Universidad de los Andes
Maestría Economía Aplicada: *Big Data and Machine Learning for Applied Economics*
Grupo: Laura Natalia Capacho, Sebastián David Beltrán y Yurani Gonzalez[i]
GitHub URL: https://github.com/sbeltro/G10_PS3

Problem Set 3: Making Money with ML?

1. Introducción:

La estimación del precio de una vivienda es una tarea retadora pues es un bien cuyo valor se determina por un conjunto heterogéneo de factores. En este trabajo, se hicieron diversas aproximaciones para encontrar el mejor ajuste y además la mejor inversión. El modelo seleccionado fue el de *XGBoost*, que genera múltiples modelos de predicción "débiles", árboles de decisión individuales, secuencialmente, y va generando un modelo más robusto y con mejor poder predictivo. De acuerdo con Espinosa (2020), las ventajas que tiene utilizar este método son que pueden ser aplicados en grandes bases de datos, sus resultados tienden a ser precisos y es veloz al momento de ejecutarlo. No obstante, se recomienda tener previamente analizadas las variables a utilizar, se debe ajustar de manera correcta los parámetros y solo trabaja con vectores numéricos.

2. Datos

Se utilizaron 2 bases de datos de Properati[ii], de estas seleccionamos 3 variables: habitaciones, baños y superficie (para *missings* se imputaron valores de información extraída de descripción y título, y la media en las manzanas correspondientes). Por otro lado, adicionamos 2 variables provenientes del título y la descripción: parqueadero y terraza/patio; y 2 variables de *Open Street Maps*: universidad y centro comercial (Anexo 1 para detalles).

En la tabla 1 se presentan las estadísticas descriptivas de la base *train*, y las gráficas 1 y 2, corresponden al mapa de las viviendas, centros comerciales y universidades en dicha muestra, en Bogotá D.C (Bog) y Medellín (Med), respectivamente. Contamos con una muestra de 107,567 viviendas, 86,211 en Bog, y 21,356 en Med. En particular, podemos ver que el precio promedio de las viviendas es superior en Bog (aprox. COP760 mn, frente al COP400 mn en Med), destacamos que la desviación estándar es alta, lo cual es comprensible si tenemos en cuenta que la muestra de propiedades es bastante heterogénea, desde pequeñas casas, hasta grandes edificios. En términos de la superficie o área total de la vivienda, en Bog el promedio es de 146 metros cuadrados (mts^2), y en Med de 123 mts^2.

Resaltamos que en ambas ciudades se tiene un promedio de 2 baños y 3 habitaciones por vivienda. En Bog el 67% de viviendas cuenta con parqueadero y el 53% con terraza o patio, frente al 62% y 63% en Med, respectivamente. Por último, la distancia a la universidad más cercana es similar en ambas ciudades, aproximadamente 1,000 mts, mientras la distancia al centro comercial más cercano es mayor en Med (aprox. 870 mts, frente a 670 mts en Bog).

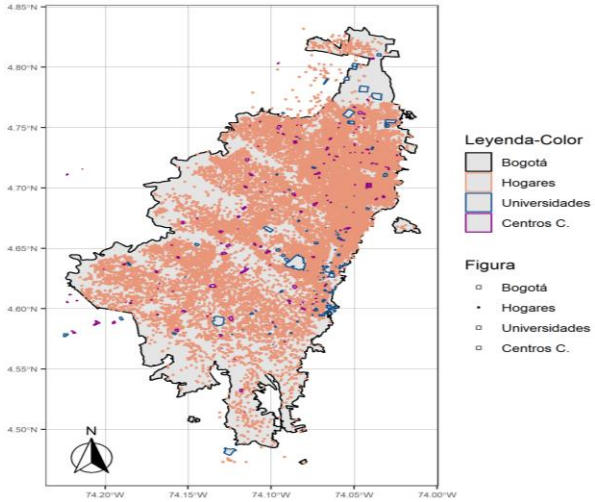
Tabla 1. Estadísticas descriptivas (base *train)* *

	Ciudad		
Variables	**Bogotá D.C.**	**Medellín**	**p-valor ****
precio	764,283,984 (713601204)	405,774,604 (392863012)	<0.001
baños	2.68 (1.19)	2.24 (1.00)	<0.001
habitaciones	3.08 (1.45)	3.08 (1.08)	0.002
superficie	146.68 (201.07)	123.50 (213.46)	<0.001
universidad	1,033.15 (821.50)	1,140.34 (1079.50)	<0.001
centroComercial	677.90 (751.93)	873.81 (655.37)	<0.001
parqueadero (=1)	57,465 (66.7)	13,209 (61.9)	<0.001
terrazaPatio (=1)	45,744 (53.1)	13,396 (62.7)	<0.001
N	86,211	20,356	

* El dato corresponde al promedio y el valor entre paréntesis a la desviación estándar. Para las variables dummies de parqueadero y terrazaPatio, el dato corresponde al número de viviendas que cumplen con dicha característica, y el valor entre paréntesis indica la proporción sobre el total.
** El p-valor corresponde a una prueba de diferencia de medias entre los dos grupos

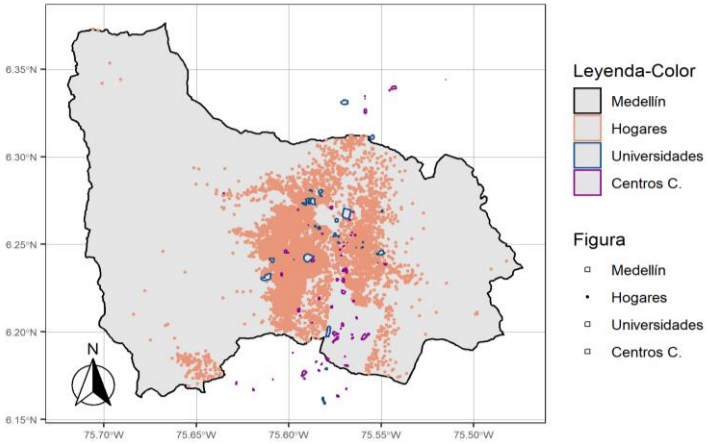
Fuente: Properati, cálculos propios.

Gráfica 1. Mapa Bogotá (*train)*



Fuente: Construcción propia.

Gráfica 2. Mapa Medellín (*train)*



Fuente: Construcción propia.

En la tabla 2 se caracterizan las viviendas a las cuales buscamos predecir su precio (*test),* y las gráficas 3 y 4, corresponden al mapa de las viviendas, centros comerciales y universidades en dicha muestra. La muestra se compone de 11,150 viviendas, 793 en la localidad de Chapinero, en Bog, y 10,357 en la comuna El Poblado, en Med. En cuanto a la superficie, en Chapinero el promedio es de 94 mts^2, y en El Poblado, de 187 mts^2. Las viviendas cuentan con un promedio de 3 baños y 3 habitaciones en El Poblado, superior al promedio de Chapinero. En cuanto a tenencia de parqueadero y terraza, El Poblado cuenta con una mayor proporción de propiedad con dichas características (68% y 64%, respectivamente). La distancia promedio a la universidad más cercana es inferior en Chapinero (aprox. 200 mts), y a un centro comercial es menor en El Poblado (aprox. 370 mts).

Tabla 2. Estadísticas descriptivas (base *test)* *

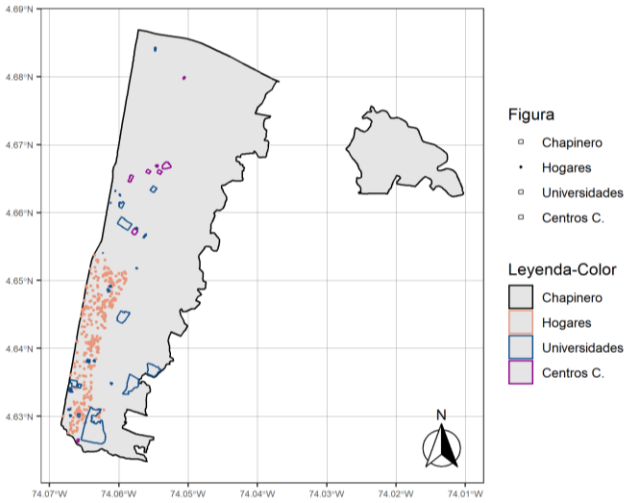
	Ciudad		
Variables	**Bogotá D.C.**	**Medellín**	**p-valor ****
baños	1.90 (0.90)	3.14 (1.14)	<0.001
habitaciones	1.91 (1.27)	3.02 (0.91)	<0.001
superficie	94.64 (97.66)	187.59 (228.67)	<0.001
universidad	207.54 (135.58)	1663.02 (713.38)	<0.001
centroComercial	1036.54 (437.75)	373.83 (252.46)	<0.001
parqueadero (=1)	490 (61.8)	7088 (68.4)	<0.001
terrazaPatio (=1)	422 (53.2)	6684 (64.5)	<0.001

N	793	10,357

* El dato corresponde al promedio y el valor entre paréntesis a la desviación estándar. Para las variables dummies de parqueadero y terrazaPatio, el dato corresponde al número de viviendas que cumplen con dicha característica, y el valor entre paréntesis indica la proporción sobre el total.
** El p-valor corresponde a una prueba de diferencia de medias entre los dos grupos

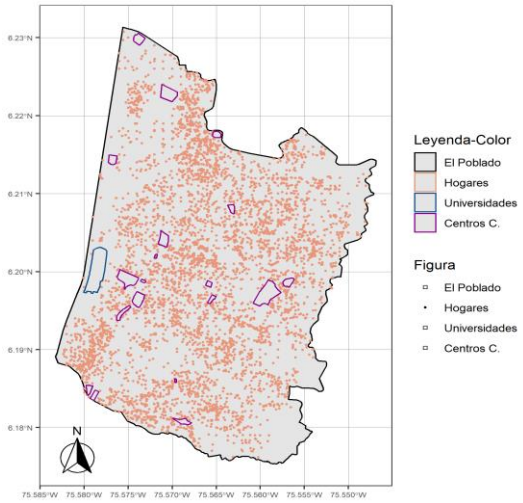
Fuente: Properati, cálculos propios.

Gráfica 3. Mapa Chapinero, Bogotá (*test)*



Fuente: Construcción propia.

Gráfica 4. Mapa El poblado, Medellín (*test)*



Fuente: Construcción propia.

3. Modelo y resultados

Se busca hacer una aproximación de un modelo predictivo del precio de una vivienda, para lo cual utilizamos 6 diferentes estimaciones. En concreto, exploramos un modelo de regresión lineal con validación cruzada en 5 conjuntos; 2 métodos de selección de modelos: *Best Subset Selection* (*BSuS)* y *Backward Stepwise Selection (BSwS)*[iii]; un modelo usando el

método de regularización *Elastic Net*[iv] con validación cruzada en 5 conjuntos; un modelo de *Extreme Gradient Boosting* (*XGBoost*)[v]; una estimación con *Random Forest*[vi].

3.1 Variables

Las variables que incluimos para entrenar el modelo seleccionado fueron aquellas descritas previamente, ya que luego de hacer las estimaciones, el modelo más robusto y que presenta el mejor ajuste es aquel que incluye todas las variables. Consideramos que incorporar todos los predictores es importante puesto que sabemos que el precio de una vivienda depende de diversos factores. Depende de características propias de la propiedad, por lo que incluimos número de habitaciones y baños, área total, y tenencia de terraza-parqueadero. Adicionalmente, incorporamos una variable de tipo de vivienda, que diferencia si corresponde a casa o apartamento (en este sentido varía la valoración de un inmueble).

De otro lado, el precio depende características del entorno, como la zona donde se encuentra ubicada la vivienda, y por esto se incluye una variable que identifica si la ciudad es Bogotá o Medellín, así como de la cercanía a universidades, ya que en ciudades principales es donde se encuentran las mejores universidades del país, y, por ende, es el destino de una cantidad importante de estudiantes y docentes. Igualmente, se incorpora la cercanía a centros comerciales, ya que estas zonas, por su importancia para dinamizar el comercio y el consumo pueden estar en mejores condiciones, y tener un mayor potencial de valorización.

3.2 Descripción del modelo

El modelo seleccionado corresponde a una estimación con *Extreme Gradient Boosting* (*XGBoost)*, donde la variable dependiente es el precio de la vivienda en logaritmo, y las variables independientes son el número de habitaciones, número de baños, superficie, universidad, centro comercial, parqueadero, terraza, la variable dummy de ciudad y de tipo de propiedad. La estimación utilizó validación cruzada en 5 conjuntos y se entrenó con la base *train*, con 107,567 observaciones (86,211 localizados en Bogotá y 21,356 en Medellín). En cuanto a los hiperparámetros utilizados, se definieron: de 100 a 150 iteraciones (**nrounds**), con una profundidad máxima de los árboles de 4, 6 y 8 (**max_depth**); un parámetro de regularización eta de 0.01, 0.3 y 0.5 (**eta**), una mínima reducción de la pérdida para hacer una partición adicional en un nodo del árbol de entre 0 y 1 (**gamma**).

3.3 Medida de evaluación

Para seleccionar el modelo utilizamos dos medidas de evaluación, por un lado, el **indicador precio promedio por vivienda (precioXpropiedad)**. La medición fue construida calculando para cada modelo el dinero total invertido si se compran las propiedades al precio estimado por cada modelo, considerando que únicamente se realiza la transacción si el precio estimado no subestima el precio real en más de COP40 mn, posteriormente, se encontró el número de propiedades compradas y se calculó la razón $precioXpropiedad = dineroGastado/propiedadesCompradas$. Desde este enfoque, encontramos que el modelo que permite minimizar el indicador, es decir, adquirir el mayor número de viviendas por el menor precio, corresponde al modelo de *XGBoost* (M. 5) (Tabla 3).

Tabla 3. Indicador precio por vivienda

Modelo	Dinero gastado	Propiedades compradas	Precio por propiedad
M. 1	3.969646E+13	64,169	618,623,576
M. 2	3.873203E+13	62,652	618,208,986
M. 3	3.883675E+13	62,968	616,769,677
M. 4	3.945605E+13	64,160	614,963,435
M. 5	4.026321E+13	70,554	570,672,181
M. 6	4.672875E+13	79,618	586,911,855

** M.1 es la estimación con regresión lineal y validación cruzada, M.2 con Best Subset Selection, M.3 con Backward Stepwise Selection, M.4 con Elastic Net y validación cruzada, M.5 con XGBoost, M.6 con Random Forest.*

Fuente: Cálculos propios.

De otro lado, se calculó el error cuadrático medio de cada modelo (Tabla 4), y se encontró, a diferencia de la comparación previa, que el modelo que reporta el mejor ajuste es el modelo de *XGBoost*, pues reporta el menor error cuadrático medio. En la Gráfica 5 se observa que 4 modelos estimados tienen un error de ajuste significativamente más alto (regresión lineal, *BSwS, BSuS* y *Elastic Net)*, y dentro de las demás estimaciones, el modelo (M. 5) es el mejor.

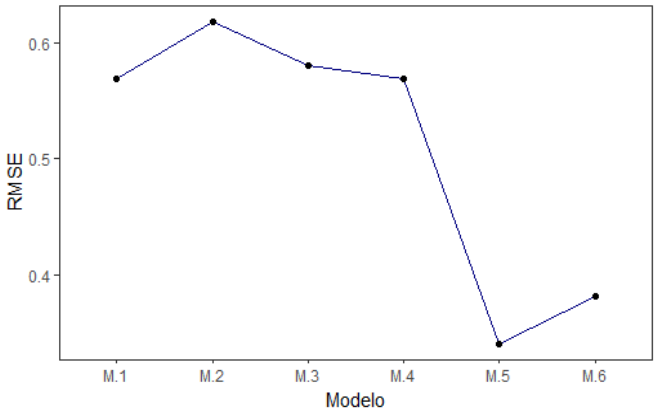
Tabla 4. Error cuadrático medio

Modelo	*MSE*
(1)	0,56
(2)	0,61
(3)	0,57
(4)	0,56
(5)	0,34
(6)	0,38

** M.1 es la estimación con regresión lineal y validación cruzada, M.2 con Best Subset Selection, M.3 con Backward Stepwise Selection, M.4 con Elastic Net y validación cruzada, M.5 con XGBoost, M.6 con Random Forest.*

Fuente: Cálculos propios.

Gráfica 5. Error cuadrático medio*



** M.1 es la estimación con regresión lineal y validación cruzada, M.2 con Best Subset Selection, M.3 con Backward Stepwise Selection, M.4 con Elastic Net y validación cruzada, M.5 con XGBoost, M.6 con Random Forest.*

Fuente: Construcción propia.

4. Conclusiones y recomendaciones

La estimación del precio de una vivienda es una tarea retadora, pues es un bien cuyo valor se determina por un conjunto de factores de diferente naturaleza (características propias de la vivienda, servicios que incluye, zona en la que se encuentra, facilidades o amenidades a las que se tiene acceso sin mayor dificultar, etc.). En este documento se hicieron diversas aproximaciones para encontrar el modelo que mejor ajusta los precios y constituye la mejor inversión, al permitir comprar mayor cantidad de propiedades al menor precio. Encontramos en el modelo seleccionado (*XGBoost)* que, en primer lugar, características de la propiedad como: el número de habitaciones y de baños, la superficie total de la vivienda, la tenencia de parqueadero y terraza, patio o garaje, son buenos predictores de su precio. En segundo lugar, las amenidades a las que se tiene acceso de forma rápida, como: cercanía a una universidad o a centro comercial, influyen de manera significativa en su precio.

Adicionalmente, encontramos que, por un lado, considerar la ciudad en la que se encuentra la propiedad es primordial, debido a que los precios de las viviendas difieren de forma significativa en dos ciudades tan diferentes en cultura, disposición geográfica, clima, infraestructura, etc., como Bogotá D.C. y Medellín. Por otro lado, tener en cuenta el tipo de vivienda, si es casa o apartamento, también es necesario, porque se valoran diferente las características y facilidades de la propiedad, teniendo en cuenta su tipo.

Reconocemos que para lograr una aproximación más exacta del precio de una vivienda podrían hacerse una estimación diferenciada para cada ciudad, donde para cada modelo incorpore las variables relevantes en cada caso. Asimismo, se podría hacer una estimación diferenciada por ciudad y tipo de vivienda, que permitiría una mayor precisión en el ajuste, pues se deja de lado la generalización de “vivienda” y se analiza con mayor detalle el precio en un contexto delimitado.

Anexos

Anexo 1: variables de interés

En el ejercicio de estimación del precio de la vivienda, identificamos dentro de la base disponible, tres variables que consideramos importantes para determinar el precio de una propiedad. En concreto: **habitaciones –** *habitaciones,* que corresponde al número de habitaciones que tiene la vivienda, **baños –** *baños*, que indica la cantidad de baños que posee la propiedad, y **superficie** – *superficie,* que determina el área o superficie total de la vivienda, medida en metros cuadrados (mts^2).

Resaltamos que las variables baños y superficie contenían valores faltantes (*missings)*, que imputamos de la siguiente manera: en primer lugar, se extrajo la mayor cantidad de información a partir de la descripción de la vivienda y el título, disponibles en la base, y se asignaron dichos valores a los *missings*. A continuación, para los valores faltantes que aún seguían existiendo (porque no se logró extraer información), se asignó la información promedio para las viviendas en la misma manzana (definiendo las manzanas a partir de los metadatos en el Marco Geoestadístico Nacional [MGN] de Bogotá D.C. y Medellín del Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE, 2017)). Finalmente, para los *missings* que persistieron, se imputo la media de la variable correspondiente.

De otro lado, adicionamos dos variables extra provenientes del título y la descripción de la propiedad, dispuestos en la base de datos. En primer lugar, construimos la variable **parqueadero** – *parqueadero*, una variable *dummy* que toma el valor de 1 si la vivienda cuenta con parqueadero, garaje o zona de parqueo. En segundo lugar, creamos la variable **terraza o patio** – *terrazaPatio*, una variable *dummy* que indica si la vivienda posee terraza, balcón, patio o jardín (=1). En las dos variables, para aquellas propiedades que no fue posible extraer dicha información, se asignó el valor de 0, que indica que no cuenta con estos espacios.

Finalmente, agregamos dos variables adicionales provenientes de una fuente externa, *Open Street Maps (OSM)*. En concreto, construimos la variable **distancia a la universidad más cercana** – *universidad*, que indica la distancia de la vivienda a la universidad más cercana, medida en metros (mts). De igual forma, se construyó la variable **distancia al centro comercial más cercano** – *centroComercial*, que determina la distancia de la propiedad al centro comercial más cercano (mts). Para la construcción de estas variables se ubicaron dentro de los polígonos de Bogotá y Medellín (para la base de *train*) y de los polígonos de Chapinero y El Poblado (para la base de *test),* todas las universidades y centro comerciales, respectivamente, posteriormente se calculó la distancia de cada vivienda a cada una de las universidades y centros comerciales, y se seleccionó la distancia mínima en cada caso.

Bibliografía

Departamento Administrativo Nacional de Estadística [DANE]. (2017). *Marco Geoestadístico Nacional (MGN).* Geoportal DANE.

Espinosa, J. (2020). *Aplicación de algoritmos Random Forest y XGBoost* en una base de solicitudes de tarjetas de crédito. Ingeniería, investigación y Tecnología, 21(3).

Notas

[i] Los códigos de los estudiantes del grupo son 202121025, 202121021 y 201212100, respectivamente.
[ii] https://www.properati.com.co
[iii] *Best Subset Selection* combina los predictores disponibles y *Backward Stepwise Selection* (introduce todas las variables en la ecuación y excluye secuencialmente una tras otra)
[iv] Este método es una combinación de las penalizaciones que imponen sobre los coeficientes *lasso* y *ridge*, dos métodos de regularización, este modelo fuerza a que los coeficientes del modelo tiendan a cero, minimizado el riesgo de sobreajuste (overfitting), reduciendo la varianza, mitigando el efecto de correlaciones entre predictores y mejorando la estimación.
[v] Es un método de estimación supervisado de *Machine Learning* que utiliza el principio de *boosting*, es decir, genera múltiples modelos de predicción "débiles", árboles de decisión individuales, secuencialmente, y va generando un modelo más robusto y con mejor poder predictivo.
[vi] Una técnica de aprendizaje supervisado que genera múltiples árboles de decisión sobre un conjunto de datos de entrenamiento, y luego combina los resultados para obtener un modelo más robusto. Vale la pena resaltar que en este modelo los árboles crecen hasta su máxima extensión, mientras que en *XGBoost* esta es limitada.