Fricción por Congestión: El PPM es la métrica de rentabilidad, alcanzando valores extremos en viajes muy cortos y céntricos (ej., Financial District → South Station) debido al Recargo Geográfico por el tiempo perdido en congestión. Decisión clave: Implementar un tope estricto al surge_multiplier en estas rutas para mitigar las quejas por precios injustos.
- El Volumen Domina el Mercado Masivo: Las rutas de mayor frecuencia (alto volumen) tienen precios promedio moderados (\$12 - \$13). Esto indica que la estrategia prioriza la competitividad y la cuota de mercado sobre el precio unitario máximo. Decisión clave: Promover tarifas fijas por zona o viajes compartidos en estas rutas de alto volumen para asegurar la base de clientes.
- Volatilidad (Surge) Concentrada en Nodos de Tráfico: El surge_multiplier se aplica estratégicamente en nodos de tráfico y ocio (estaciones, Theatre District) para estabilizar la oferta ante picos de demanda. La empresa debe ofrecer bonos de compensación por tiempo de congestión a conductores en estas zonas para mantener la disponibilidad sin depender tanto del surge.

Factores Climáticos

- Hallazgo Transformador. "La lluvia no crea nuevos patrones de demanda, sino que intensifica exponencialmente los existentes, revelando las verdaderas estrategias de pricing y posicionamiento competitivo de cada plataforma."
- Equilibrio Competitivo Estable. El mercado opera bajo un equilibrio donde ambas empresas ocupan nichos complementarios:
- Lyft: Cliente premium que valora consistencia y calidad
- Uber: Cliente masivo sensible al precio y disponibilidad
- Resiliencia Operativa. Ambas plataformas demuestran capacidad de respuesta inmediata a condiciones externas, con algoritmos de pricing que optimizan rentabilidad mientras gestionan oferta y demanda.

Factores Tipo de Servicio

Dominio Competitivo de Uber: Uber lidera en presencia por ruta y en ingresos totales, lo que evidencia una estrategia de mercado más amplia y agresiva.

Estructura de Precios por Servicio Bien Definida:

- Premium → más rentables por viaje.
- Estándar → sostienen el volumen.
- Compartidos → capturan al consumidor sensible al precio.

Consistencia Tarifaria incluso en Rutas Caras: La jerarquía de precios se mantiene estable independientemente de la ruta analizada.

Importancia Estratégica:

- Los servicios premium deben enfocarse en rutas largas y de alto valor.
- Los servicios estándar y económicos permiten capturar y mantener la cuota de mercado.

4. Tabla de Contribuciones

Integrante	Contribución	Calificación
Forero Villota Katherine Sheila	<p>Entregable 1: Afinamiento y correcciones en exploración y evaluación de calidad de datos (Ajuste de método de imputación de datos y separación de datasets).</p> <p>Entregable 1: Análisis de distribución general.</p> <p>Entregable 1: Propuestas de análisis.</p> <p>Entregable 1: Realización y culminación de reporte.</p> <p>Entregable Final: Formato de reporte y diapositivas.</p> <p>Entregable Final: Análisis de la variación de precios por factores geográficos en notebook, reporte y diapositivas.</p> <p>Entregable Final: Conclusiones basadas en hallazgos del análisis realizado en notebook, reporte y diapositivas.</p>	10
Heredia Villamar Kimberly Elizabeth	<p>Entregable 1: Exploración y evaluación de calidad de datos.</p> <p>Entregable 1: Ideas de propuestas de análisis.</p> <p>Entregable 1: Realización de reporte inicial / borrador.</p> <p>Entregable Final: Análisis de la variación de precios por factores climáticos en notebook, reporte y diapositivas.</p> <p>Entregable Final: Conclusiones basadas en hallazgos del análisis realizado en notebook, reporte y diapositivas.</p>	10
Navas Carrillo Erika Sarai	—	-
Salvatierra Samaniego Jairo Alejandro	<p>Entregable Final: Análisis de la variación de precios por factores climáticos en notebook, reporte y diapositivas (Se trabajó en conjunto con Kimberly).</p> <p>Entregable Final: Conclusiones basadas en hallazgos del análisis realizado en notebook, reporte y diapositivas.</p>	10
Larrosa Soledispa Fernando Jesús	<p>Entregable Final: Análisis de la variación de precios por empresa y tipos de servicios en notebook, reporte y diapositivas.</p> <p>Entregable Final: Conclusiones basadas en hallazgos del análisis realizado en notebook, reporte y diapositivas.</p>	10
León Santos Henrry Josué	Entregable Final: Introducción del dataset y datos relevantes en diapositivas.	10