



PREDICCIÓN DE PRECIOS DE VUELOS SEGÚN AEROLÍNEA Y RUTA

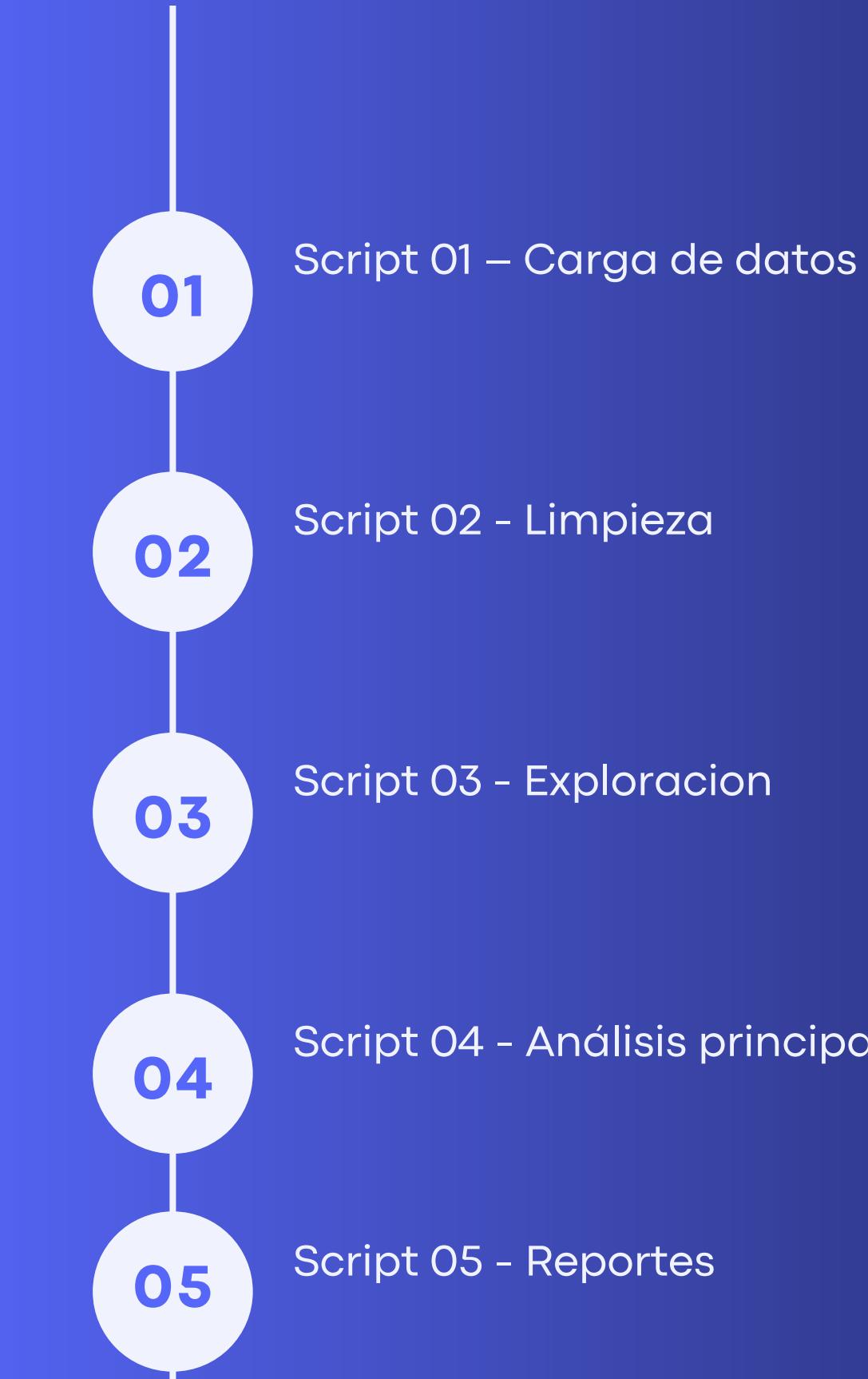
TRABAJO FINAL HECHO EN : DICIEMBRE DE 2025
GONZALO GASTÓN VÁZQUEZ- 904203
ROCÍO PEREZ GREGORINI - 905323



HIPOTESIS

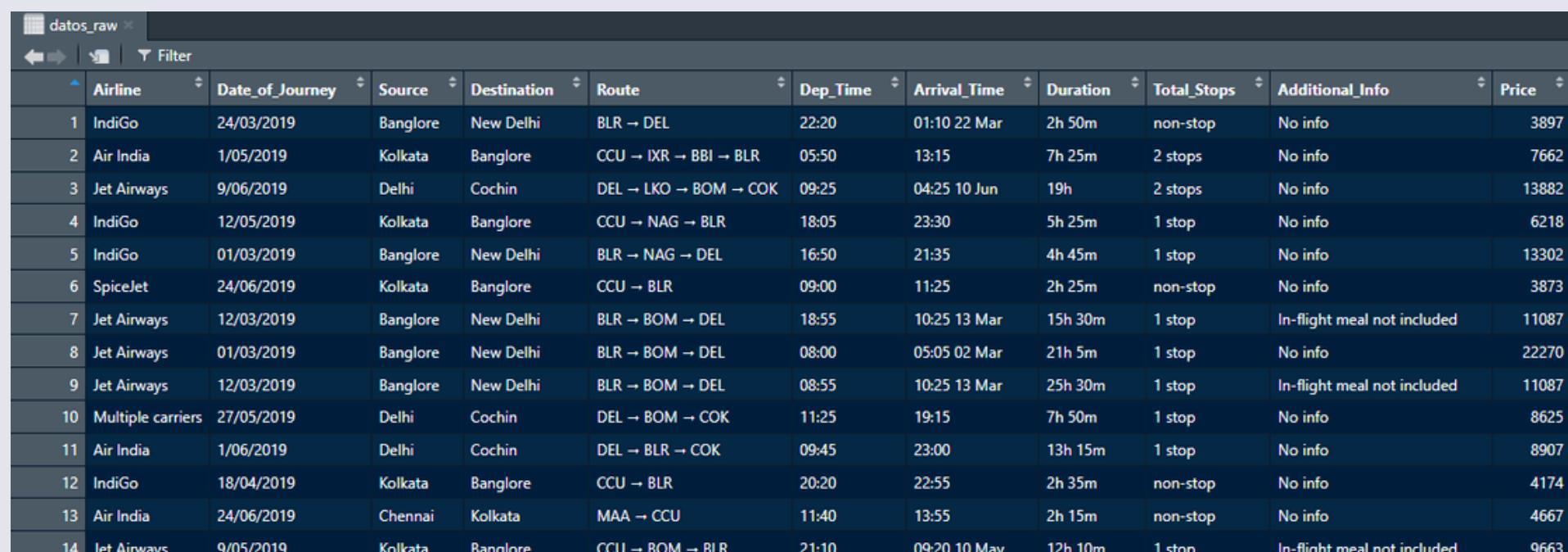
El precio no es aleatorio; está determinado por la aerolínea y la ruta (origen, destino, tiempo y escalas).

OBJETIVO: Desarrollar un modelo de regresión para predecir el precio del pasaje (Price) basado en características observables.

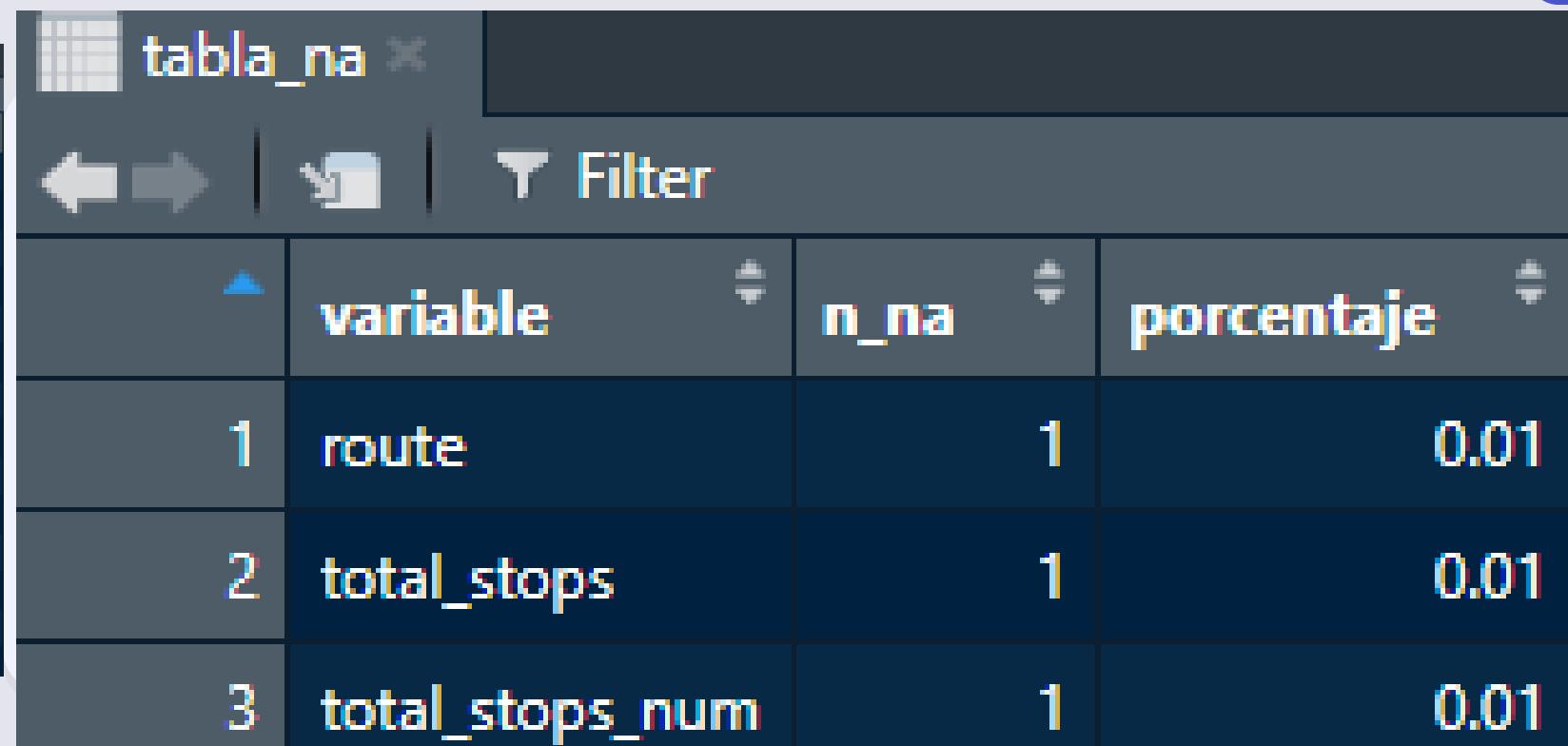


Fuente: Kaggle

ESTRUCTURA Y VALORES FALTANTES



	Airline	Date_of_Journey	Source	Destination	Route	Dep_Time	Arrival_Time	Duration	Total_Stops	Additional_Info	Price
1	IndiGo	24/03/2019	Banglore	New Delhi	BLR → DEL	22:20	01:10 22 Mar	2h 50m	non-stop	No info	3897
2	Air India	1/05/2019	Kolkata	Banglore	CCU → IXR → BBI → BLR	05:50	13:15	7h 25m	2 stops	No info	7662
3	Jet Airways	9/06/2019	Delhi	Cochin	DEL → LKO → BOM → COK	09:25	04:25 10 Jun	19h	2 stops	No info	13882
4	IndiGo	12/05/2019	Kolkata	Banglore	CCU → NAG → BLR	18:05	23:30	5h 25m	1 stop	No info	6218
5	IndiGo	01/03/2019	Banglore	New Delhi	BLR → NAG → DEL	16:50	21:35	4h 45m	1 stop	No info	13302
6	SpiceJet	24/06/2019	Kolkata	Banglore	CCU → BLR	09:00	11:25	2h 25m	non-stop	No info	3873
7	Jet Airways	12/03/2019	Banglore	New Delhi	BLR → BOM → DEL	18:55	10:25 13 Mar	15h 30m	1 stop	In-flight meal not included	11087
8	Jet Airways	01/03/2019	Banglore	New Delhi	BLR → BOM → DEL	08:00	05:05 02 Mar	21h 5m	1 stop	No info	22270
9	Jet Airways	12/03/2019	Banglore	New Delhi	BLR → BOM → DEL	08:55	10:25 13 Mar	25h 30m	1 stop	In-flight meal not included	11087
10	Multiple carriers	27/05/2019	Delhi	Cochin	DEL → BOM → COK	11:25	19:15	7h 50m	1 stop	No info	8625
11	Air India	1/06/2019	Delhi	Cochin	DEL → BLR → COK	09:45	23:00	13h 15m	1 stop	No info	8907
12	IndiGo	18/04/2019	Kolkata	Banglore	CCU → BLR	20:20	22:55	2h 35m	non-stop	No info	4174
13	Air India	24/06/2019	Chennai	Kolkata	MAA → CCU	11:40	13:55	2h 15m	non-stop	No info	4667
14	Jet Airways	9/05/2019	Kolkata	Banglore	CCU → BOM → BLR	21:10	09:20 10 May	12h 10m	1 stop	In-flight meal not included	9663



N = 10.683 vuelos, K= 11 variables

Se crean variables como:
duration_min y total_stop_num

DECISION

Debido a la nula incidencia de casos (<0.01%), se descartaron técnicas de imputación compleja. Eliminación puntual (drop) exclusivamente en la etapa de modelado.

El impacto principal de la limpieza fue la mejora en la calidad de los datos

GESTION DE OUTLIERS

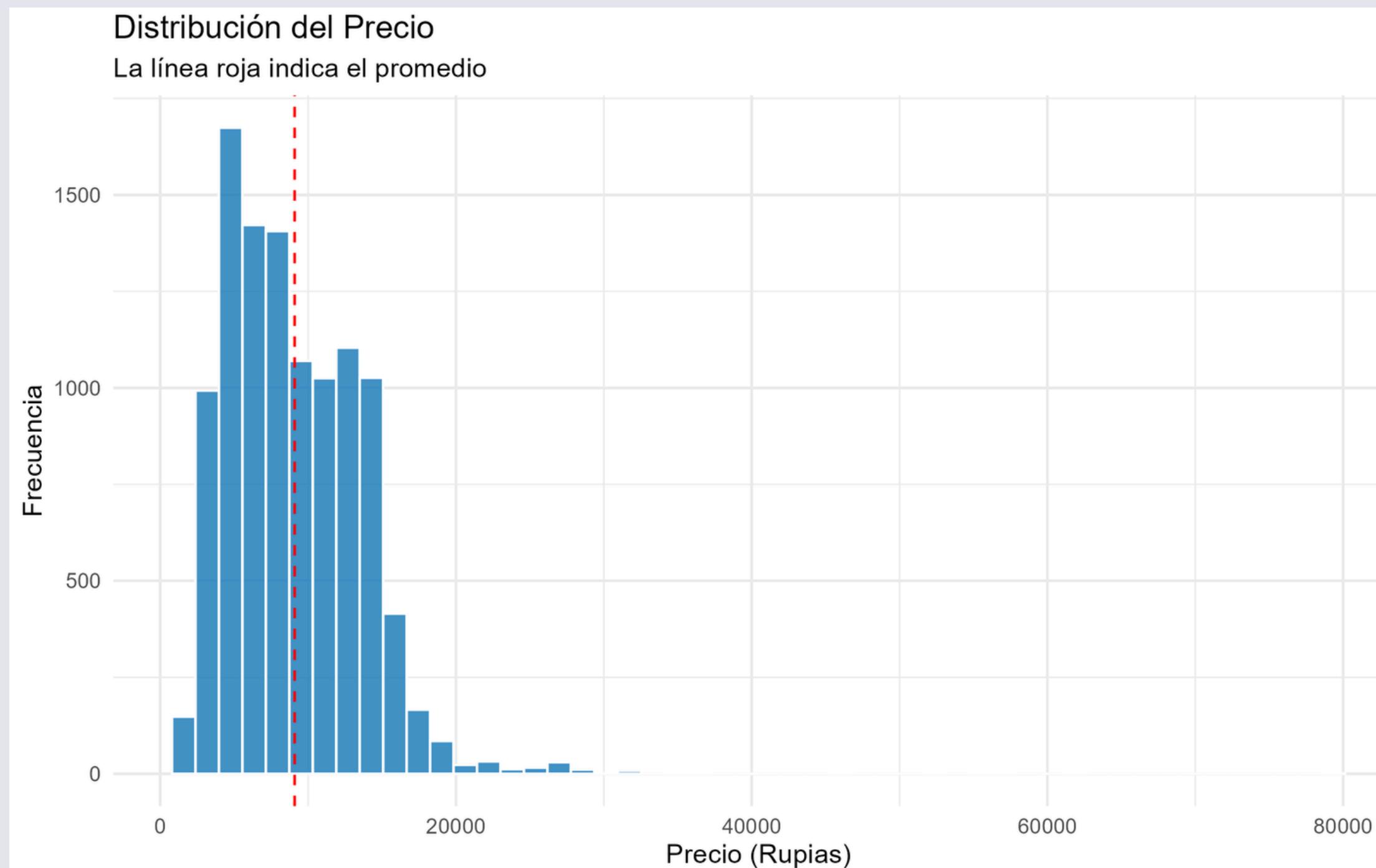
Se encontraron 94 vuelos con tarifas que superan los ₹23,017, lo que representa apenas el 0.88% de toda la muestra.

Se utilizó el método del Rango Intercuartílico (IQR) para identificar valores atípicos.

	Variable	Límite Inf	Límite Sup	Cant. Outliers	% Muestra
1	price	-5367	23017	94	0.88%
2	duration_min	-970	2070	73	0.68%

Se decidió NO eliminar estos registros. El análisis cualitativo confirmó que corresponden legítimamente al segmento 'Jet Airways Business', que es fundamental para capturar la variabilidad real del mercado premium.

PRECIOS



```
> resumen_num
# A tibble: 1 × 13
  n price_mean price_median price_mode price_sd
  <int>     <dbl>        <dbl>       <dbl>      <dbl>
1 10683     9087.        8372       10262     4611.
```

Se aplico una transformacion logaritmica para estabilizar la varianza.
La distribucion muestra fuerte asimetria positiva.

SUPUESTOS

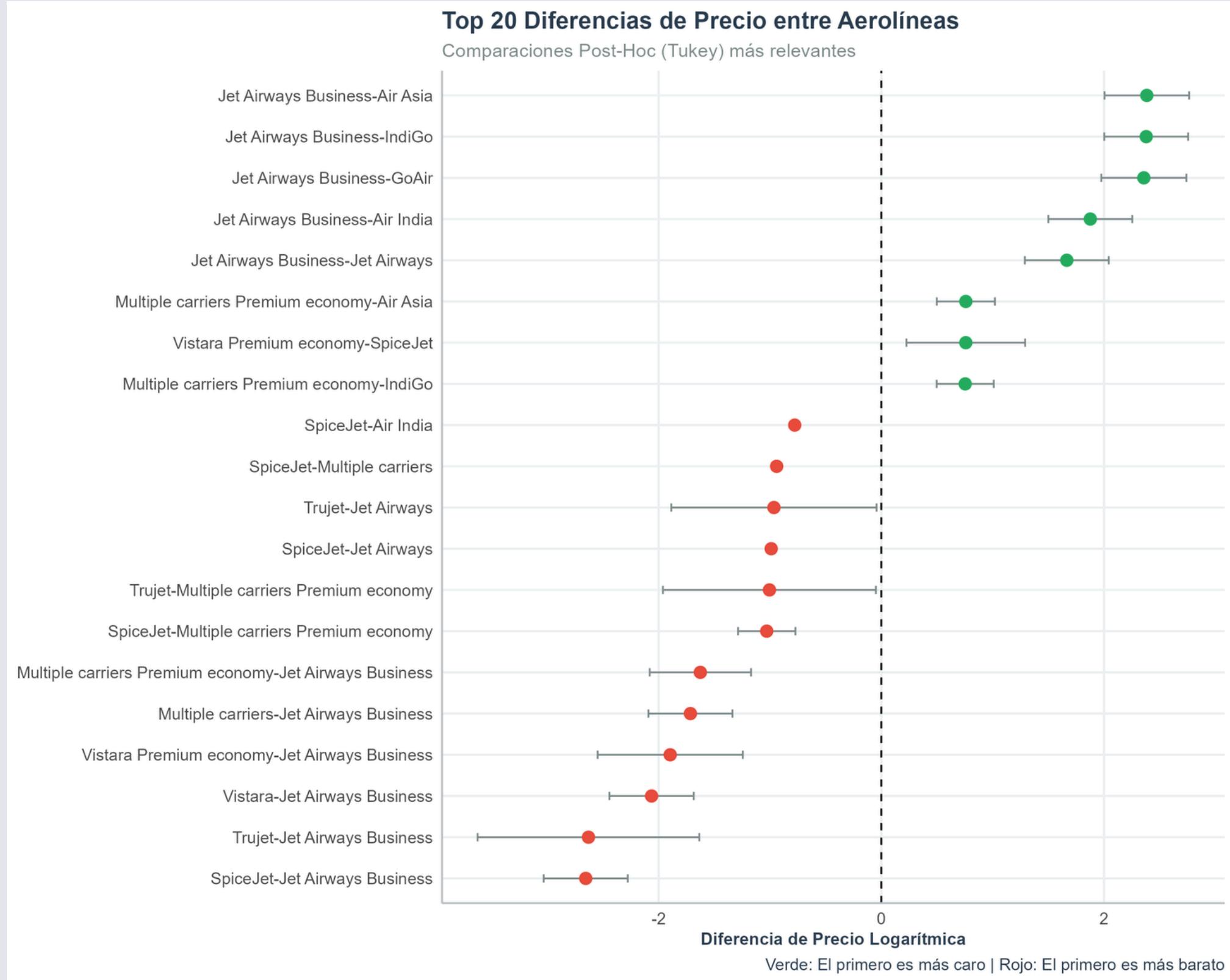
Durbin-Watson: DW = 1.98, p-value > 0.05 → sin autocorrelación.

VIF < 5 en todos los predictores → sin colinealidad severa.

```
> print(dw_test)  
Durbin-Watson test  
  
data: modelo_regresion  
DW = 1.9799, p-value = 0.1499  
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0  
>
```

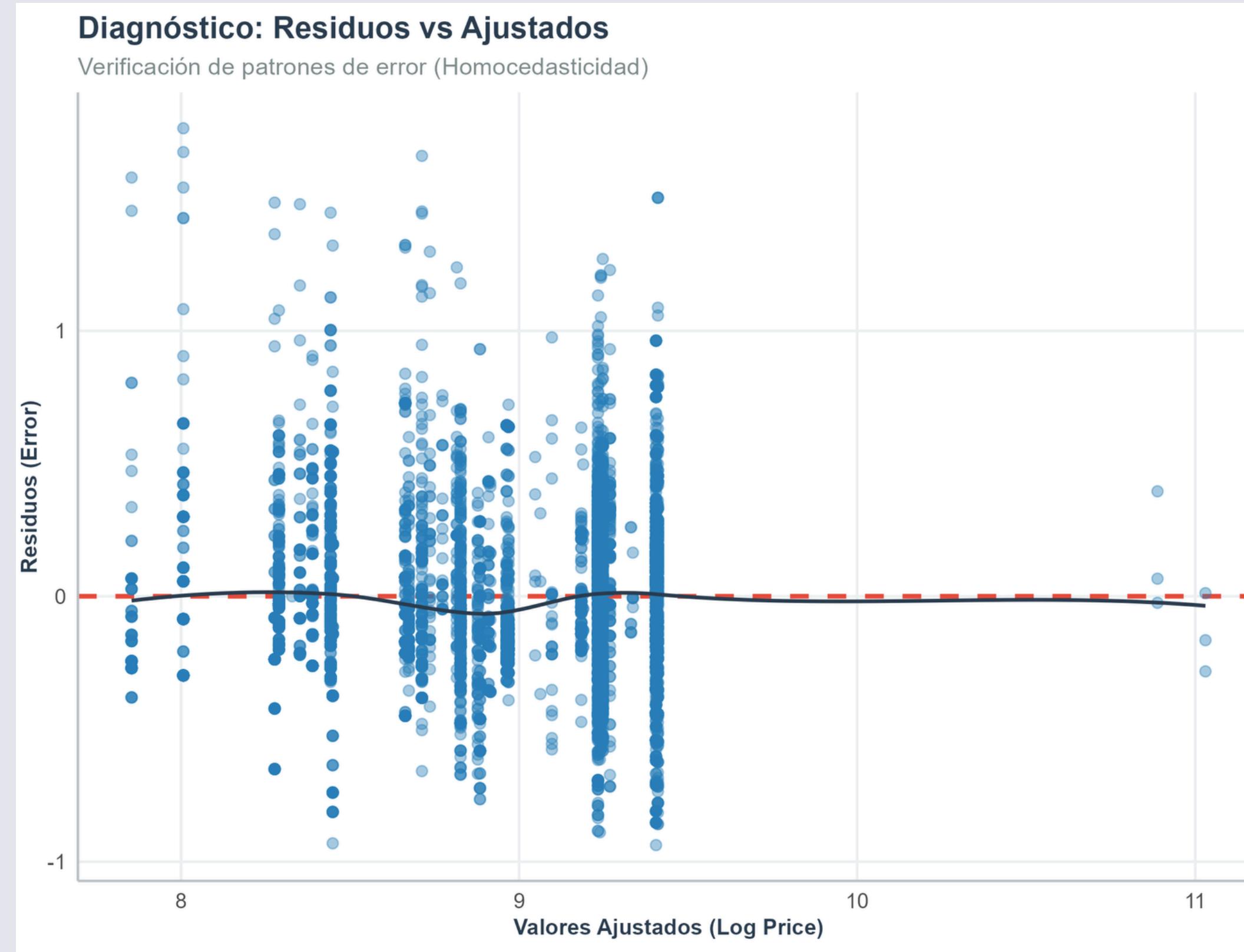
```
> # Calculamos el VIF  
> vif_valores <- car::vif(modelo_regresion)  
>  
> print(vif_valores)  
                GVIF Df GVIF^(1/(2*Df))  
airline        1.710426 11    1.024697  
duration_min   2.505591  1    1.582906  
total_stops_num 2.448488  1    1.564764  
momento_dia    1.105237  3    1.016817  
>
```

¿TODAS LAS AEROLÍNEAS COBRAN LO MISMO?



El ANOVA nos confirmó que la variable Aerolínea influía en el precio, pero es una prueba global. Aplicamos Tukey para identificar específicamente entre qué aerolíneas existían esas diferencias. Esto nos permitió validar estadísticamente que existe una brecha de precios real entre el segmento Premium (Jet Airways/Air India) y el Low-Cost.

Por otro lado, el gráfico de residuos no evidencia patrones graves.

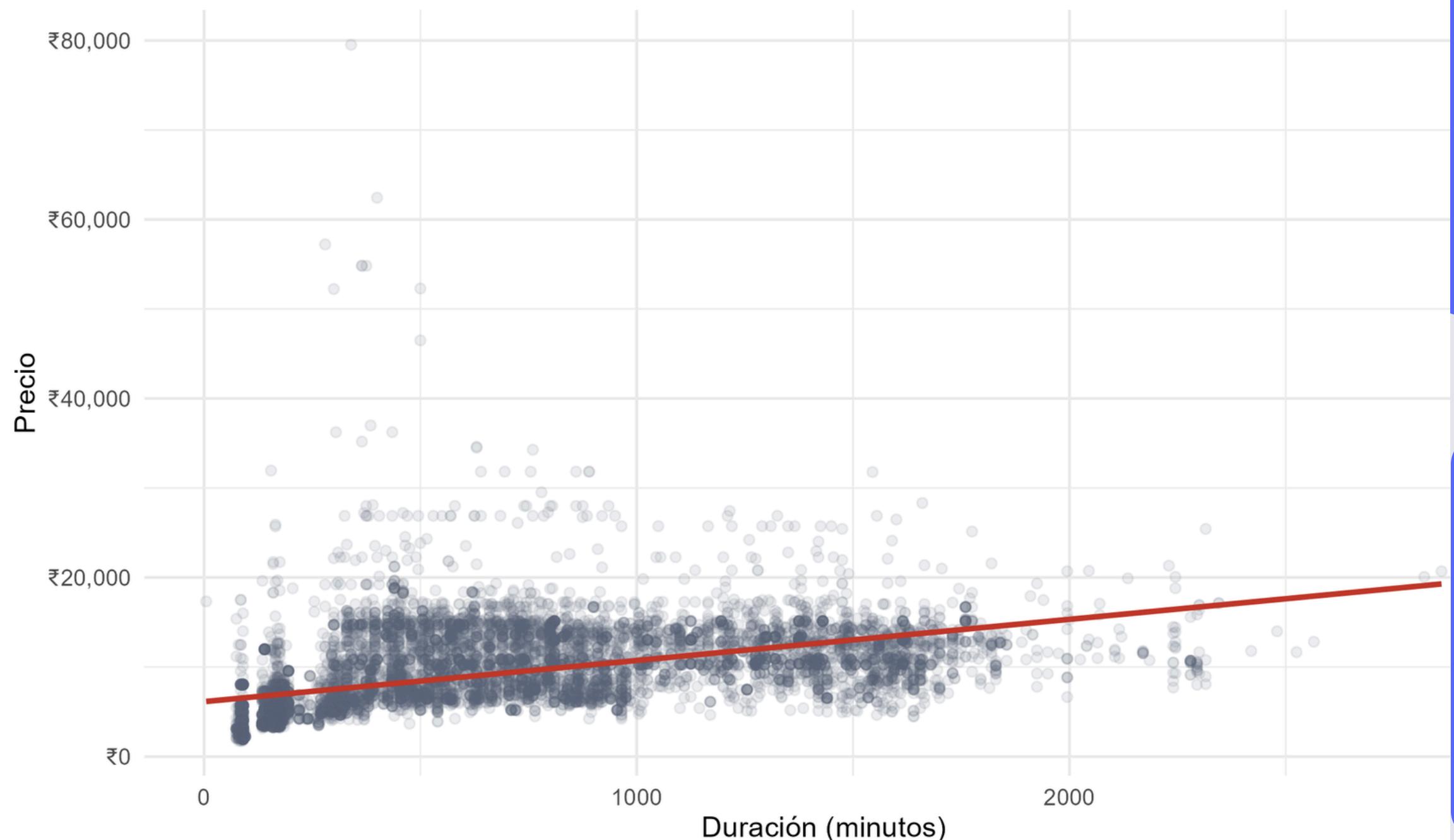




DURACION VS PRECIO

Relación Duración vs Precio

Correlación lineal



Existe una relación positiva entre duración del vuelo y precio, sin embargo la nube de puntos muestra mucha dispersión, la duración sola no alcanza para explicar el precio.

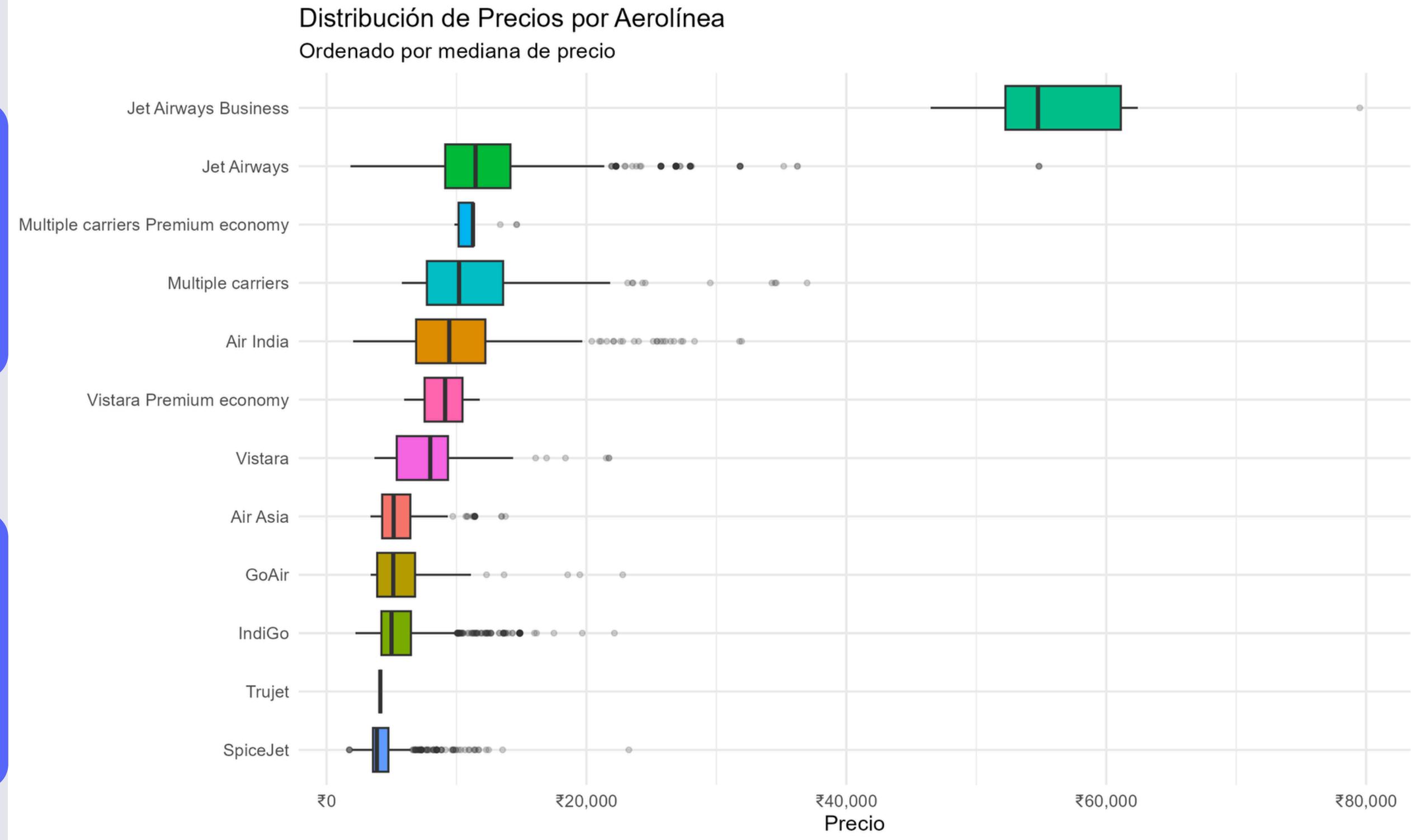
DECISION:

Incluir aerolínea, escalas y momento del día junto con duración en una regresión múltiple.

DIFERENCIA DE PRECIOS POR AEROLÍNEA

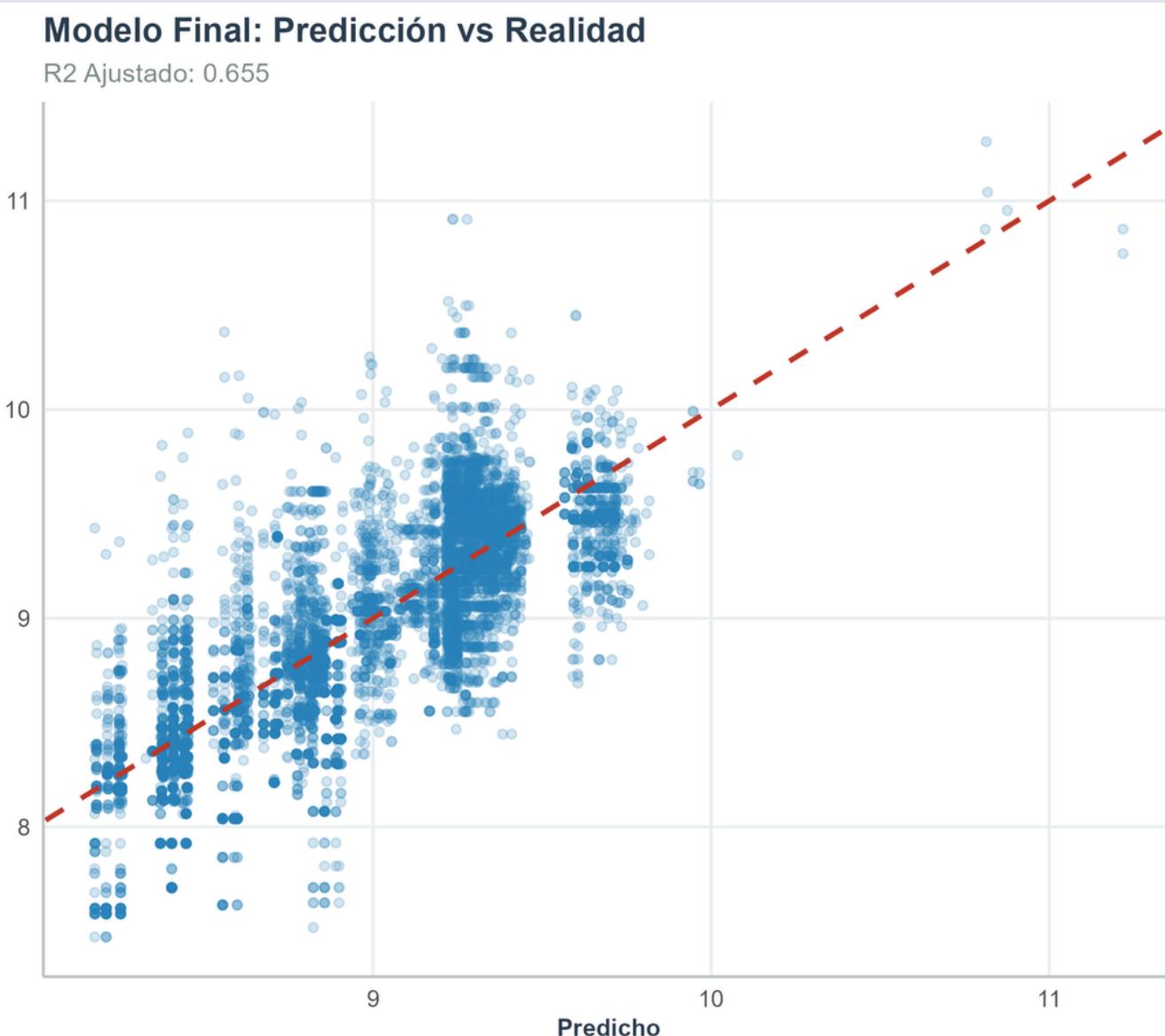
Las aerolineas como Jet Airways presentan medianas y precios mucho mas altos.

Las aerolineas low cost presentan precios mas bajos y menor dispersion.



REGRESION MULTIPLE

<u>term</u>	<u>estimate</u>	<u>std.error</u>	<u>statistic</u>	<u>p.value</u>
(Intercept)	8,34	0,02	431,34	0,00
airlineAir India	0,18	0,02	9,51	0,00
airlineGoAir	-0,01	0,03	-0,20	0,84
airlineIndiGo	0,03	0,02	1,57	0,12
airlineJet Airways	0,48	0,02	26,80	0,00
airlineJet Airways Business	2,09	0,12	16,81	0,00
airlineMultiple carriers	0,42	0,02	21,86	0,00
airlineMultiple carriers Premium economy	0,53	0,09	6,21	0,00
airlineSpiceJet	-0,17	0,02	-8,24	0,00
airlineTrujet	-0,46	0,30	-1,51	0,13
airlineVistara	0,30	0,02	13,42	0,00
airlineVistara Premium economy	0,65	0,18	3,69	0,00
duration_min	0,00	0,00	7,45	0,00
total_stops_num	0,36	0,01	53,27	0,00
momento_diaMañana	0,07	0,01	6,42	0,00
momento_diaTarde	0,08	0,01	6,92	0,00
momento_diaNoche	0,03	0,01	3,03	0,00



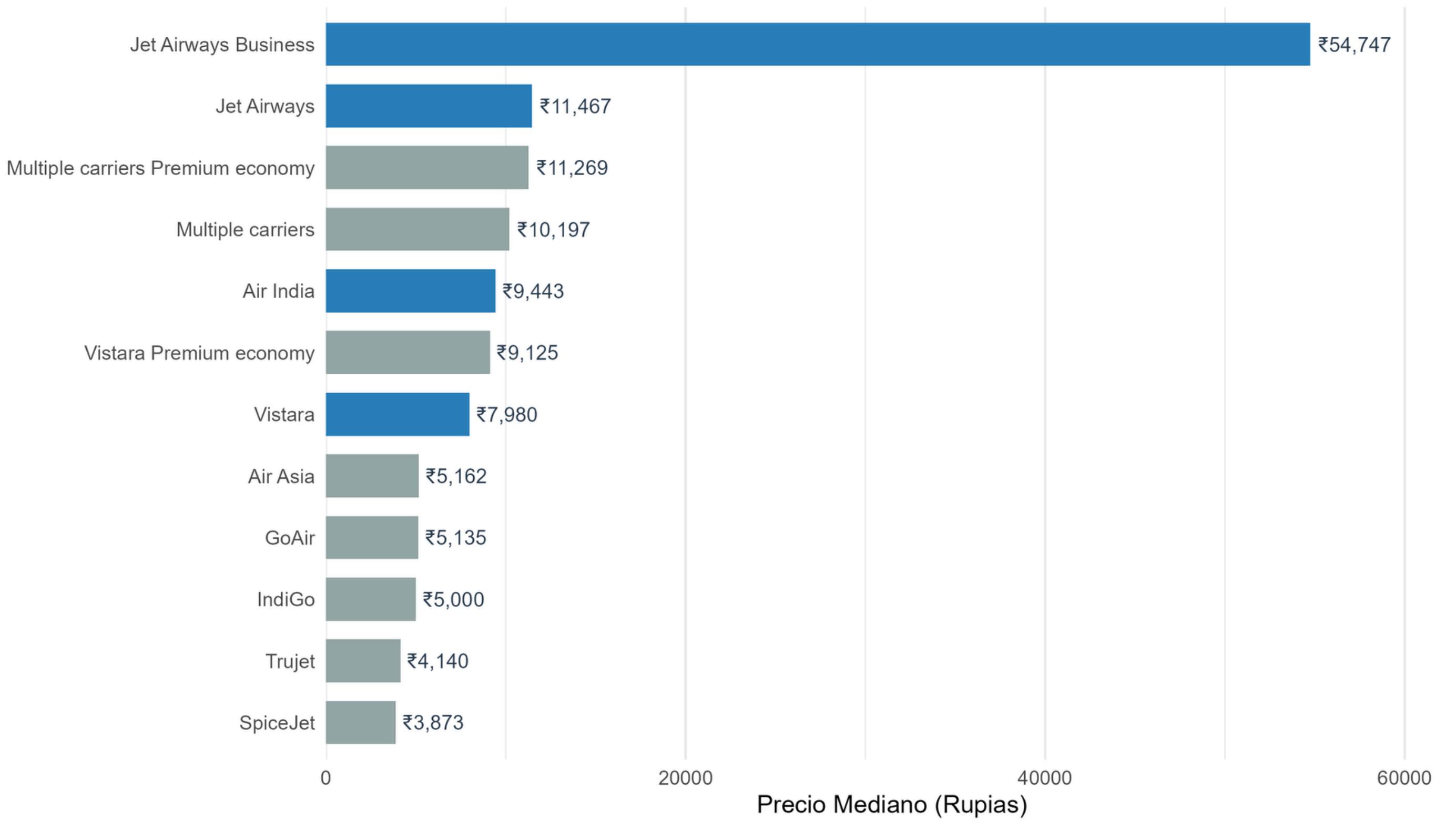
R^2 ajustado $\approx 0.655 \rightarrow$ el modelo explica
~65.5 % de la varianza de log_price.

Jet Airways Business es la categoría con
mayor sobreprecio (premium).

Salidas por la mañana/tarde tienen precios más altos que vuelos nocturnos,
controlando por aerolínea, duración y escalas.

El Costo de la Marca: Premium vs Low-Cost

Las aerolíneas Premium son sistemáticamente más costosas (Jet Airways lidera el mercado).



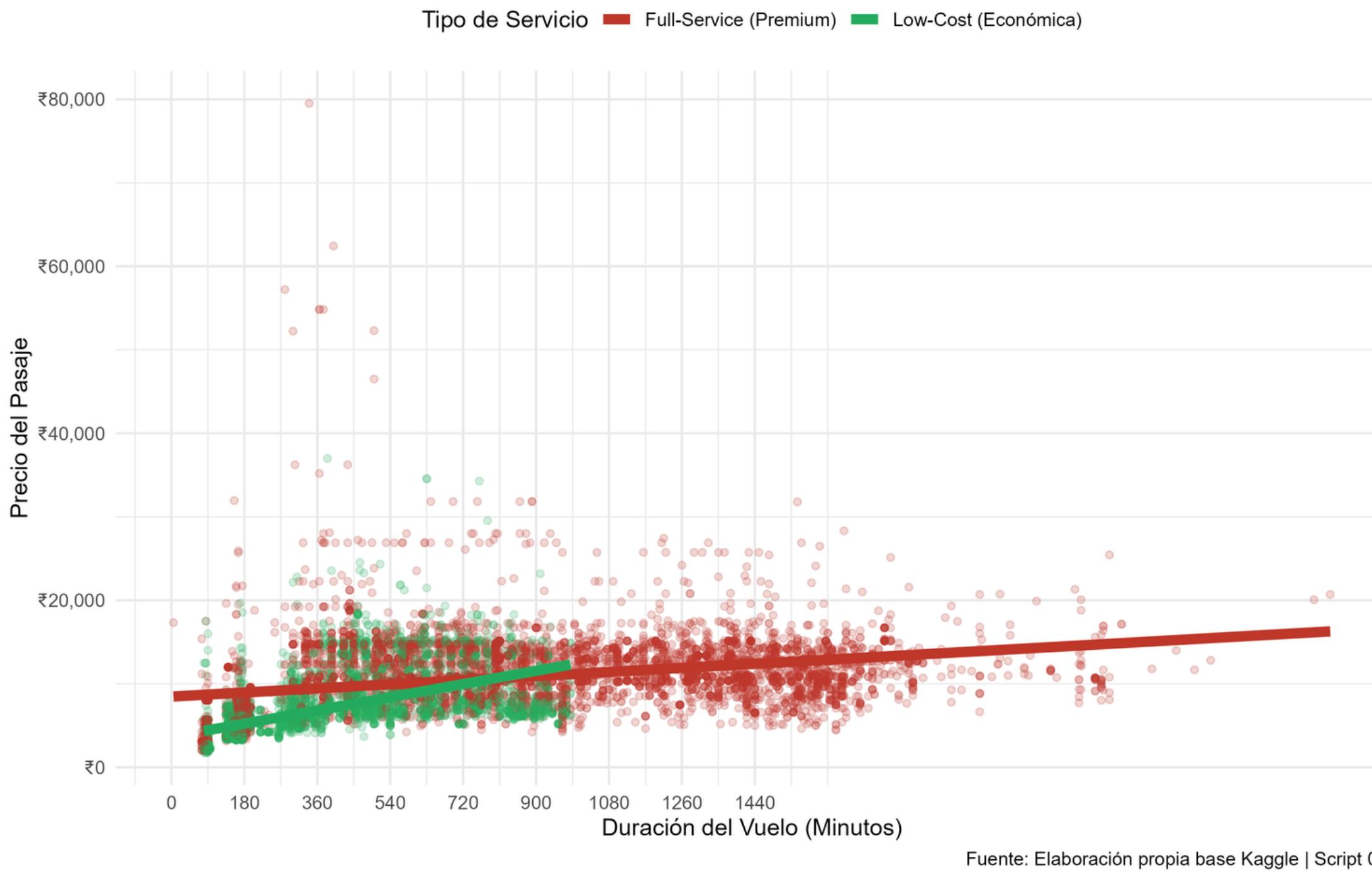
Segmento █ Full-Service (Premium) █ Low-Cost (Económica)

Fuente: Elaboración propia base Kaggle | Script 05

Las diferencias aquí mostradas son consistentes con las diferencias significativas detectadas por Tukey HSD

Dinámica de Precios: ¿Cuánto cuesta el tiempo de vuelo?

Podemos ver que las aerolíneas premium muestran una pendiente más pronunciada (mayor costo por hora).



Cada hora adicional de vuelo se cobra mas caro en servicios Full-Service que en Low-Cost.



Hipótesis confirmada.

Se confirma la hipótesis de investigación: El precio de los pasajes aéreos en el mercado indio está determinado por la aerolínea, la duración y el número de escalas.

Evidencia: El modelo de Regresión Lineal Múltiple alcanzó un R^2 Ajustado de 0.655, lo que indica que las variables seleccionadas explican el 65.5% de la varianza total de los precios.



Hallazgos:

Las aerolíneas Full-Service (como Jet Airways o Air India) son, en promedio, un 58.5% más costosas que las Low-Cost.

Los precios extremos (superiores a ₹50,000) no eran errores de carga, sino que correspondían al segmento "Jet Airways Business". Conservar estos datos permitió modelar correctamente el comportamiento del segmento de lujo.

Existe una correlación positiva entre duración y precio, pero con sensibilidades distintas. Las aerolíneas Premium muestran una pendiente más pronunciada: cada hora adicional de vuelo encarece el ticket más rápido que en una aerolínea económica.

⚠ LIMITACIONES DEL ESTUDIO

Variable Omitida Clave: El modelo no incluye los "días de antelación a la compra". Esto explica el 34.5% de varianza no capturada.

Ventana Temporal: Los datos cubren un periodo de 4 meses (marzo-junio), lo que impide capturar la estacionalidad anual completa (ej. temporada alta de fin de año).

Futuras Líneas de Investigación

- Modelado No Lineal: Implementar algoritmos para capturar interacciones complejas entre Ruta y Aerolínea que el modelo lineal simplifica. Usando Machine Learning
- Datos Exógenos: Incorporar el precio del combustible y el calendario de festivos locales para mejorar la precisión predictiva ante choques de demanda.