Making Money with ML? *"It's all about location location location!!!"*

Daniel Felipe Cortes Cendales

Jorge Esteban Gómez Carmona

Nicolas Alberto Gonzales Gort

Sebastian Marín Lombo

30 de Octubre del 2023

Palabras Clave: Precio de hogares, árbol de decisión, boosting, forest, random forest

Clasificación JEL: D83, L11, L85, L86

Link del repositorio: https://github.com/BigData-MachineLearning/P-Set2.git

1 Introducción

Debido al alto grado de fluctuación en el mercado inmobiliario, los inversores, propietarios de viviendas, tasadores, asesores fiscales y otros participantes del mercado inmobiliario, como prestamistas hipotecarios y aseguradoras, especulan constantemente con los precios de la vivienda. No es de extrañar que exista una gran cantidad de investigaciones sobre el tema. Por ejemplo, los investigadores en el campo de la construcción combinaron métodos de aprendizaje automático con el conocimiento profesional de la industria de la construcción. En la industria de la construcción se utilizan muchos sistemas inteligentes y muchos de ellos han logrado buenos beneficios económicos y sociales.

La predicción tradicional del precio de la vivienda se basa en comparaciones de costos y precios de venta. Es difícil hacer pronósticos ya que los factores que afectan el mercado inmobiliario varían desde los factores socioeconómicos (por ejemplo, tasa de criminalidad per cápita, acceso al transporte, ingreso promedio y nivel educativo) hasta características específicas de la casa (por ejemplo, pies cuadrados, número de dormitorios, estilo de construcción, fecha de construcción). última remodelación). Por lo tanto, el desarrollo y la disponibilidad de varios modelos de predicción del precio de la vivienda pueden desempeñar un papel útil para llenar un vacío de información que puede mejorar la eficiencia del mercado inmobiliario.

Un informe reciente del Zillow Group, un popular sitio web de bases de datos sobre viviendas, indica que los vendedores y compradores de casas recurren cada vez más a la investigación en línea para estimar el precio de la vivienda antes de contactar a los agentes inmobiliarios. Investigar por tu cuenta cuánto vale la casa que te interesa puede resultar complicado por múltiples motivos. Como se mencionó, hay muchos factores que influyen en el precio potencial de una casa, lo que hace que sea más complicado para un individuo decidir cuánto vale una casa por sí solo sin ayuda externa, lo que puede llevar a que las personas tomen decisiones mal informadas sobre si comprar o vender sus casas y sobre qué precios son razonables.

En este artículo se encuentra en primera instancia, el estado de las investigaciones, exponiendo la utilidad de los modelos predictivos junto con la manera en la cual se ha llevado la predicción de los preciosos de vivienda; en segundo lugar, se muestran los datos recabados y los procesos de imputación realizados para realizar las estimaciones y predicciones sobre los modelos realizados; finalmente, se exploraron diversas metodologías, desde modelos de regularización como Ridge y Lasso hasta técnicas más complejas como Elastic Net y bosques aleatorios. Se destaca la utilidad de interactuar variables como estrato, superficie o tipos de propiedad, para llegar a predicciones robustas.

2 Revisión de Literatura

2.1 Uso de patrones de datos para predecir

La búsqueda de patrones en los datos se ha estudiado durante mucho tiempo en muchos campos, incluida la estadística, el reconocimiento de patrones y el análisis exploratorio de datos. El análisis de datos puede proporcionar más conocimiento sobre una empresa al ir más allá de los datos almacenados explícitamente para obtener conocimiento. sobre el negocio. Aquí es donde el *Machine Learning* tiene beneficios obvios para cualquier empresa.

Grudinitski, Shilling & Quang Do (1995), aplicando un análisis de redes neuronales , proporcionan evidencia que resalta la importancia de emplear datos predictivos para entrar a los mercados hipotecarios, allí encuentran, por ejemplo, que las características del patrimonio neto, el estado civil

y el nivel educativo de un prestatario o si un co-prestatario está involucrado contribuyen de manera significativa a la capacidad de la red neuronal para determinar la elección de una hipoteca. Por su parte, Zhang & Zhou (2004), emplean estrategias de predicción en el contexto de a aplicación financiera desde la perspectiva tanto técnica como de aplicación. Además, comparan diferentes técnicas de clasificación y estimación para sus propósitos. De igual manera, discuten cuestiones importantes de minería de datos involucradas en aplicaciones financieras específicas. Finalmente, destacan una serie de desafíos y tendencias para futuras investigaciones en esta área.

Kaiha, Copeland et al. (2006) Presentan información relacionada con el estado actual de los bienes raíces en los EE. UU. Muestran que, la caída de la vivienda a nivel nacional fue más evidente la caída del precio de venta medio de la viviendas existentes, estimando a través de algoritmos de clasificación caídas en los precioso de alrededor de $225.000 US. Adicional a ello, muestran evidencia a través de predicciones que habrá una crisis inmobiliaria en la cual los activos residenciales se reducirán ampliamente. Finalmente, Kntrimas & Verikas (2011) empleando regresiones lineales de Mínimos Cuadrados Ordinarios, construyen modelos predictivos para evaluar el desempeño que tendrán los impuestos sobre el valor de los inmuebles en EE. UU. Su método se compara con enfoques de inteligencia computacional: regresión con máquina de vectores de soporte (SVM), perceptrón multicapa (MLP) y un comité de predictores. Obteniendo resultados útiles encaminados a una mayor recaudación tributaria sobre el valor de los bienes.

2.2 Predicción de precios de las viviendas.

Parte importante de este artículo es predecir el precio de las viviendas en Bogotá, para lo cual se sabe que empleando métodos asociados al uso de bases de datos con información de las viviendas. Por ejemplo, Bahía (2013), proporciona pronósticos independientes del mercado inmobiliario sobre los precios de las viviendas mediante el uso de técnicas de minería de datos. La idea principal era construir el modelo de red neuronal utilizando dos tipos de redes neuronales. Primero, la red neuronal de avance (FFBP) y, en segundo lugar, la red neuronal de avance en cascada (CFBP). Luego compararon los dos modelos para encontrar la predicción de mejor rendimiento de los precios de la vivienda. Los autores estimaron el valor medio de las viviendas ocupadas por sus propietarios en los suburbios de Boston, teniendo en cuenta 13 atributos del vecindario en una muestra de 506 puntos de datos.

Otro caso es el de Mu et al (2014), quienes analizaron un conjunto de datos que contiene los valores de las casas en los suburbios de Boston y utilizando varios métodos de aprendizaje automático hicieron pronósticos asociados a sus precios. Con base en estas predicciones, los autores buscaban que las agencias gubernamentales y los promotores inmobiliarios pudieran tomar mejores decisiones sobre si iniciar o no desarrollos inmobiliarios en las regiones correspondientes. Los valores de las viviendas se pronosticaron utilizando métodos como: máquina de vectores de soporte (SVM), máquina de vectores de soporte de mínimos cuadrados (LSSVM) y métodos de mínimos cuadrados parciales (PLS). Estos algoritmos se comparan con los resultados previstos. Finalmente, utilizando múltiples características, pronosticaron los valores de las viviendas en Boston y se descubrió que los resultados de predicción de los diversos enfoques de aprendizaje automático variaban. Aunque existe una falta de linealidad grave en los datos, los resultados del experimento también mostraron que los métodos SVM y LSSVM fueron superiores al método PLS para abordar el problema de la no linealidad.

Y en última instancia, Hromada (2015) describe un software innovador que se puede utilizar para evaluaciones inmobiliarias y análisis de anuncios inmobiliarios publicados en Internet en la República Checa. El software recopila, analiza y evalúa sistemáticamente datos sobre los cambios en el mercado

inmobiliario. Cada semestre, el software recopila más de 650.000 cotizaciones de precios sobre la venta o el alquiler de apartamentos, casas, propiedades comerciales y solares. Todos los anuncios inmobiliarios se almacenan continuamente en una base de datos de software y se analizan minuciosamente para determinar su credibilidad.

3 Datos

3.1 Datos brutos obtenidos

La información bruta se obtuvo de la página para finca raíz "*properati*"[1] en posesión de la compañía, que contiene una muestra de datos individuales en Bogotá, que se muestra en la Tabla 1. *"Properati"* se presenta como una fuente valiosa para abordar el problema planteado, que consiste en predecir los precios de las viviendas en Bogotá.

La principal ventaja de esta base de datos radica en su amplitud, ya que contiene precios recientes de propiedades en toda la ciudad, lo que proporciona una visión completa del mercado inmobiliario. Además, esta base de datos incluye descripciones detalladas de las propiedades, lo que permite extraer información relevante para la solución del problema.

Sin embargo, es importante señalar que la base de datos presenta desafíos significativos. Pues se observan muchos valores faltantes, como se evidencia en la Tabla 2, lo que introduce incertidumbre en el análisis y modelado de datos; asimismo, se han identificado algunos errores de digitación o extracción durante el proceso de web scraping, lo que ha resultado en valores astronómicamente altos en algunas propiedades. Estos desafíos deben abordarse cuidadosamente en el proceso de limpieza y preparación de datos para garantizar que los modelos de predicción se desarrollen con información precisa y confiable.

Así, dentro la base de datos original se han identificado valores faltantes en varias variables que desempeñan un papel fundamental en la predicción de precios de viviendas. Específicamente, las variables "surface_total" y "surface_covered" muestran un alto número de valores faltantes, con 30,790 y 30,079 registros incompletos respectivamente. La superficie de una propiedad es un factor crucial en la determinación de su precio, por lo que la presencia de estos valores faltantes representa un desafío significativo. De igual manera, la variable "rooms" exhibe 18,260 valores faltantes, mientras que "bathrooms" tiene 10,071 valores faltantes, ambas variables, que describen las características de las viviendas, son relevantes para la predicción de precios. Adicionalmente, la variable "title" presenta 22 valores faltantes, y la variable "description" tiene 9 valores faltantes, ambas variables se utilizan para describir las propiedades y pueden contener información valiosa para el análisis.

Con esto en mente, la construcción de la base de datos implicó la incorporación de variables tanto a partir del texto descriptivo como de fuentes externas de datos espaciales.

En cuanto a las variables de texto, se incluyeron las siguientes:

1. **Dummy Parqueadero:** Esta variable se creó para medir si en la descripción de la propiedad se mencionaba la disponibilidad de un parqueadero. Tomaba el valor de 1 si se mencionaba un parqueadero y 0 en caso contrario.
2. **En qué piso es el apto:** A través del análisis del texto descriptivo, se extrajo el número de piso en el que se encuentra el apartamento, lo que puede ser un factor relevante en la valoración de la propiedad.

[1] Obtenida de la página https://www.properati.com.co/

3. **Dummy Penthouse:** Esta variable se utilizó para identificar si la vivienda era un penthouse, lo que generalmente implica un estatus premium. Tomaba el valor de 1 si se mencionaba que la propiedad era un penthouse y 0 en caso contrario.

En cuanto a las variables externas, se incorporaron datos provenientes de fuentes abiertas:

1. **Ciclovías:** La distancia a la ciclovía más cercana se obtuvo a partir de los datos disponibles en el portal de datos abiertos de Bogotá, lo que puede ser relevante para aquellos interesados en la accesibilidad en bicicleta.
2. **Transmilenio:** La distancia a la estación de Transmilenio más cercana se extrajo de OpenStreetMap, lo que proporciona información crucial sobre la accesibilidad al transporte público en la ciudad.
3. **UPL (Unidad Administrativa):** Se incluyó la unidad administrativa a la que pertenece la propiedad, utilizando datos disponibles en el portal de datos abiertos de Bogotá.
4. **Distancia al Centro Comercial más cercano:** La distancia a los centros comerciales más cercanos se obtuvo de OpenStreetMap, lo que puede ser relevante para aquellos que valoran la proximidad a centros comerciales.
5. **Estrato:** El estrato de la vivienda, información también obtenida del portal de datos abiertos de Bogotá, desempeña un papel importante en la valoración del precio por metro cuadrado de la propiedad.
6. **Distancia al Parque más cercano:** La distancia al parque más cercano se extrajo de OpenStreetMap, lo que proporciona información sobre la accesibilidad a áreas verdes.
7. **Distancia al CAI más cercano:** La distancia al CAI (Comando de Atención Inmediata), que puede ser indicativa de la seguridad en la zona, se obtuvo de OpenStreetMap.

3.2 Proceso de imputación de datos

La corrección de los valores faltantes en la base de datos se llevó a cabo de manera exhaustiva. Inicialmente, se intentó imputar los valores faltantes a partir del texto descriptivo utilizando expresiones regulares para extraer información sobre la superficie de la propiedad, el número de alcobas y baños. Sin embargo, persistieron numerosos valores faltantes.

Para abordar los valores faltantes en la variable "superficie" (mts2), se implementó un enfoque en el conjunto de entrenamiento (train). Se calculó el precio por metro cuadrado de la propiedad y se buscó el valor más cercano sin faltantes. Luego, se utilizó este valor para estimar la superficie de las propiedades con valores faltantes.

En el caso de las variables de baños y habitaciones, se realizaron divisiones de las propiedades en bandas de metros cuadrados: "<100", "100-200", "200-300", "300+" y, a partir de estas categorías, se imputaron los valores faltantes utilizando la moda en cada banda.

La variable de "estrato" también presentaba un alto número de valores faltantes. Se imputaron estos valores utilizando la propiedad más cercana a 700 metros en el conjunto de entrenamiento, mientras que en el conjunto de prueba (test) se imputaron los valores faltantes con "estrato 5", ya que es común en propiedades en la zona de Chapinero.

Finalmente, se realizó una limpieza de la base de datos de entrenamiento (train) para eliminar observaciones atípicas. Se excluyeron propiedades con precios por metro cuadrado superiores a 12 millones y propiedades con más de 500 metros cuadrados. Como resultado, el conjunto de datos de entrenamiento pasó de 38,644 observaciones a 36,629, lo que contribuye a la calidad y confiabilidad de los análisis y modelos subsiguientes.

3.3 Análisis de la variables finales.

De acuerdo con la Tabla 3, datos facilitados ofrecen información valiosa sobre seis variables numéricas con 36.621 observaciones cada una. La variable "Precio" muestra una amplia gama de precios inmobiliarios, con una media de 648.639.006,0 y una importante desviación típica de 307.081.200,0, que oscila entre 300.000.000 y 1.650.000.000. Esta información es esencial para comprender los valores inmobiliarios de la zona.

Las variables de distancia ("Parada de autobús", "Parque", "Centro comercial" y "CAI") proporcionan información sobre la accesibilidad a los servicios. Por ejemplo, la "Distancia al parque" tiene una media de 160,4 y una desviación típica moderada de 99,0, lo que indica que los parques son generalmente accesibles, con cierta variabilidad en su proximidad. Estas estadísticas ayudan a urbanistas, residentes y responsables políticos a comprender la dinámica espacial.

La variable "Superficie total", con una media de 136,7 y una desviación típica de 79,7, muestra la distribución del tamaño de las propiedades. Este dato es crucial para que compradores y promotores evalúen el tamaño de los inmuebles disponibles. En resumen, estas estadísticas ofrecen una visión global del precio, la accesibilidad y el tamaño de los inmuebles, lo que ayuda a tomar decisiones informadas en el mercado inmobiliario.

Igualmente, las gráficas y mapas presentados en la sección 7 “Anexos” ofrecen una visión detallada de las relaciones entre diversas variables y los precios de las propiedades en Bogotá, brindando valiosas perspectivas para los analistas y posibles compradores de viviendas.

4 Modelo y resultados

4.1 Modelos de regularización:

Inicialmente, se propone usar la regularización Ridge para reducir la varianza, atenuar el efecto de la correlación entre predictores y minimizar la influencia de los predictores menos relevantes en los modelos. De esta forma, se busca penalizar los coeficientes elevados al cuadrado para reducir de forma proporcional el valor de todos los coeficientes de los modelos, sin que lleguen a ser cero. Por consiguiente, se plantearon los siguientes modelos:

Sin interacciones:

$$Price_i = \beta_0 + \beta_1 Year_i + \beta_2 SurfaceTotal_i + \beta_3 Bedrooms_i + \beta_4 Bathrooms_i + \beta_5 PropertyType + \beta_6 Parqueadero_i + \beta_7 PentHouse_i + \beta_8 DistanciaBus_i + \beta_9 CicloviaNear_i + \beta_{10} DistanciaParque_i + \beta_{11} DistanciaCC_i + \epsilon_i$$

Con interacciones entre variables:

$$Price_i = \beta_0 + \beta_1 Year_i + \beta_2 SurfaceTotal_i + \beta_3 Bedrooms_i + \beta_4 Bathrooms_i + \beta_5 PropertyType + \beta_6 Parqueadero_i + \beta_7 PentHouse_i + \beta_8 DistanciaBus_i + \beta_9 CicloviaNear_i + \beta_{10} DistanciaParque_i + \beta_{11} DistanciaCC_i + \beta_{12} SurfaceTotal_i \times Bedrooms_i + \beta_{13} Bedrooms_i \times Bathrooms_i + \epsilon_i$$

La inclusión de la interacción de Superficie total y Número de habitaciones ya que se espera que el número de habitaciones tenga un impacto diferente en el precio dependiendo de la superficie total de la vivienda. De igual forma, se incluye la interacción entre número de habitaciones y número de baños ya que se espera que el número de baños tenga un impacto diferente en el precio dependiendo del número de habitaciones.

Adicionalmente, se define un conjunto de penalización (Lambda) mediante un grid que va desde 0 a 10 con 50 niveles distintos. Después se lleva a cabo una validación cruzada partiendo los datos en 5 conjuntos de los datos de entrenamiento. Se evalúa el rendimiento del modelo y se escoge el lambda

que minimiza el Error Absoluto Medio (MAE), después se realizan las predicciones en los datos de prueba.

Por otra parte, también se planteó usar la regularización Lasso para forzar a que los coeficientes de los predictores tiendan a cero, consiguiendo excluir los predictores menos relevantes. Por lo tanto, se plantean los siguientes modelos:

$$\begin{aligned} Price_i = {} & \beta_0 + \beta_1 Year_i + \beta_2 SurfaceTotal_i + \beta_3 Bedrooms_i + \beta_4 Bathrooms_i \\ & + \beta_5 PropertyType + \beta_6 Parqueadero_i + \beta_7 PentHouse_i + \beta_8 DistanciaBus_i \\ & + \beta_9 CicloviaNear_i + \beta_{10} DistanciaParque_i + \beta_{11} DistanciaCC_i \\ & + \beta_{12} Bedrooms_i \times Bathrooms_i + \beta_{13} CicloviaNear_i \times DistanciaBus_i + \epsilon_i \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Price_i = {} & \beta_0 + \beta_1 Year_i + \beta_2 SurfaceTotal_i + \beta_3 Bedrooms_i + \beta_4 Bathrooms_i \\ & + \beta_5 PropertyType + \beta_6 Parqueadero_i + \beta_7 Estrato_i + \beta_8 DistanciaBus_i \\ & + \beta_9 CicloviaNear_i + \beta_{10} DistanciaParque_i + \beta_{11} DistanciaCC_i \\ & + \beta_{12} PropertyType_i \times Parqueadero_i + \beta_{13} Estrato_i \times SurfaceTotal_i + \epsilon_i \end{aligned}$$

La introducción de interacciones entre variables, como el estrato, la superficie total, el tipo de propiedad y la presencia de parqueadero, junto con la inclusión de la variable de estrato en el modelo de regresión, enriquece la capacidad del modelo para capturar relaciones más complejas que influyen en el precio de una propiedad. Por ejemplo, al considerar cómo el estrato y la superficie total interactúan, se puede discernir cómo el valor de una propiedad puede variar en función del tamaño y del nivel socioeconómico de la zona. Asimismo, al evaluar la relación entre el tipo de propiedad y la disponibilidad de parqueadero, se logra una comprensión más precisa de cómo estos factores impactan en el precio. La inclusión del estrato como variable independiente ofrece un análisis más completo, al reflejar cómo el contexto socioeconómico local contribuye al valor de la propiedad. Estas consideraciones refinan el modelo y facilitan predicciones más precisas al tener en cuenta interacciones y el entorno socioeconómico específico.

Para realizar la estimación de estos modelos se define un conjunto de valores de penalización para sintonizar el hiperparámetro de regularización del modelo. Luego, se realiza una búsqueda exhaustiva de hiperparámetros mediante validación cruzada en 5 pliegues, utilizando el Error Cuadrático Medio (RMSE) como métrica de evaluación. Se selecciona el valor de penalización que minimiza el RMSE, lo que indica la configuración óptima del modelo. A continuación, se ajusta el modelo Lasso con los datos de entrenamiento y se utilizan los coeficientes estimados para realizar predicciones en el conjunto de prueba.

Con el propósito de superar las limitaciones individuales de Ridge y Lasso, se considera la utilización de Elastic Net, que combina las penalizaciones de ambos métodos. La idea es encontrar un punto intermedio entre la capacidad de Lasso para seleccionar un conjunto de características y anular los coeficientes de otras, y la capacidad de Ridge de mantener coeficientes, aunque reducidos. Es decir, Elastic Net busca un equilibrio entre estos enfoques mediante dos hiperparámetros: uno para la penalización L1 (Lasso) y otro para la penalización L2 (Ridge). Por lo tanto, se plantea el siguiente modelo:

$$\begin{aligned} Price_i = {} & \beta_0 + \beta_1 Year_i + \beta_2 SurfaceTotal_i + \beta_3 Bedrooms_i + \beta_4 Bathrooms_i \\ & + \beta_5 PropertyType + \beta_6 Parqueadero_i + \beta_7 PentHouse_i + \beta_8 DistanciaBus_i \\ & + \beta_9 CicloviaNear_i + \beta_{10} DistanciaParque_i + \beta_{11} DistanciaCC_i + \beta_{12} Estrato_i \\ & + \beta_{13} Bedrooms_i \times Bathrooms_i + \beta_{14} SurfaceTotal_i \times Bedrooms_i \\ & + \beta_{15} Estrato_i \times SurfaceTotal_i + \epsilon_i \end{aligned}$$

De igual forma se realiza la búsqueda de los hiperparámetros a través de la implementación de validación cruzada y los resultados de este proceso determinan los valores ideales de penalización para las componentes L1 y L2, los cuales resultan en la minimización del Error Absoluto Medio (MAE) en la validación cruzada. Después de este proceso se procede a realizar las predicciones en el conjunto de prueba.

4.2 Árboles y bosques:

En adición a estas metodologías, se optó por utilizar un árbol de decisión. Esto con el objetivo de obtener mayor flexibilidad en cuánto a las relaciones no lineales que pudiese haber dentro del modelo. Por ejemplo, se pensó que podría haber un comportamiento de rendimientos marginales sobre la superficie total, la cantidad de baños o la cantidad de habitaciones. Además, los árboles son útiles para capturar interacciones sin necesidad de especificarlos directamente. Sin embargo, al observar la medida de capacidad predictiva del modelo se encontró que esta metodología poseía una menor capacidad predictiva para los datos utilizados que las metodologías especificadas anteriormente.

$$\begin{aligned} Price_i = {} & \beta_0 + \beta_1 Year_i + \beta_2 SurfaceTotal_i + \beta_3 Bedrooms_i + \beta_4 Bathrooms_i \\ & + \beta_5 PropertyType + \beta_6 Parqueadero_i + \beta_7 PentHouse_i + \beta_8 DistanciaBus_i \\ & + \beta_9 CicloviaNear_i + \beta_{10} DistanciaParque_i + \beta_{11} DistanciaCC_i + \epsilon_i \end{aligned}$$

Por esta razón, se empezaron a incorporar bosques aleatorios con el fin de mejorar la capacidad predictiva del modelo. Para estos, se utilizó la selección de variables dada por la metodología de Lasso. Los resultados de estos bosques fueron sumamente superiores a las metodologías anteriormente expuestas, puesto que los bosques aleatorios poseen la ventaja de ser útiles a la hora de reducir el sobreajuste que pueden tener los árboles de decisión. En adición a esto, los árboles poseen la ventaja de manejar automáticamente la relevancia de las variables, por lo que se pueden incluir tanto variables relevantes como irrelevantes y la metodología ajustará el peso adecuado para cada una. Finalmente, los bosques poseen la capacidad de capturar las relaciones lineales y no lineales, además de que pueden manejar apropiadamente los datos ruidosos y los valores atípicos.

$$\begin{aligned} Price_i = {} & \beta_0 + \beta_1 Year_i + \beta_2 SurfaceTotal_i + \beta_3 Bedrooms_i + \beta_4 Bathrooms_i \\ & + \beta_5 PropertyType + \beta_6 Parqueadero_i + \beta_7 PentHouse_i + \beta_8 DistanciaBus_i \\ & + \beta_9 CicloviaNear_i + \beta_{10} DistanciaParque_i + \beta_{11} DistanciaCC_i + \beta_{12} UPL_i \\ & + \beta_{13} Bedrooms_i \times Bathrooms_i + \beta_{14} SurfaceTotal_i \times Bedrooms_i \\ & + \beta_{15} DistanciaBus_i \times CicloviaNear_i + \epsilon_i \end{aligned}$$

Finalmente, en la Tabla 4 se presentan los resultados predichos empleando todos los modelos anteriormente propuestos. De los precios estimados, se evidencia que el valor más aproximado se obtiene producto de el uso de un *Bosque,* que es precisamente el que corresponde con un modelo que contiene la mayoría de las variables y sus interacciones.

5 Conclusiones y Recomendaciones

En el contexto del mercado inmobiliario en Bogotá, la predicción precisa del precio de las viviendas es fundamental para compradores, vendedores e inversores.

Dadas las complejidades de este mercado, que involucran factores socioeconómicos y características específicas de la propiedad, se ha recurrido a enfoques avanzados de aprendizaje automático para mejorar la precisión de las predicciones. En este estudio, se exploraron diversas metodologías, desde modelos de regularización como Ridge y Lasso hasta técnicas más complejas como Elastic Net y bosques aleatorios. Estas metodologías permitieron abordar la alta dimensionalidad y la complejidad de las relaciones entre variables, proporcionando resultados prometedores.

La inclusión de variables adicionales, como presencia de parqueadero, estrato y características específicas del vecindario, ayudó a capturar matices importantes que influyen en los precios de las viviendas. Además, la utilización de datos espaciales, como la proximidad a ciclovías, estaciones de Transmilenio y centros comerciales, mejoró la comprensión de la accesibilidad y la infraestructura cercana, factores cruciales para los compradores. Los modelos de bosques aleatorios se destacaron por su capacidad para manejar la complejidad del conjunto de datos, capturar relaciones no lineales y reducir el sobreajuste. La metodología de selección de variables basada en Lasso resultó útil para identificar las características más relevantes, mejorando así la eficiencia computacional y reduciendo el riesgo de overfitting.

En última instancia, el estudio subraya la importancia de integrar diversas fuentes de datos y emplear técnicas de modelado avanzadas para predecir con precisión los precios de las viviendas. Estas predicciones informadas pueden proporcionar una guía valiosa para compradores y vendedores en el mercado inmobiliario de Bogotá, mejorando la toma de decisiones y contribuyendo a un mercado más eficiente y transparente

6 Bibliografía

Bahia, I. (2013). A Data Mining Model by Using ANN for Predicting Real Estate Market: Comparative Study. *International Journal of Intelligence Science*, 162-169.

Grudnitski, G., Shilling, J., & Quang Do, A. (1995). A Neural Network Analysis of Mortgage Choice. *Intelligent Systems in Accouting, Finance and Management, 4*(2).

Hari Hara Kumar, G., & et al. . (2023). Estimating the Price of House Using Machine Learning. *Journal of Engineering Sciences, 14*(7).

Hromada, E. (2015). Mapping of Real Estate Prices using Data Mining Techniques. *Creative Construction Conference*, 233-240.

Jaen, R. (2002). Data Mining: An Empirical Application in Real Estate Valuation. *The Florida AI Research Society*.

Kaihla, P., Copeland, M., & et al. (2006). The New Rules of Real Estate. *Business 2.0 The New Rules of Real Estate Survival Tips for a Sluggish Market how to Buy how to Sell the 10 Best Places to Invest, 7*(10).

Kontrimas, V., & Verikas, A. (2011). The Mass Appraisal of the Real Estate by Computational Intelligence. *Applied Soft Computing Journal, 11*(1), 443-448.

Mu, J., Wu, F., & Zhang, A. (2014). Housing Value Forecasting Based on Machine Learning Methods. *Abstract and Applied Analysis*. doi:10.1155/2014/648047

Muralidharan, S., Phiri, K., & Sinha, S. (2018). Analysis and Predicton of Real Estate Prices: A Casa of the Boston Housing Market. *Issues in Information Systems, 19*(2), 109-118.

Zhang, D., & Zhou, L. (2004). Discovering golden nuggets: data mining in financial application. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 34*(4), 513-522.

7 Anexos

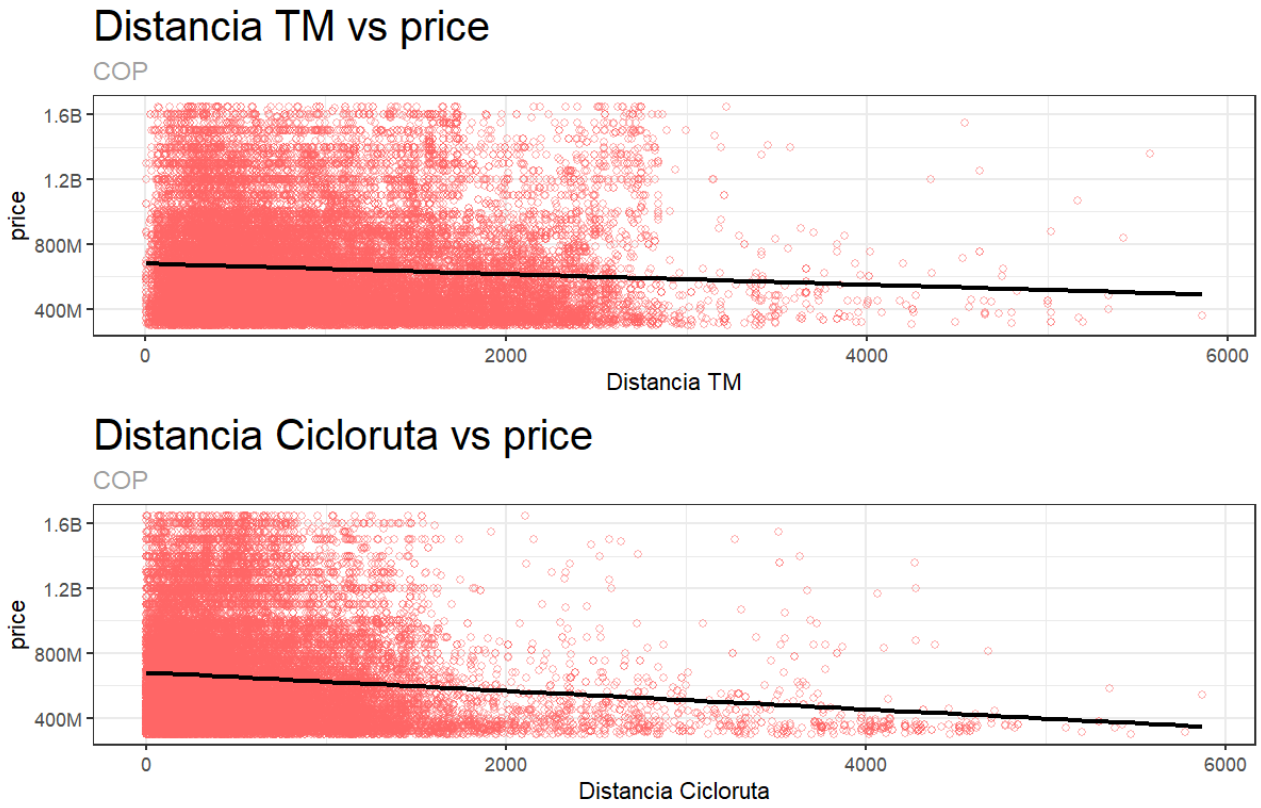
Tabla 1. Variables Originales de la base	
Variable	Descripción
property_id	ID de propiedad
city	Ciudad de la propiedad
price	Precio de la propiedad
month	Mes del anuncio
year	Año del anuncio
surface_total	Superficie de la propiedad
surface_covered	Superficie de la propiedad
rooms	Número de Habitaciones
bedrooms	Número de Alcobas
bathrooms	Número de Baños
property_type	Si es casa o apartamento
operation_type	Tipo de operación (Venta en este caso)
lat	Latitud
lon	Longitud
title	Título de la propiedad
description	Párrafo descriptivo de la propiedad

Tabla 2. Análisis de missing values	
Variables	Missing
property_id	0
city	0
price	0
month	0
year	0
surface_total	30,79
surface_covered	30,079
rooms	18,26
bedrooms	0
bathrooms	10,071
property_type	0
operation_type	0
lat	0
lon	0
title	22
description	9

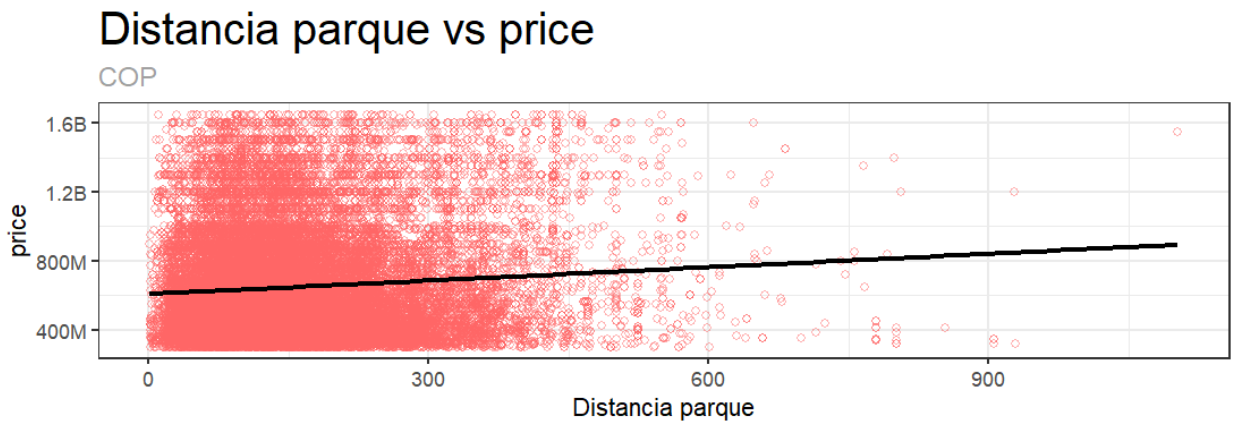
Tabla 3. Estadísticas descriptivas de las variables numéricas.					
Variable	N	Media	Desv.Estándar	Mínimo	Máximo
price	36,621	648,639,006.0	307,081,200.0	300,000,000	1,650,000,000
distancia_bus	36,621	948.7	681.1	3.6	5,856.8
distancia_parque	36,621	160.4	99.0	1.0	1,102.8
distancia_cc	36,621	658.0	382.2	0.6	4,004.8
distancia_police	36,621	1,012.4	507.6	2.4	2,236.9
surface_total	36,621	136.7	79.7	28.0	500.0

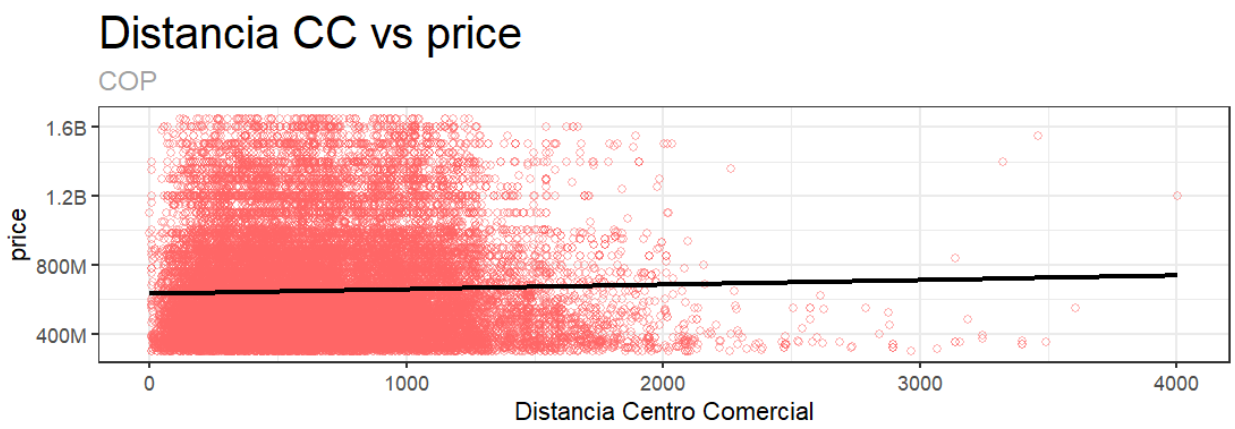
Tabla 4. Resultados predichos	
Modelo	MAE
Ridge 1	$ 307.245.804
Ridge 2	$ 299.731.073
Lasso 1	$ 281.857.046
Lasso 2	$ 283.165.000
Arbol	$ 303.274.595
Forest	$ 225.148.279

****Gráfica 1 - Distancias a Transmilenio y Ciclorutas:**** Esta gráfica revela una tendencia decreciente en los precios de las propiedades a medida que aumenta la distancia a las estaciones de Transmilenio y ciclorutas. Sin embargo, la disminución de valor se hace más pronunciada a partir de los 2 kilómetros. Esto sugiere que los compradores valoran en gran medida la conectividad y la facilidad de desplazamiento en la ciudad.



Gráfica 2 - Distancia a Parques y Centros Comerciales: En el caso de la distancia a los parques, se observa una relación ligeramente creciente, indicando que propiedades ubicadas más lejos de los parques tienden a tener un mayor valor. No obstante, esta relación puede estar relacionada con la seguridad, ya que en áreas menos seguras, la proximidad a parques podría afectar negativamente el precio. En cuanto a los centros comerciales, no se aprecia una relación clara.





Gráfica 3 - Distancia al CAI más cercano:** A medida que la distancia al Comando de Atención Inmediata (CAI) más cercano aumenta, los precios de las propiedades tienden a disminuir. Esto sugiere que la proximidad a un CAI es un activo importante para los compradores, ya que contribuye a una mayor sensación de seguridad.

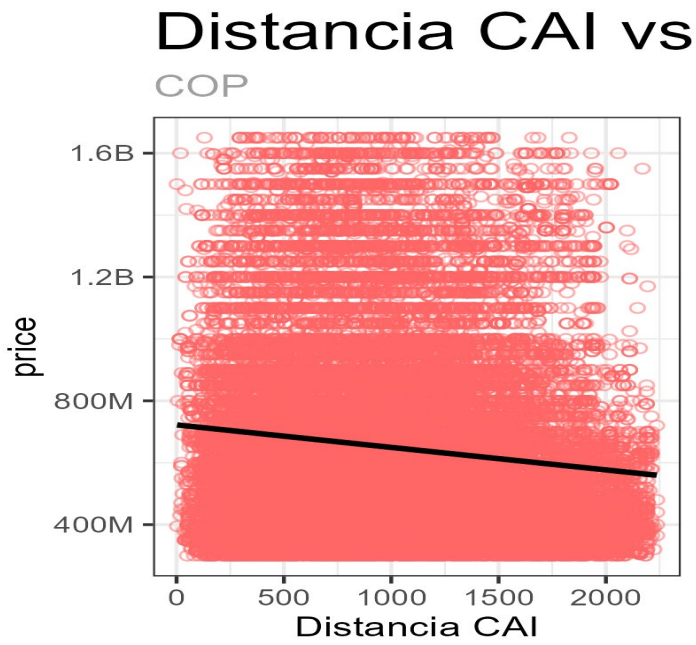
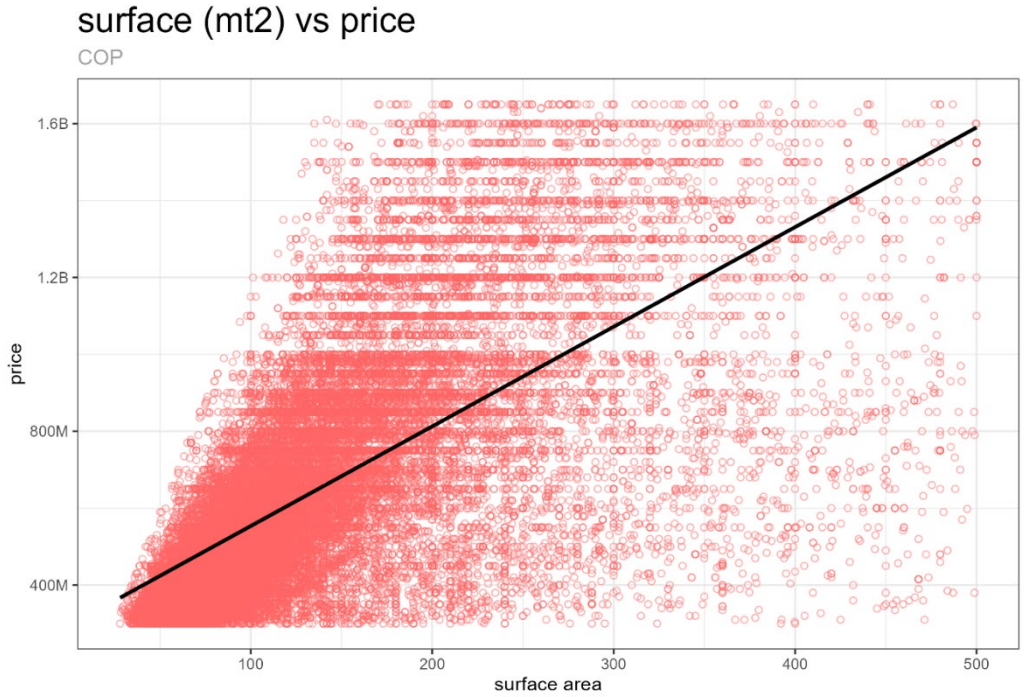


Gráfico 4 - Superficie de la Propiedad:** La gráfica resalta una relación sólidamente creciente entre la superficie de la propiedad y el precio. En términos generales, las propiedades más grandes tienen precios más elevados.



Gráfica 5 - Número de Baños:** Se observa un aumento en el precio a medida que se incrementa el número de baños. Esto se alinea con la tendencia en Bogotá, donde propiedades lujosas suelen ofrecer baños privados para cada habitación.

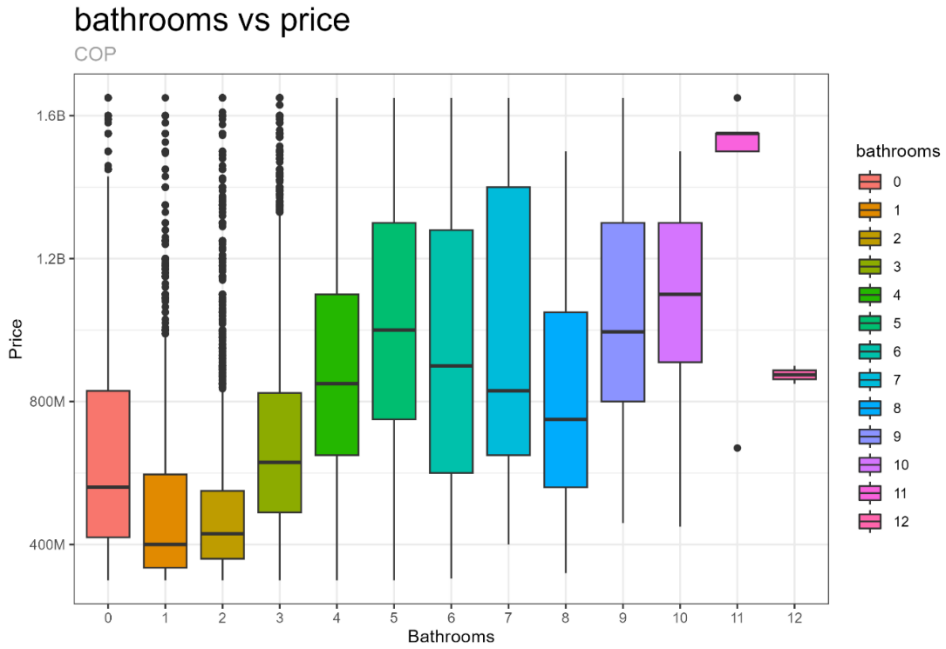


Gráfico 6 - Número de Cuartos: A diferencia de los baños, el número de cuartos no muestra una relación clara y creciente con el precio. Esto podría deberse a que, en cierto punto, agregar más habitaciones podría resultar en cuartos más pequeños y menos cómodos.

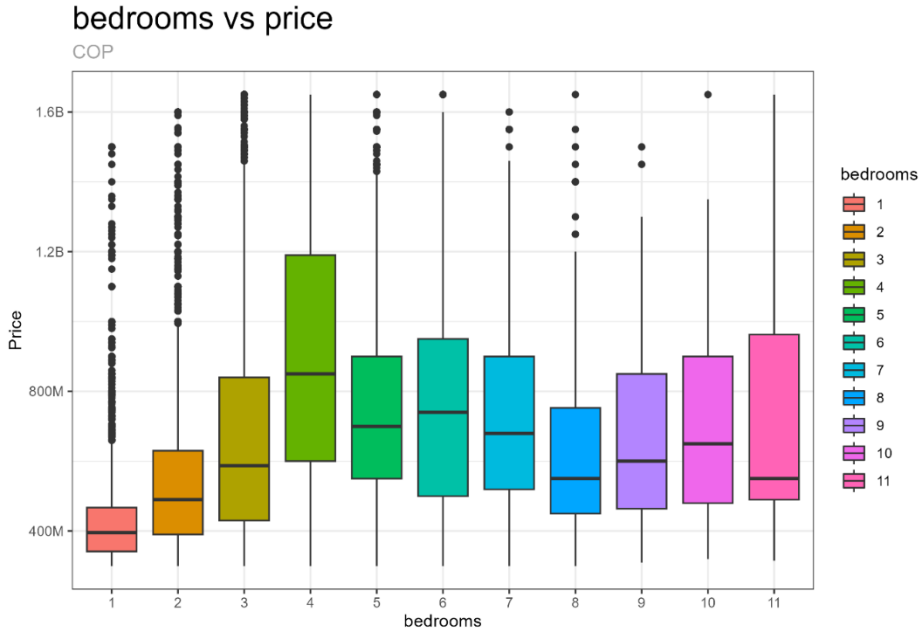
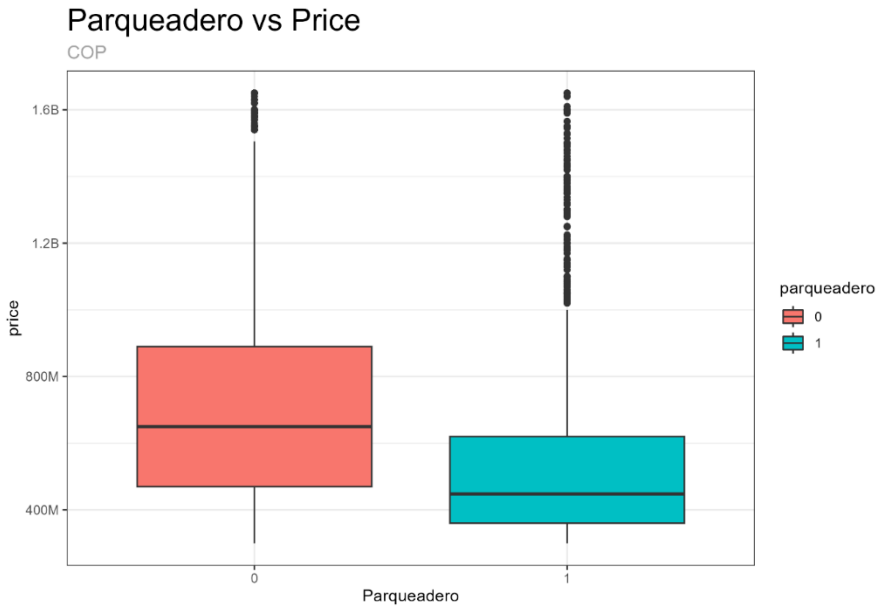
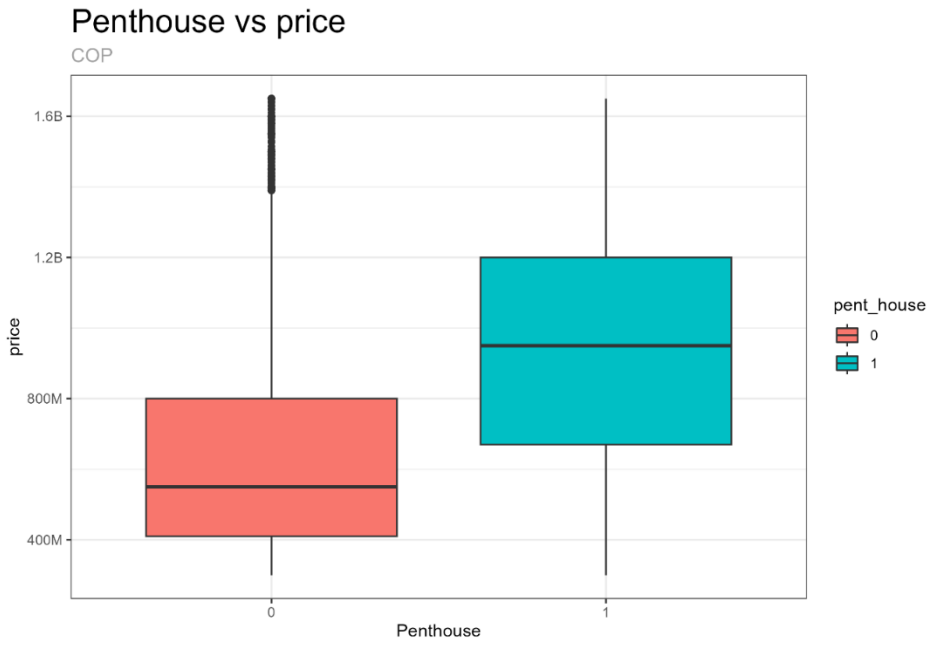


Gráfico 7 - Parqueadero:** La presencia de un parqueadero no parece influir significativamente en el valor de una propiedad. Esto sugiere que la cantidad de parqueaderos es un factor relevante en lugar de la simple existencia de uno.



Gráfica 8 - Comparación entre Casas y Apartamentos: Las casas tienden a tener precios más elevados que los apartamentos, lo que puede deberse a diferencias en tamaño, ubicación y características.

Gráfica 9 - Penthouse:** Los penthouses claramente poseen un premium sobre otras propiedades, lo que indica que se valora la exclusividad y las características especiales que ofrecen.



Mapa 1 - Conectividad de Transmilenio y Ciclorutas: Este mapa ilustra la intersección de las rutas de Transmilenio y las ciclovías en avenidas principales. Es importante destacar que, aunque las ciclovías tienen una mayor cobertura, no reemplazan a Transmilenio, sino que son complementos, y reflejan las opciones de movilidad de las personas según la proximidad de sus propiedades a estas infraestructuras. La mayoría sigue de todos modos concentrada en el oriente y norte de la ciudad.