CURSO: DATA SCIENCE
COMISIÓN: 22740

PROYECTO FINAL: AMES HOUSING DATA

PREDICCIÓN DE PRECIOS DE VIVIENDAS EN LA CIUDAD DE AMES, EEUU.

Profesor: Luca Cittá Giordano
Tutor: Juan Felipe Gonzalez Sanmiguel

Equipo 2.1:
Los Borbotones

José Nardulli
Germán Daniel Hilgert
Iván González Seguezzo

Tabla de contenidos

Parte 1 - Introducción

Introducción al tema

En este trabajo, se desarrolla un análisis sobre los datos correspondientes a las viviendas pertenecientes a la ciudad de Ames situada en el condado de Story del estado de Iowa en Estados Unidos. Su población es de 66.427 habitantes según el censo de 2020 y tiene una longitud de 55,90 kilómetros cuadrados.

El "Dataset" contiene información acerca de características muy variadas sobre viviendas y donde cada una fue valuada a un determinado precio. Se entiende que las diversas cualidades como las dimensiones de terreno, la cantidad de habitaciones o la ubicación de cada casa influyen en el proceso de valuación. Teniendo esta premisa en claro, este trabajo tendrá como finalidad entender cómo se comportan las distintas variables y en qué medida influyen en el precio de venta final..

La información extraída puede ser de gran utilidad para agencias inmobiliarias y para potenciales compradores de viviendas en la zona bajo análisis.

Problemática

Inmobiliaria de primera línea requiere la creación de nuevas campañas publicitarias con el fin de aumentar ventas, para esto solicita al equipo de Data Science una solución para obtener palabras clave y atributos de una vivienda que puedan ser determinantes en la atención del cliente, y sucesiva compra del inmueble.

Para esto se provee la base de datos de la compañía donde se lista el historial de los últimos años.

Objetivos de la investigación

Objetivo principal

- ➔ Realizar un estudio complejo acerca de las distintas variables que podrían afectar o modificar el precio de una viviendo proyectar las relaciones entre las mismas y realizar modelos de ML con posibilidad de análisis predictivo

Objetivos secundarios

- ➔ Limpiar y transformar el dataset elegido para poder manipular la información de forma eficiente.
- ➔ Extraer *insights* que permitan un mejor entendimiento de la determinación de los precios de los inmuebles.
- ➔ Encontrar las correlaciones más importantes entre variables, ya sean directas o inversas.
- ➔ Determinar qué variables categóricas pueden diferenciar distintos rangos de precio.
- ➔ Implementar algoritmos de Machine Learning que permitan determinar el precio de venta de una vivienda a partir de sus características.

Parte 2 - Adquisición y limpieza de datos

Adquisición de datos (Data Adquisition)

Fuente del dataset

Realizamos una investigación por diferentes páginas afines a la ciencia de datos realizando una primera selección de datasets con características necesarias para realizar el trabajo de este curso. En esta instancia cada integrante tuvo vía libre a su imaginación.

Fundamentos de la elección

De todos los encontrados realizamos una segunda selección teniendo en cuenta diferentes parámetros como:

- ➔ Tema a tratar: Debe ser interesante para los 3 integrantes del grupo.
- ➔ Objetivo y resultados: El Dataset debe permitir realizar un análisis completo.
- ➔ Datos suficientes: El dataset debe contener muchos atributos y registros para facilitar el aprendizaje de nuestros algoritmos de Machine Learning.
- ➔ Originalidad: El tema a tratar debe ser original en la comisión.
- ➔ Calidad: El trabajo finalizado debe ser de calidad. Para poder formar parte de nuestro Portfolio.

Nos decidimos a trabajar sobre el tema venta y comparación de viviendas. El dataset cuenta con 2930 registros y 80 atributos. Cada registro corresponde a un inmueble. Los atributos corresponden a diferentes características de la vivienda. A continuación se comparte el link de la publicación:

https://www.kaggle.com/prevek18/ames-housing-dataset

Limpieza de datos (Data Wrangling)

Para el considerar un Data Wrangling completo se tiene en cuenta realizar verificar los datos fuera de rango (outliers), los datos faltantes (missing data) y los errores categoriales (categorical data).

Características generales del dataset

- ➔ 2930 registros de viviendas.
- ➔ 80 columnas con atributos de cada vivienda. 1 columna adicional PID con número de identificación único de vivienda.

- Tipos de dato:
  - 43 del tipo Object.
  - 11 del tipo Float.
  - 26 del tipo Int64.
- Valores nulos:
  - 53 columnas con datos completos (2930 not null).
  - 21 columnas con datos completos <95% (2771 a 2929 not null).
  - 1 columna con la mitad de datos faltantes (1508 not null).
  - 4 columnas con muchos datos null. Porcentaje de datos faltantes 80% (13 a 572 not null).

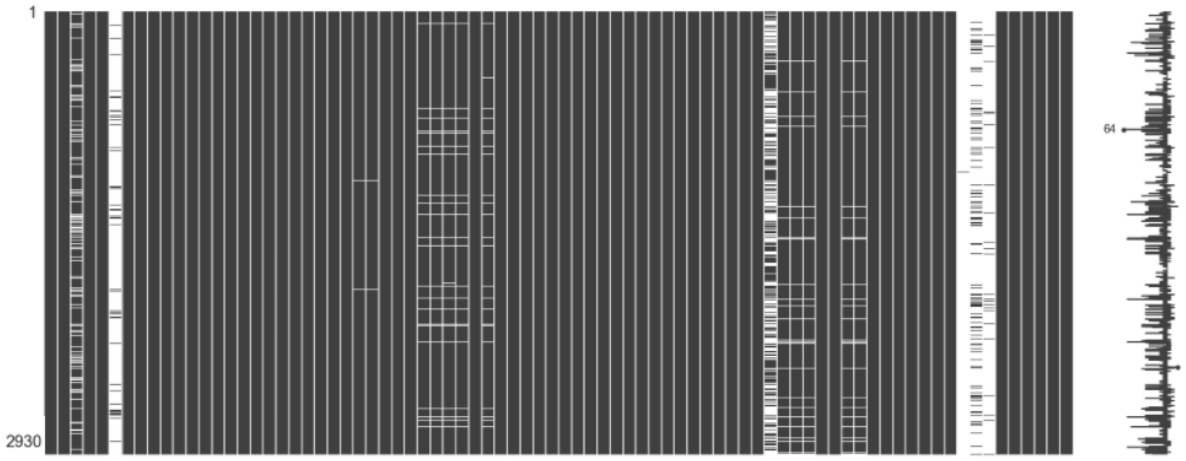


Fig. 1. Gráfico Missingno. Datos faltantes en dataset.

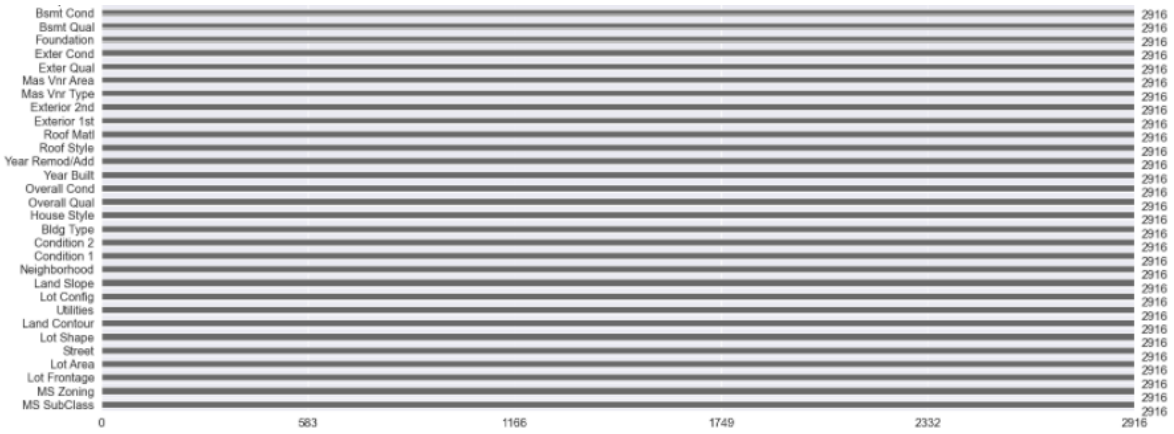


Fig. 2. Gráfico Missingno. Se verifica que las columnas están completas.

Conclusiones obtenidas por la limpieza y manejo de datos

Conclusiones obtenidas en el manejo de Outliers

Existe casos que podrían contrariar la lógica inicial de la propuesta en la relación de precio y área y el precio y tamaño del garaje:

- ➔ 5 Viviendas con demasiada área de terreno y poco valor.
- ➔ 5 garages gigantes y con poco valor
- ➔ 4 viviendas con mucho valor y sin área de garaje.
- ➔ 2 viviendas extremadamente económicas en comparación con su grupo.

Manejo de data perdida en el dataset

- ➔ Realizamos análisis exhaustivos de los datos faltantes.
- ➔ Dependiendo cada caso con los datos faltantes podemos:
  - ◆ Mantenerlos.
  - ◆ Borrarlos.
  - ◆ Reemplazarlos por otro valor.
- ➔ Comenzamos analizando los missing <1%. Dado que son pocos los miramos en detalle para dar una solución individual.
- ➔ Se continua con los missing que comprenden de >2% y <17%. Se verifican casos particulares.
- ➔ Se finaliza con los missing >80%. Columnas ['Fence', 'Alley', 'Misc Feature','Pool QC'] se dropean.
- ➔ Luego de verificar los PID y la documentación, podemos estimar que los valores nulos corresponden a que la vivienda no cuenta con sótano. Por lo que se procede a rellenar con 0 los valores numéricos y None los valores String.
- ➔ Observando la documentación deducimos que los valores faltantes de Mas Vnr Type corresponden a que la vivienda no cuenta con revestimiento de mampostería. Por lo que rellenamos los valores por 0 y None respectivamente.

Al finalizar la limpieza obtenemos un dataset con 2916 registros y 76 columnas.

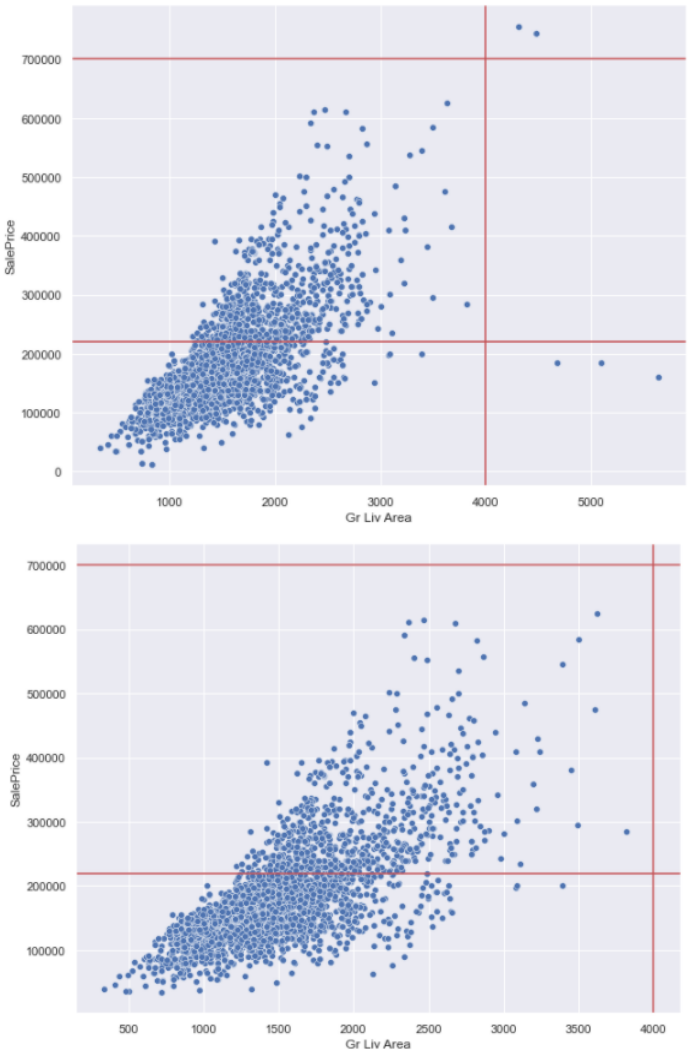


Fig. 3. Ejemplo limpieza de datos outliers. Variables involucradas SalePrice y Gr Liv Area.

Parte 3 - Análisis exploratorio de datos (EDA)

Introducción al análisis exploratorio

A partir de un análisis de correlación de variables y un mapa Heatmap verificamos qué variables tienen mejor relación entre sí. Nuestro caso particular es ver cómo reaccionan todas las variables respecto al output Precio de venta.

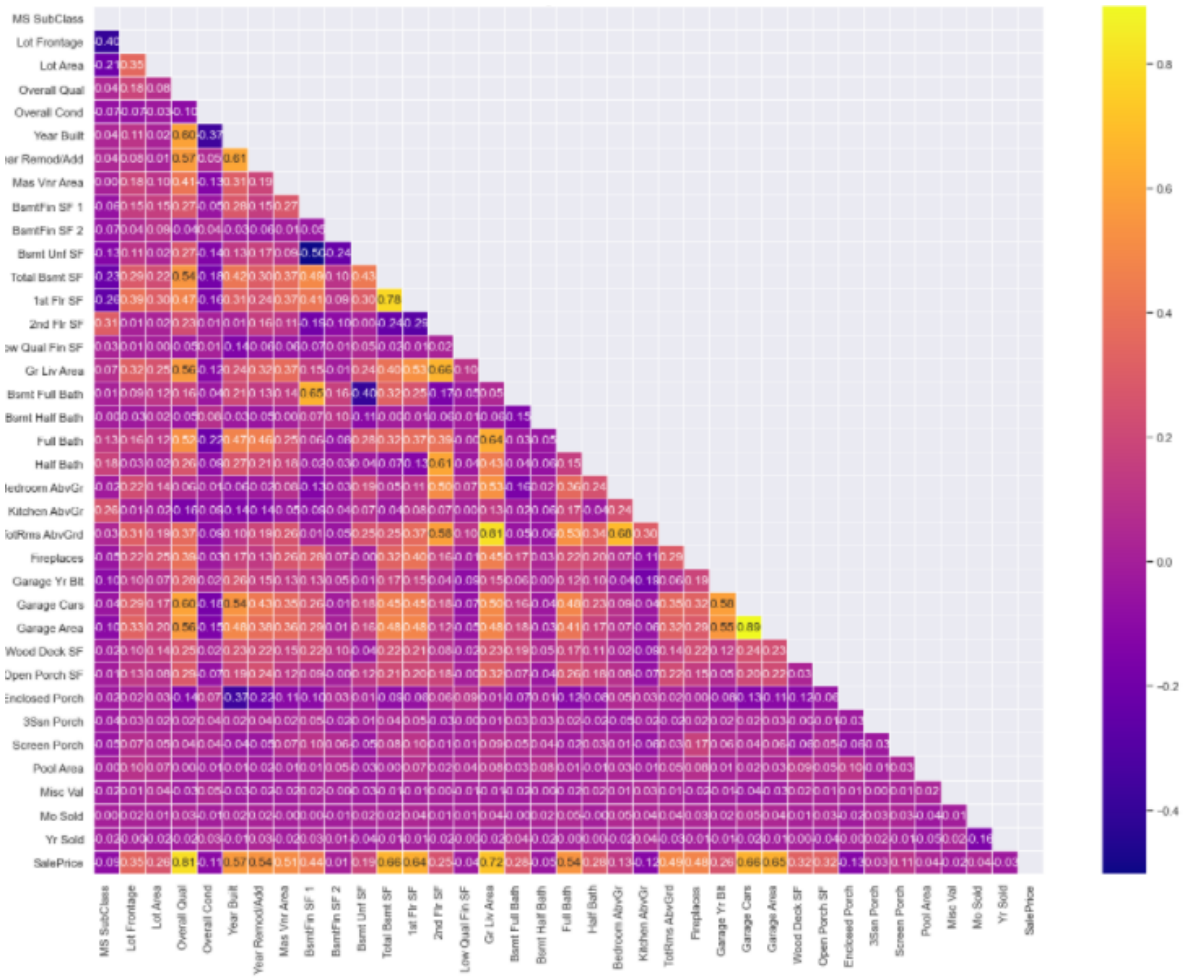


Fig. 4. Heatmap del Dataframe. Análisis de correlación.

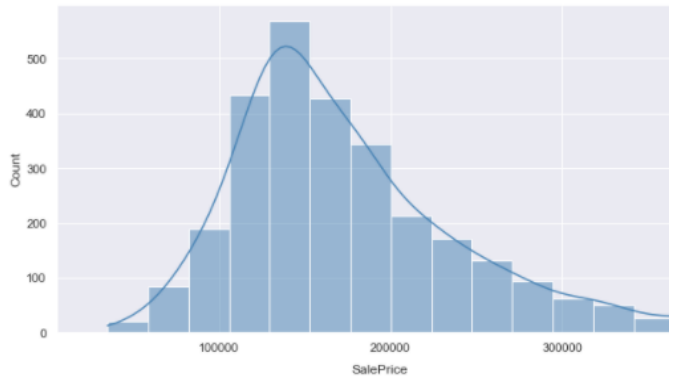
Correlaciones más fuertes encontradas

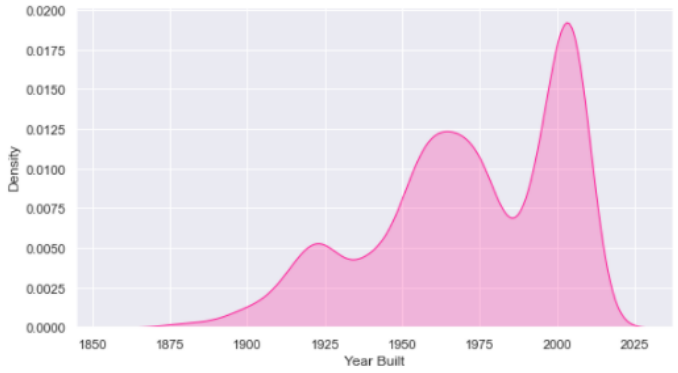
- SalePrice:
    - Overall Qual. Calidad general de la vivienda.
    - Gr Liv Area. Pies cuadrados de superficie habitable sobre el nivel del suelo (no cuenta sótano).
    - Garage Cars. Cantidad de vehículos en Garage.

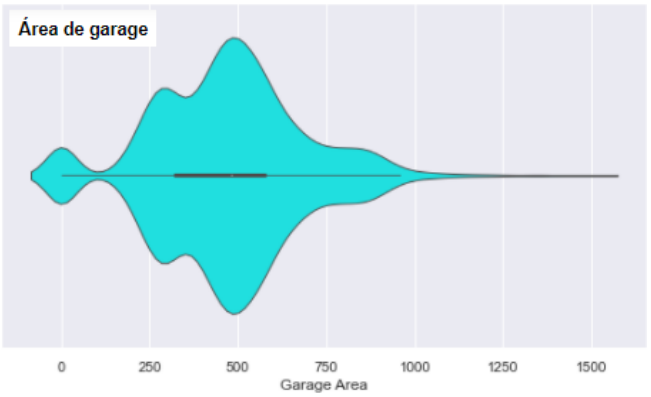
    - Garage Area. Pies cuadrados de superficie de Garage.
    - Total Bsmt SF. Pies cuadrados totales del área del sótano.
    - Year Built. Año de construcción.
    - Mas Vnr area. Área de pared con revestimiento de mampostería.
- Year Built:
    - Garage Yr Built. Año de construcción de garage respecto de la vivienda. Debido a que las construcciones actuales incluyen al Garage en sus planos y ambos se construyen el mismo año.
    - Overall Qual. A vivienda más nueva mejor calidad de construcción.
- TotRms AbvGr & Gr LivArea. Cantidad de habitaciones respecto al área habitable de la vivienda.
- Garage Cars & Garage Area. Cantidad de vehículos en Garage respecto al área del garage.

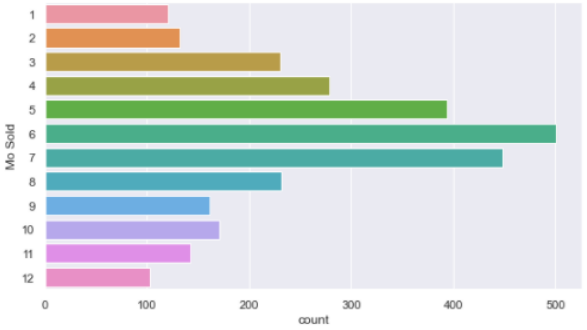
Análisis Univariado

Se analizan las variables individualmente. Se grafica la distribución de precios de venta, año de construcción, área de garage, mes de venta, entre otros. Se muestran algunos ejemplos:









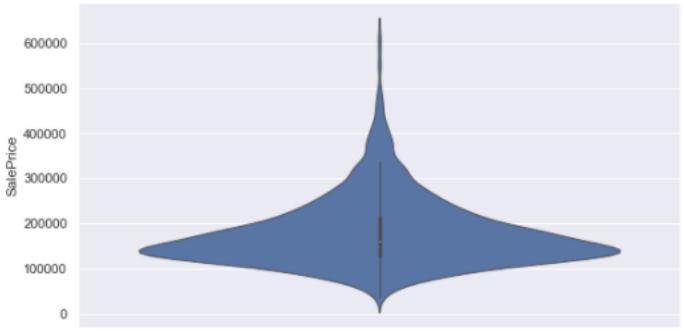


Fig. 5. Ejemplos de gráficos univariados.

Conclusiones obtenidas en el análisis Univariado

- ➔ El frente de lote se encuentra mayormente entre los valores 50 a 80 metros de longitud.
- ➔ En su mayoría son viviendas consideradas con calidad y condiciones en un nivel medio.
- ➔ Sólo hay algunas pocas casas con dos cocinas, más del 90% de las casas vendidas poseen una sola cocina.
- ➔ Las casas que tienen capacidad para dos autos en su garaje supera el doble de las viviendas que poseen sólo uno.
- ➔ La cantidad de habitaciones en la totalidad de las casas es mayormente de 6.
- ➔ Las casas que poseen 3 habitaciones son mayores en cantidad a las viviendas que poseen 2 y 4 habitaciones juntas.
- ➔ La mayoría de las transacciones de venta se concretaron a mitad de año, en los meses de mayo, junio y julio.

Precio de venta:

- Los precios generales de las propiedades examinadas rondan entre los 120000$ y los 755000$ con la mayor parte de las propiedades ubicándose en el rango de los 213500$.

Análisis Bivariado

Se analiza el output SalePrice respecto a columnas de interes ["Garage Area","Lot Area","Year Built", "Gr Liv Area","Full Bath","TotRms AbvGrd","Yr Sold","Mo Sold"], entre otras.

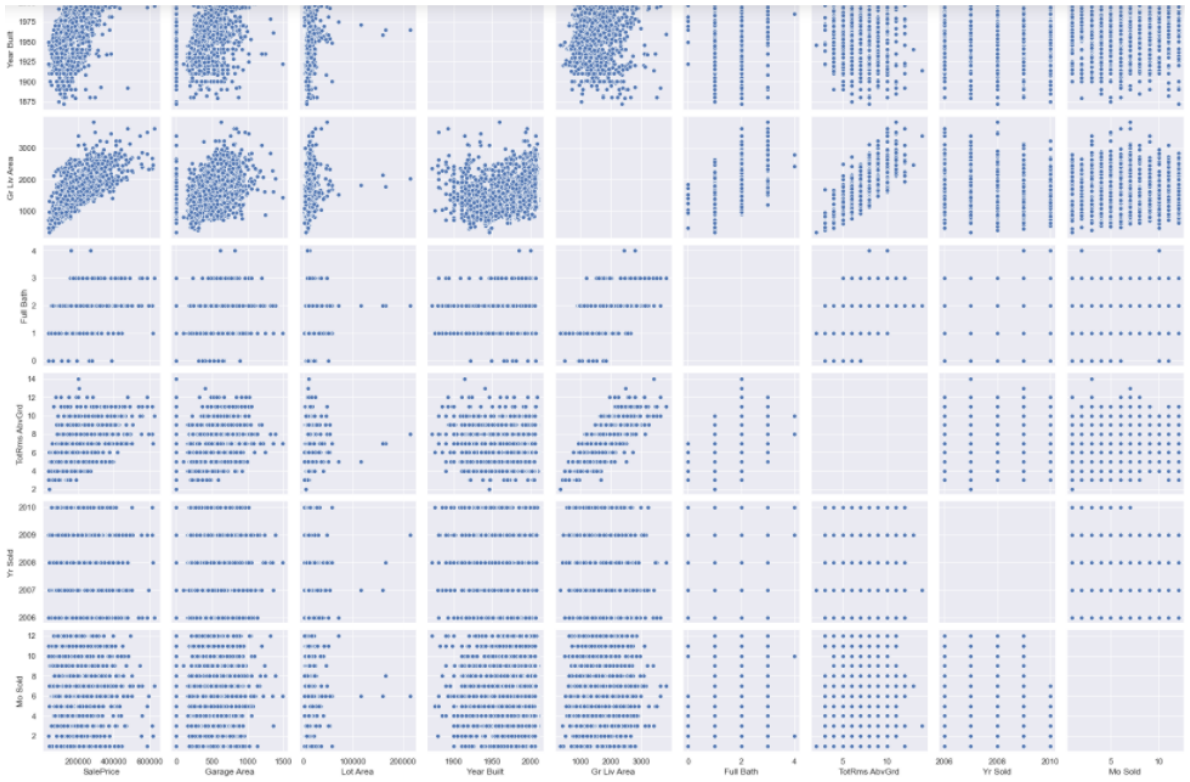


Fig. 6. Ejemplo de PairGrid de las variables involucradas.

Se realizan gráficas dobles con atributos de interés buscando las mejores relaciones entre variables.

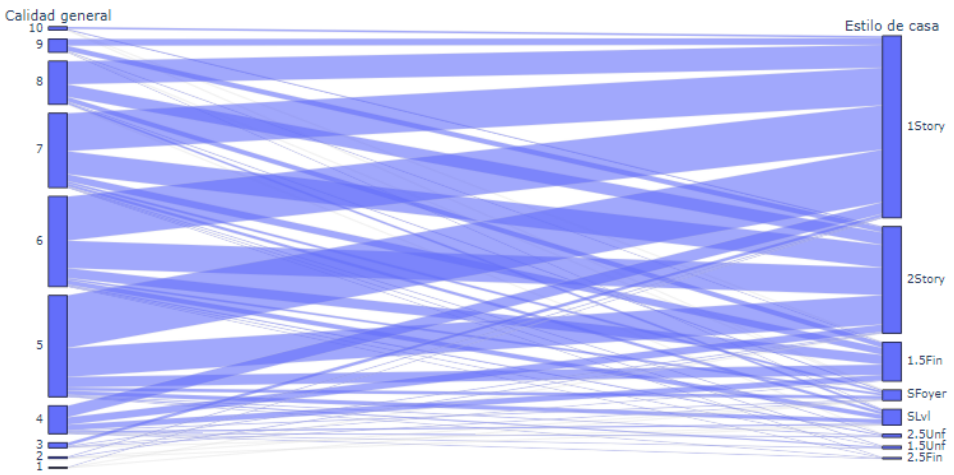


Fig. 7. Ejemplo de gráfico Parallel Categories entre variables Overall Qual y House Type.

Las pruebas comprenden estas selecciones de variables:

1)_ YearBuilt vs SalePrice.

2)_ Garage Cars vs SalePrice.

3)_ OverallQual vs SalePrice.

4)_ MS SubClass vs Lot FrontAge.

5)_ Full Bath vs SalePrice.

6)_ Garage Cars vs Garage Area.

7)_ TotRms AbvGrv vs Gr Liv Grid.

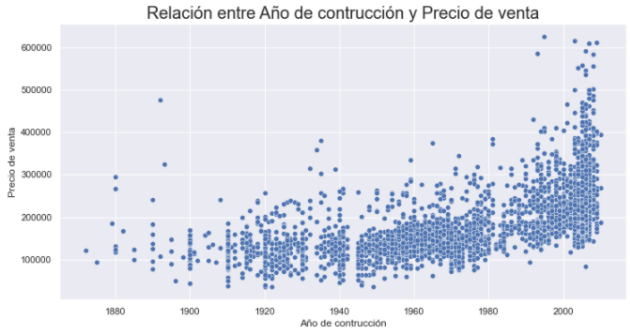
8)_ Sale condition vs SalePrice.

9)_ Neighbordhood vs SalePrice.

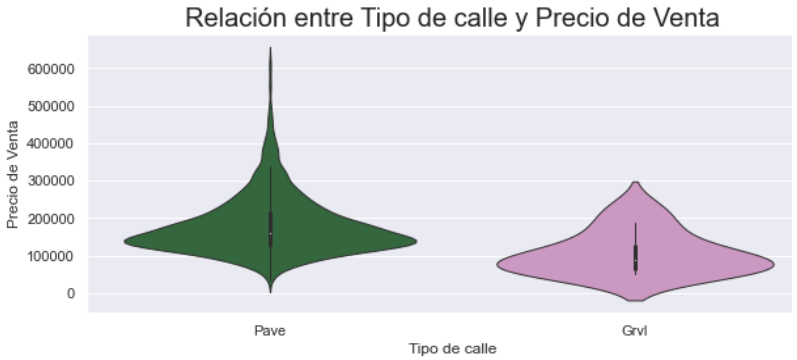
10)_ Street vs SalePrice.

11)_ MS Zoning vs SalePrice.

12)_ Overall Cond vs YearBuilt.




```
plt.figure(figsize=(9,4))
sns.scatterplot(data=df,x="SalePrice", y="Garage Cars")
plt.show()
```



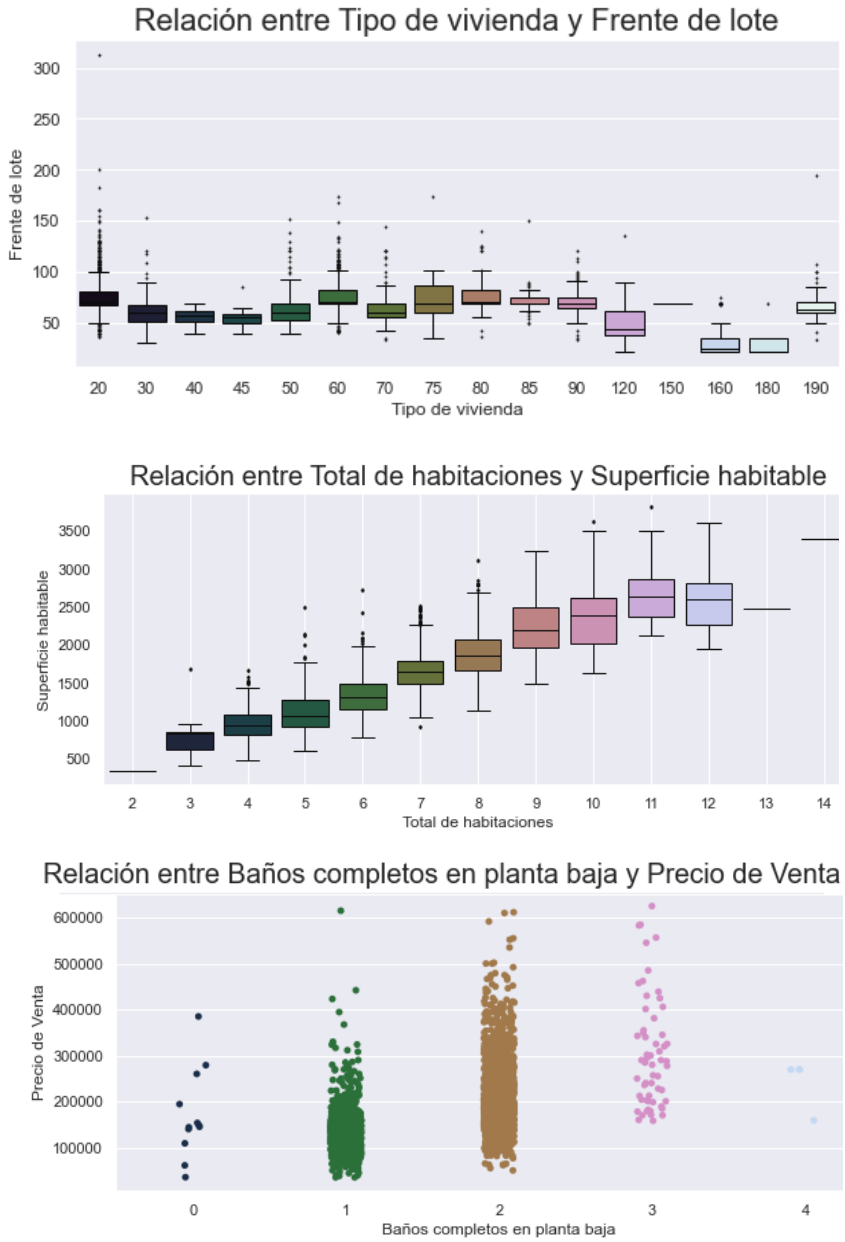


Fig. 8. Ejemplos de gráficos bivariados utilizados en el trabajo.

Conclusiones obtenidas en el análisis Bivariado:

- Se observan que hay tendencias obvias que afectan principalmente el precio de venta, el tamaño del lote la cantidad de comodatos (piscina garajes), aumentan el precio total solapando a otro tipo de data como la ubicación y se aprecie más el tamaño de áreas cubiertas que de áreas verdes y los comodatos más valorados seria la piscina seguida por el garaje.
- Las propiedades más nuevas por regla general presentan un costo superior a propiedades antiguas con marcadas excepciones.
- Podría marcarse como una obviedad, pero la calidad general impacta directamente sobre el precio del lote, a mayor calidad mayor precio.

Tipos de viviendas:

- 20: 1 PISO - 1946 Y MÁS NUEVOS TODOS LOS ESTILOS
- 30: 1 PISO - 1945 Y MÁS ANTIGUOS
- 40: 1 PISO CON ÁTICO TERMINADO TODAS LAS EDADES
- 45: 1-1/2 HISTORIA - SIN TERMINAR TODAS LAS EDADES
- 50: 1-1/2 HISTORIA TERMINADA TODAS LAS EDADES
- 60: 2 PISOS 1946 Y MÁS NUEVOS
- 70: 2 PISOS 1945 Y MÁS ANTIGUOS
- 75: 2-1/2 HISTORIA TODAS LAS EDADES
- 80: DIVIDIDOS O MULTINIVEL
- 85: VESTÍBULO DIVIDIDO
- 90: DÚPLEX - TODOS LOS ESTILOS Y EDADES
- 120: PUD DE 1 PISO (Desarrollo de unidades planificadas) - 1946 Y MÁS RECIÉN
- 150: 1-1/2 STORY PUD - TODAS LAS EDADES
- 160: PUD DE 2 PISOS - 1946 Y MÁS NUEVOS
- 180: PUD - MULTINIVEL - INCLUYE NIVEL DIVIDIDO/VESTÍBULO
- 190: 2 CONVERSIÓN FAMILIAR - TODOS LOS ESTILOS Y EDADES

Los tipos de casas 160 y 180 son las que tienen menor longitud en el frente de lote. Mientras que los tipos 20, 60, 75 y 80 tienen los frentes de lote más grandes.

Las viviendas con 2 o más baños completos en planta baja conservan precios bastante más elevados que las que tienen 1 o ninguno. A su vez, la mayoría de los datos se encuentran en las casas que tienen uno o dos baños completos.

Cuántos más autos entran en el garaje de cada vivienda, mayor es la superficie que el mismo ocupa.

Se observa una correlación positiva fuerte entre ambas variables. Cuántas más habitaciones tiene la casa, mayor es la superficie que las mismas ocupan.

Condiciones de venta:

- Normal: Venta normal
- Abnormal: Venta anormal. Comercio, ejecución hipotecaria, venta corta
- AdjLand: Adquisición de terrenos adyacentes

- Alloca: Asignación. Dos propiedades vinculadas con escrituras separadas, generalmente condominio con una unidad de garaje
- Family: Venta entre miembros de la familia
- Partial: La vivienda no se completó cuando se evaluó por última vez (asociada con viviendas nuevas)

Las ventas calificadas como parciales fueron pagadas por las casas con un precio mayor al resto. Mientras que las que se adquirieron como terrenos adyacentes, el precio pagado fue el menor.

Barrios:

- Blmngtn: Bloomington Heights
- Blueste: Bluestem
- BrDale: Briardale
- BrkSide: Brookside
- ClearCr: Clear Creek
- CollgCr: College Creek
- Crawfor: Crawford
- Edwards: Edwards
- Gilbert: Gilbert
- IDOTRR: Iowa DOT and Rail Road
- MeadowV: Meadow Village
- Mitchel: Mitchell
- Names: North Ames
- NoRidge: Northridge
- NPkVill: Northpark Villa
- NridgHt: Northridge Heights
- NWAmes: Northwest Ames
- OldTown: Old Town
- SWISU: South & West of Iowa State University
- Sawyer: Sawyer
- SawyerW: Sawyer West
- Somerst: Somerset

- StoneBr: Stone Brook
- Timber: Timberland
- Veenker: Veenker

Las casas más caras se ubican mayormente en: Stone Brook, Northridge Heights y Northridge. Algunos de los barrios más accesibles para adquirir una casa son: Meadow Village, Iowa DOT and Rail Road y Briardale

Tipos de calle:

- Pave: Calle pavimentada
- Grvl: Camino de gravilla

Las casas ubicadas en calles pavimentadas tienen en general un precio más elevado que las ubicadas sobre caminos de gravilla.

Tipo de Zona:

- A: Agricultura
- C: Comercial
- FV: Residencial de pueblo flotante
- I: Industrial
- RH: Residencial Alta Densidad
- RL: Residencial Baja Densidad
- RP: Parque Residencial de Baja Densidad
- RM: Residencial Media Densidad

Las viviendas ubicadas en zona de Residencial de pueblo flotante son más caras que el resto de las otras zonas. Mientras que las casas en zonas agrícolas, industriales y comerciales son las más baratas. El resto del tipo de zonas residenciales se encuentran en el medio de ambos extremos.

Las viviendas construidas a partir del año 1980 en adelante mayormente tienen una condición media respecto a la totalidad. Por otro lado, las viviendas construidas antes del 1970 tienen condiciones muy heterogéneas. Hay casas en muy buen estado y otras en condiciones muy malas.

Es una tendencia generalizada que las casas con mejor calidad general son aquellas que tienen solo un piso o nivel mientras que en las casas con más pisos la tendencia de calidad general suele ser descendente.

Análisis Multivariado

Se realizan diferentes gráficas buscando patrones de agrupamiento entre las variables.

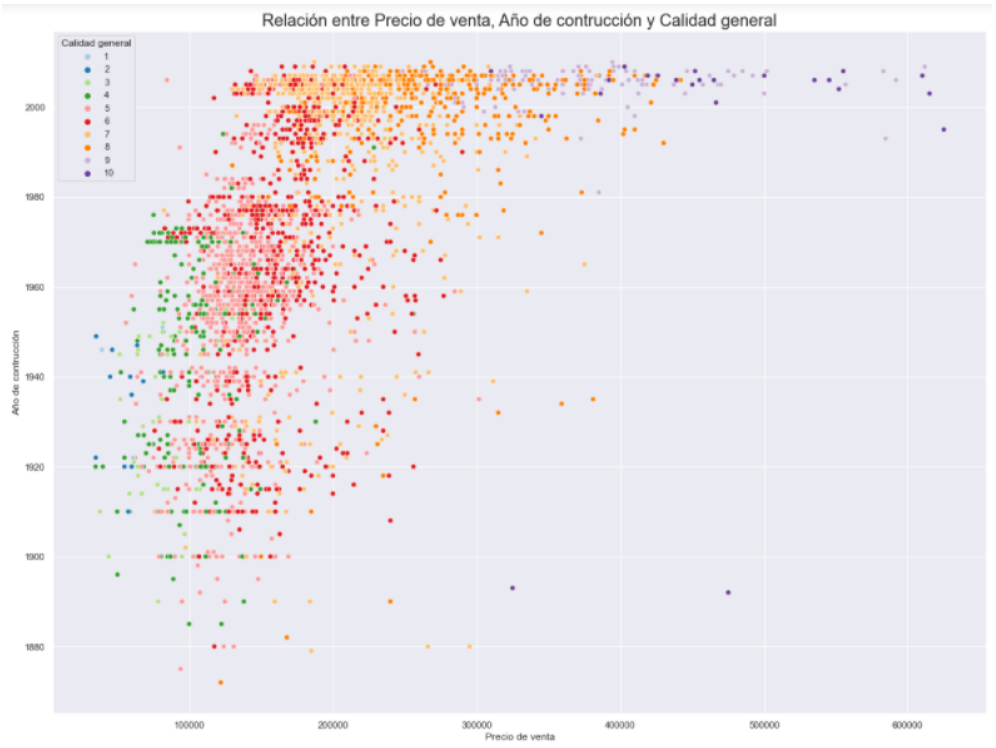


Fig. 9. Gráfico multivariado con Precio de venta(X), año de construccion (Y) y calidad general (HUE, color)

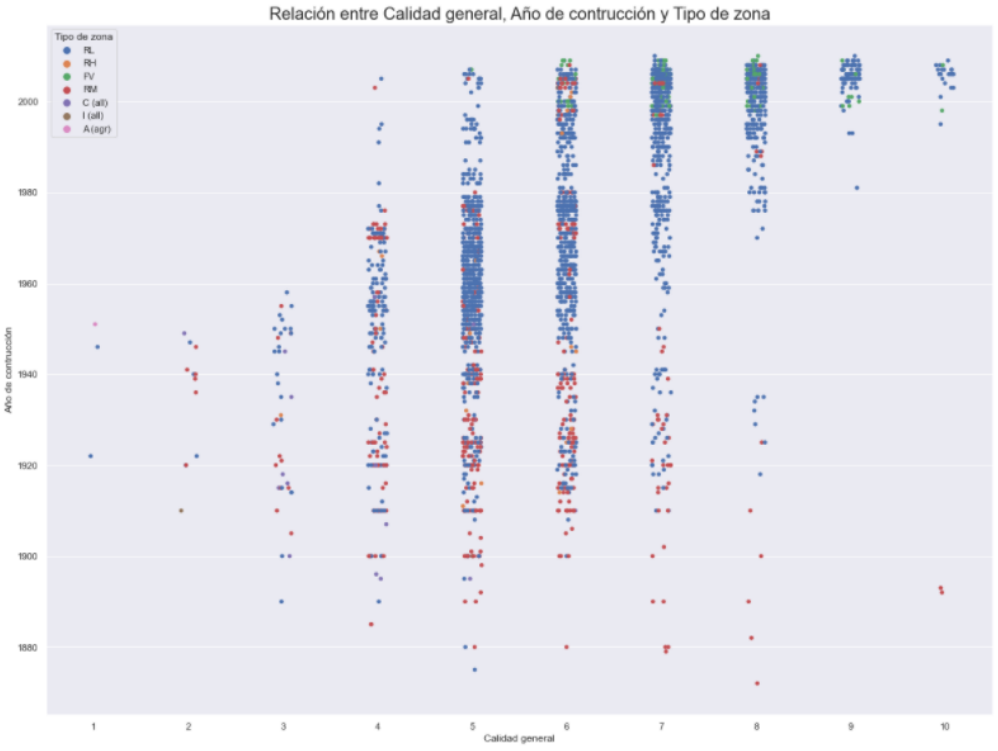


Fig. 10. Gráfico multivariado con Calidad general (X), año de construcción (Y) y tipo de zona departamento (hue).

Conclusiones obtenidas del análisis Multivariado

La tendencia observada en el análisis bivariado se mantiene:

- Se observan que hay tendencias obvias que afectan principalmente el precio de venta, el tamaño del lote la cantidad de comodatos (piscina garajes), aumentan el precio total solapando a otro tipo de data como la ubicación y se aprecie más el tamaño de áreas cubiertas que de áreas verdes y los comodatos más valorados serían la piscina seguida por el garaje
- Propiedades más nuevas por regla general presentan un costo superior a propiedades antiguas con marcadas excepciones
- Podría marcarse como una obviedad, pero la calidad general impacta directamente sobre el precio del lote, a mayor calidad mayor precio

Precio de venta año de construcción y calidad general:

Se pueden observar algunas tendencias de agrupamiento de datos en determinadas zonas. Hay una correlación positiva débil entre el precio de venta y el año de construcción. La calidad general está más relacionada con el precio de venta que con el año de construcción, porque se pueden observar más conformaciones de agrupamientos en forma de barras verticales que horizontales. Lo que significa que a medida que el precio crece la calidad va aumentando, mientras que por el lado del año de construcción se pueden ver calidades muy distintas para viviendas construidas durante la misma fecha.

Tipo de Zona:

- A: Agricultura
- C: Comercial
- FV: Residencial de pueblo flotante
- I: Industrial
- RH: Residencial Alta Densidad
- RL: Residencial Baja Densidad
- RP: Parque Residencial de Baja Densidad
- RM: Residencial Media Densidad

Hay una correlación muy leve positiva entre la calidad general de las viviendas con su año de construcción. Las viviendas construidas en los últimos años tienden a tener una mayor calidad que las más antiguas. En esta misma zona de la gráfica las viviendas pertenecen al tipo de zona Residencial Baja Densidad. Mientras que algunas pocas casas que son antiguas y son consideradas de muy buena calidad pertenecen a la zona Residencial Media Densidad.

Estilo de vivienda:

- 1Story: Un piso
- 1.5Fin: Un piso y medio, 2do nivel terminado
- 1.5Unf: Un piso y medio, 2do nivel sin terminar
- 2Story: dos pisos
- 2.5 Fin: Dos pisos y medio, 2do nivel terminado
- 2.5Unf: Dos pisos y medio, 2do nivel sin terminar
- Foyer: Hall dividido
- SLvl: Construido sobre dos niveles

La mayor condición general asignada a las viviendas fue de 5. La mayoría de los datos con esta condición tiene capacidad en el garaje para dos autos, y en menor medida en otros casos, para uno y para tres. Los que tienen capacidad para dos autos son mayormente casas de uno o de dos pisos. Mientras que los que tienen capacidad sólo para un vehículo tienen generalmente un solo piso de vivienda.

Parte 4 - Algoritmos de Machine Learning

Usando regresión lineal simple, establecemos el modelo de relación entre las áreas verdes de una propiedad y el precio de venta, para esto usaremos función lineares predictoras lo que nos permitirá estimar el precio de venta de una propiedad.

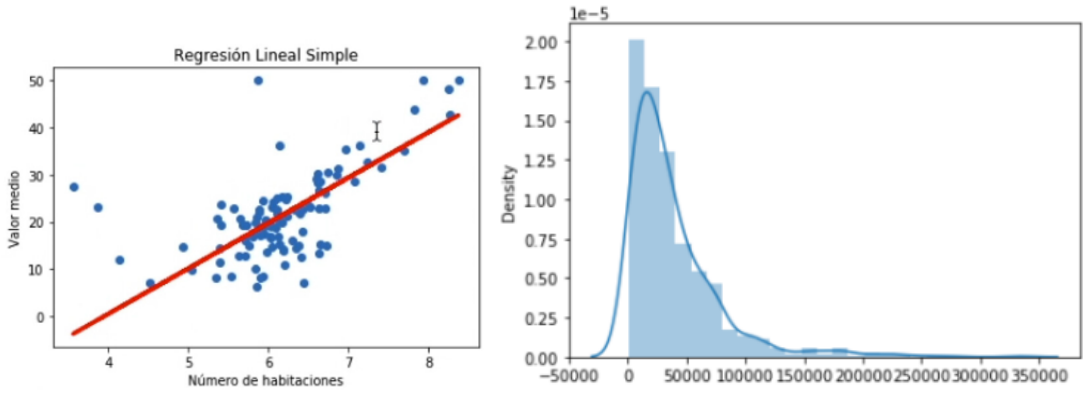


Fig. 11. Ejemplo de regresión lineal (izq). Ejemplo de Histograma con Precio de venta y densidad poblacional (der).

Se puede observar como la relación tiene una pendiente acelerada a medida de que el precio general de la propiedad aumenta, lo que nos define que aunque existe cierta relación entre las variables estudiadas (áreas verdes y precio de propiedad) en realidad no es muy significativa a medida de que la propiedad se encarece, lo que nos hace recurrir a un modelo de regresión lineal múltiple para calcular cuál sería el mayor coeficiente de relación a la hora de determinar el precio de venta de una propiedad.

La Regresión lineal múltiple estudia todas las variables numéricas que pudiesen generar un impacto significativo en el precio de la propiedad.

Mostraremos a continuación solo algunas de las variables estudiadas con el fin de determinar la enorme diferencia entre los índices de correlación.

Overall Qual	15484.223549
Overall Cond	4379.511125
Year Built	336.087589
Year Remod/Add	221.432446

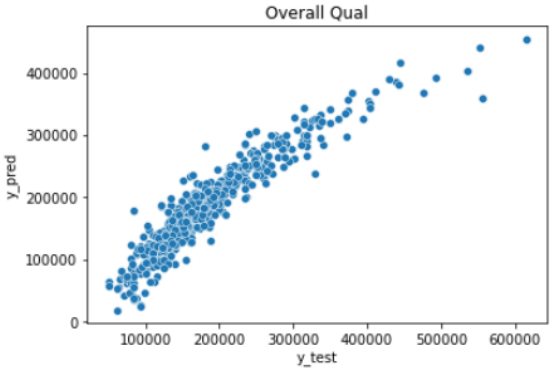


Fig. 12. Gráfico de correlación entre *y_test* e *y_pred* en un modelo de regresión lineal.

Como se puede observar la calidad general (Overall Qual) tiene un impacto enorme en el precio de venta final.

Al realizar el estudio general con árbol de decisión podemos obtener conclusiones más claras acerca de la relación entre las diferentes variables, y al mismo tiempo generar un modelo de predicción más exacto.

Entre las variables estudiadas podemos determinar la importancia de las mismas dentro de nuestro modelo predictivo.

	Overall Qual	Gr Liv Area	Total Bsmt SF	Garage Cars	1st Flr SF	BsmtFin SF 1	Garage Area
Importancia	0.792264	0.101342	0.031253	0.016339	0.010929	0.010017	0.007158

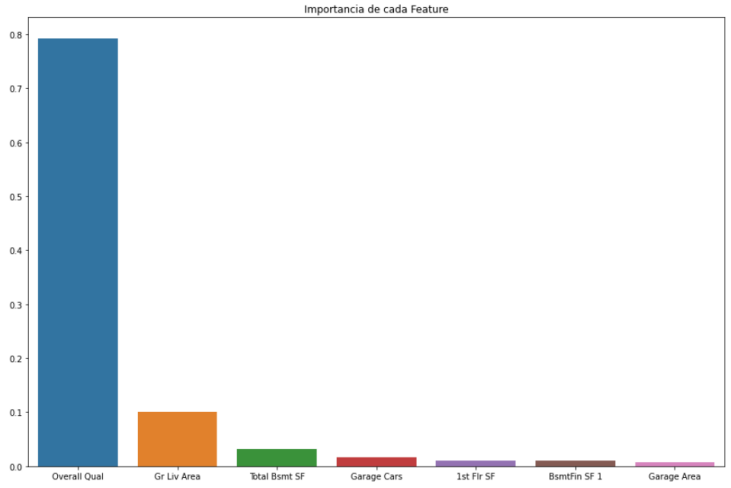


Fig. 13. Gráfico de importancia de Features.

Se observa claramente que de nuevo la calidad general es la variable o feature más importante, y por un amplio margen en cuanto al modelo predictivo tipo árbol observamos también que la calidad general es una variable determinista a la hora de calcular el precio de la propiedad.

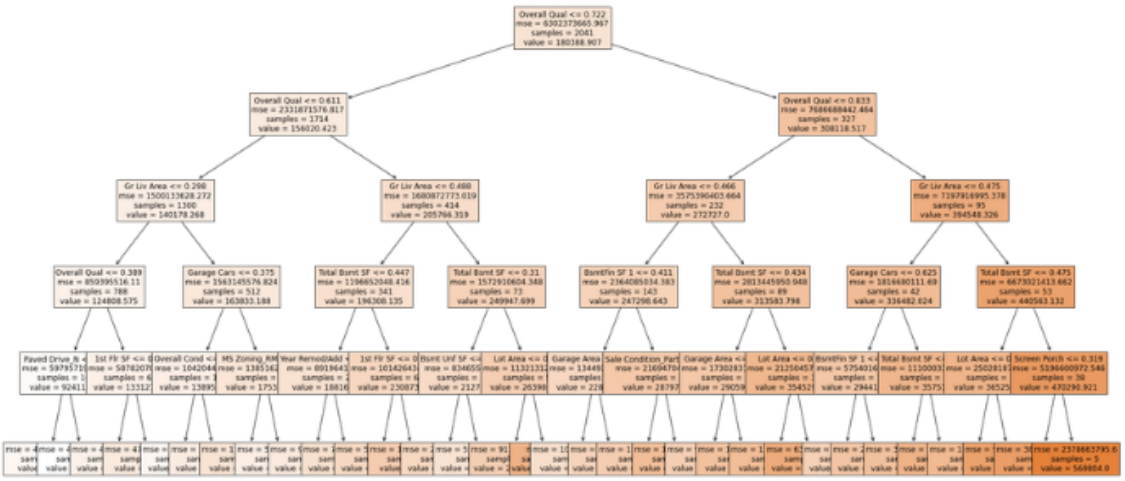


Fig. 14. Gráfico de un algoritmo árbol de decisión de clasificación.

Para asegurar nuestras conclusiones anteriormente observadas aplicaremos a nuestro modelo el algoritmo de Random Forest el cual aplica modelos de regresión y clasificatorio aleatorios con el fin de asegurar conclusiones variando métodos de estudio

	Overall Qual	Year Built	Gr Liv Area	Garage Cars	Garage Area	1st Flr SF	Total Bsmt SF	Bsmt Qual_Ex	Exter Qual_TA	Kitchen Qual_Ex
Importancia	0.051639	0.039855	0.039536	0.037329	0.036772	0.035446	0.034249	0.032515	0.02889	0.025081

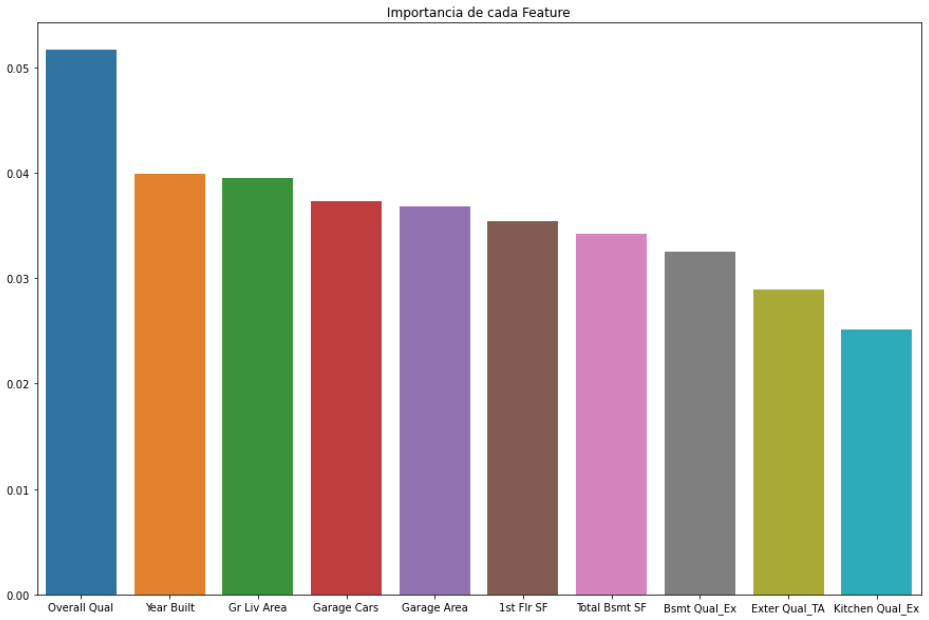


Fig. 15. Gráfico de importancia de cada Feature.

Se observa que la tendencia es similar a los modelos antes aplicados. Calidad general (Overall Quality) sigue siendo la variable más importante sin importar el modelo, la única diferencia es que este caso el resto de las variables tienen un incremento en importancia lo cual es lógico ya que la calidad general es una aglomeración de las otras variables que otorgan valor a una propiedad, el conjunto de features generalmente impactan más que los mismas variables por separado.

Métricas de efectividad para los distintos algoritmos aplicados en el modelo.

Usando las desviación de la media cuadrada podemos analizar cual de todos los algoritmos aplicados al modelo de datos tuvo una mayor cantidad de errores a la hora de predecir y por cual decantarnos a la hora de hacer los análisis concluyentes

Este gráfico nos indica que la menor precisión fue obtenida aplicando el algoritmo de regresión lineal simple.

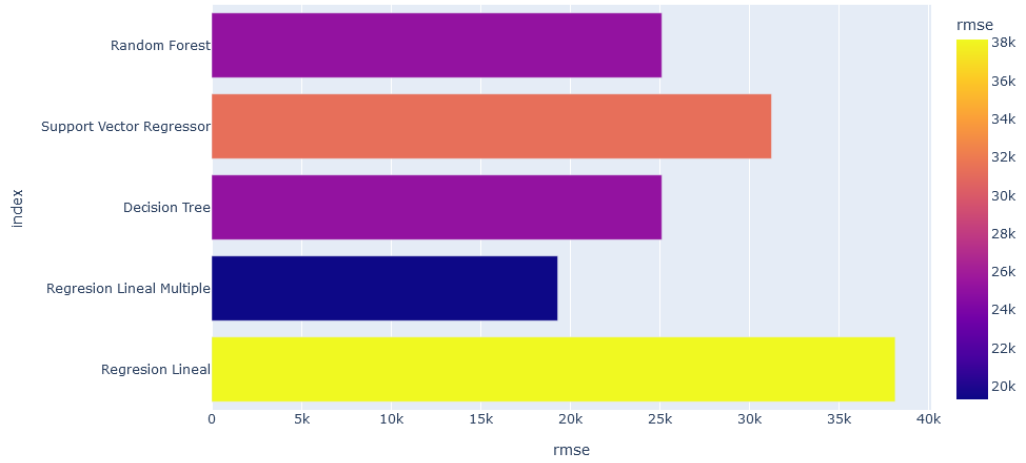


Fig. 16. Gráfico de RMSE. Comparación de los algoritmos implementados.

El error absoluto medio (MAE) nos indica que algoritmo tuvo una mayor cantidad de errores entre la muestra y la predicción actual fue el de regresión lineal simple.

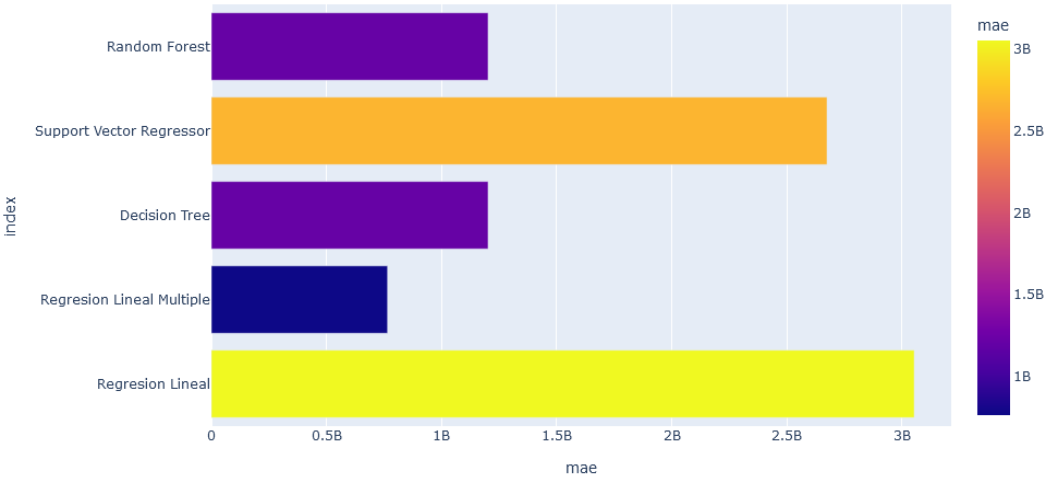


Fig. 17. Gráfico de MAE. Comparación con los algoritmos implementados.

La media de porcentaje absoluto de error (Mape) nos dará la indicación absoluta, de cual algoritmo fue el que tuvo el mayor grado de imprecisión a la hroa de hacer análisis predictivos en el modelo, y por tanto que algoritmo es el que debería evitar usarse.

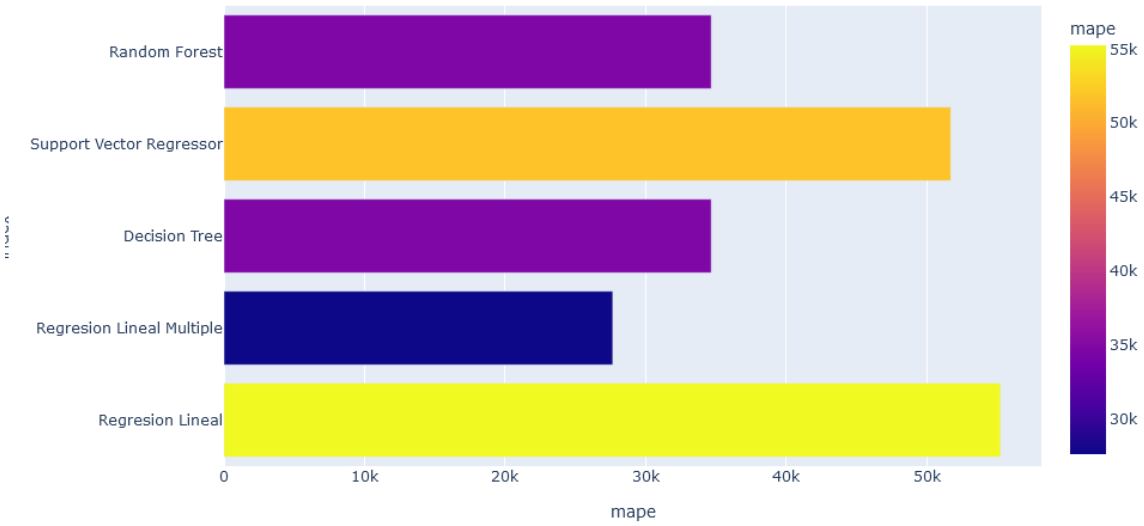


Fig. 18. Gráfico de MAPE. Comparación con los algoritmos implementados.

Una vez asegurados que el mejor algoritmo para nuestro modelo sería el de regresión lineal múltiple se proseguirá con la aplicación de algoritmos de optimización dentro del modelo.

Parte 5 - Optimización de algoritmos de Machine Learning

Para lograr una buena optimización de los algoritmos se realizan múltiples pruebas buscando los mejores parámetros para cada modelo aplicado.

Una vez encontrados se utilizan diferentes herramientas para optimizar aún más los algoritmos planteados.

Validación simple vs. cruzada

Se utiliza como validación simple la conocida herramienta de train_test_split() de SKlearn, mientras que para la validación cruzada se utiliza LeaveOneOut() de SKlearn.

Los resultados obtenidos son similares en rendimiento y tiempos de ejecución por lo que el uso de una validación cruzada no tiene un efecto positivo en este algoritmo.

Aplicación de PCA

Dado que nuestro Dataset original cuenta con 80 tipos de atributos y algunos no tienen correlación con el output. Suponemos que se genera un ruido por sobrealimentación del algoritmo. Para eso utilizamos la herramienta PCA para la reducción de variables.

Los resultados obtenidos no fueron mejores que con el Dataset original.

Subdivisión de Dataset

Otra opción para reducir los atributos del Dataset es subdividir de manera manual los atributos con mejor correlación.

Por lo que se seleccionan las 10 variables mejor correlación respecto al output y se ejecutan el algoritmo de prueba Random Forest.

El resultado obtenido es una leve mejora en el rendimiento, con un MAE menor respecto al Dataset original.

Parte 6 - Algoritmos avanzados de Boosting

Adaboost

Dado que este algoritmo debe utilizar como base un modelo más débil, en este caso se toma Regresión Lineal Múltiple para que pueda entrenarse. Dicho modelo vuelve a entrenarse sobre sí mismo y, a través de la asignación de pesos según la tasa de error, permite generar mejores resultados. Se eligió trabajar con un total de 100 estimadores, dado que con valores más elevados, no producía mejoras significativas. De todas maneras, finalmente no se consiguieron resultados satisfactorios.

Gradient Boosting

Se trata de un algoritmo que convierte modelos débiles en modelos fuertes a través de la función de pérdida basada en este caso aplicado entre los valores de las viviendas reales y los predecidos. A través de su aplicación, se ve una notable mejora en los resultados.

LightGBM

Este modelo trabaja sobre la mejora de gradientes utilizando algoritmos basados en árboles. El parámetro configurado para su entrenamiento fue el número de estimadores en 60, debido a que se logran resultados muy buenos en un tiempo rápido de ejecución. La particularidad que tiene este algoritmo es que crece el árbol de manera vertical, y no de manera horizontal. Esta característica hace que los rendimientos obtenidos sean notablemente mejores que otros modelos aplicados anteriormente. Una de las posibles razones es la cantidad de registros utilizados en su entrenamiento porque en datasets con pocas filas tendería a un modelo sobreajustado.

XGBoost

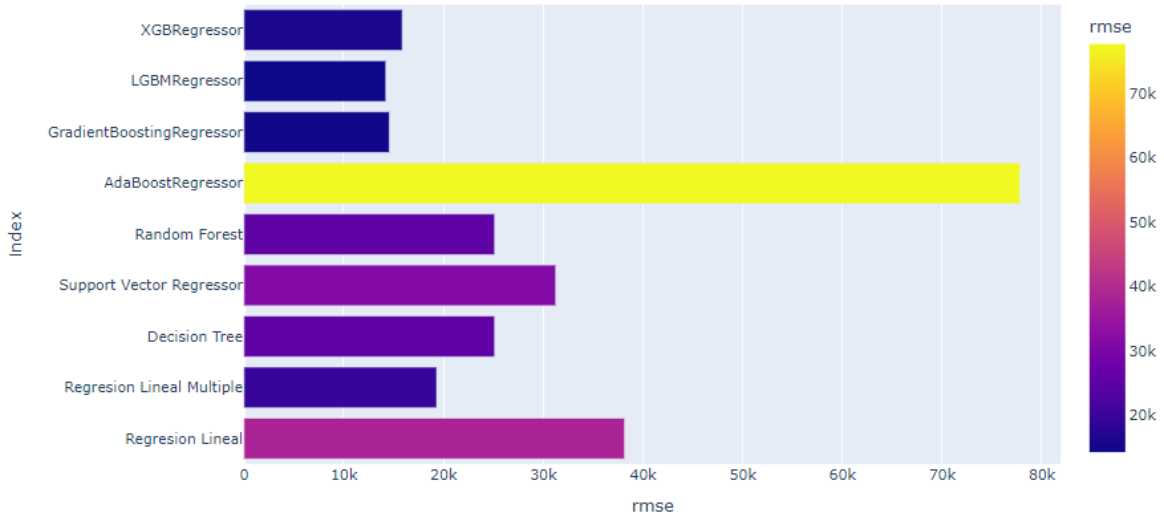
Es otra variante del modelo de Gradient Boosting y lo interesante de ella es que además de tomar como base de entrenamiento los modelos anteriores generados, cada modelo nuevo es comparado con el anterior hasta llegar a un punto en que no hay mejoras. En este caso de uso, los resultados son muy buenos, como todos los modelos de descenso de gradientes.

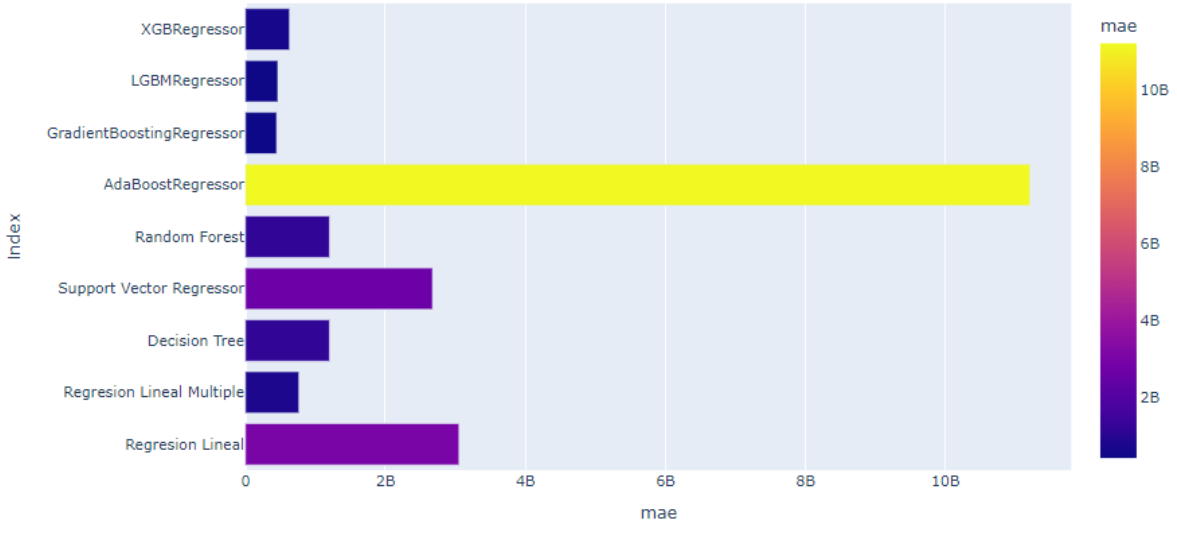
Parte 7 - Conclusiones

Evaluación de las métricas

Se comparan métricas de todos los modelos planteados y se realizan gráficas comparativas.

	rmse	mae	mape
Regresion Lineal	38167.00000	3052735783.00000	55252.00000
Regresion Lineal Multiple	19321.00000	765216326.00000	27663.00000
Decision Tree	25136.00000	1201921164.00000	34669.00000
Support Vector Regressor	31260.00000	2674040438.00000	51711.00000
Random Forest	25136.00000	1201921164.00000	34669.00000
AdaBoostRegressor	77809.00000	11211803625.00000	105886.00000
GradientBoostingRegressor	14583.00000	446378029.00000	21128.00000
LGBMRegressor	14226.00000	463546389.00000	21530.00000
XGBRegressor	15872.00000	630641452.00000	25113.00000





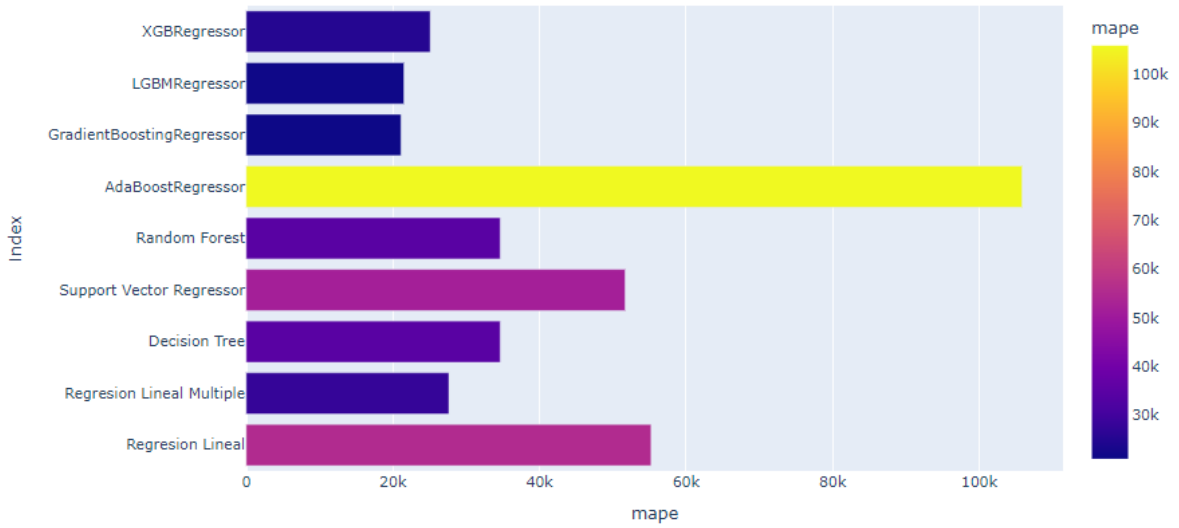


Fig. 19. Gráficos de RMSE, MAE y MAPE. Comparación con algoritmos avanzados implementados

.

Conclusión de la mejora en algoritmos

Validación simple vs. cruzada: Los resultados obtenidos corresponden que la validación simple es sumamente efectiva por mejor rendimiento y menor tiempo de ejecución. En ningún caso planteado la validación cruzada mejoró el rendimiento del algoritmo, en algunos casos se acercó al valor anteriormente probado.

La aplicación de una reducción de variables con PCA no resultó efectiva en nuestros algoritmos planteados. En el mejor de los casos se obtuvieron resultados similares respecto a algoritmos sin PCA. Los tiempos de ejecución utilizando PCA y Random Forest fueron excesivamente elevados, teniendo que reducir parámetros de Random Forest a valores mínimos para que el procesamiento sea menor a 20 minutos.

En cambio la subdivisión del Dataset fue un acierto para nuestro caso de estudio. Dado que nuestro Dataset original cuenta con 80 tipos de atributos y algunos no tienen correlación con el output. Suponemos que generan ruido en el resultado se seleccionan las 10 variables mejor correlacionadas con el output, y utilizando un Random Forest de prueba, se obtuvieron excelentes resultados de MAE, mejorando los obtenidos con PCA y con el Dataset original.

Respecto a los algoritmos avanzados de boosting se encontraron los errores más bajos posibles, mejorando hasta en un 25% respecto al resultado de subdivisión del Dataset. De los 4 algoritmos probados, 3 tuvieron muy buenos resultados (XGBoosting, LightGBM y GradientBoosting) mientras que 1 (AdaBoosting) resultó con errores significativamente altos. Los tiempos de ejecución de estos algoritmos fueron en todos los casos muy reducidos, menores a 3 segundos.

Conclusiones generales

Inmobiliaria de primera línea requiere la creación de nuevas campañas publicitarias con el fin de aumentar ventas, para esto solicita al equipo de Data Science una solución para obtener palabras clave y atributos de una vivienda que puedan ser determinantes en la atención del cliente, y sucesiva compra del inmueble. Para esto se provee la base de datos de la compañía donde se lista el historial de los últimos años.

En primer lugar, el dataset elegido para trabajar pudo ser limpiado y transformado de manera que se pueda manipular la información y sus posteriores análisis con la mayor eficiencia posible. Por este motivo, se han eliminado una muy pequeña cantidad de registros que no generarían valor agregado en su análisis, debido a la cantidad de campos sin completar en ellos.

Las correlaciones de variables más importantes encontradas han sido entre:

- La calidad general de la vivienda y el precio de venta.
- El año de construcción del garage y el año de construcción de la casa.
- Cantidad de habitaciones sobre el nivel del suelo y el área habitable de la vivienda.
- Capacidad de autos en el garaje y el área del garaje.

Los principales insights conseguidos durante todo el trabajo fueron:

- Los precios generales de las propiedades examinadas rondan entre los $120.000 y los $755.000 con la mayor parte de las propiedades ubicándose en el rango de los $213500.
- El frente de lote se encuentra mayormente entre los valores 50 a 80 metros de longitud.
- Sólo hay algunas pocas casas con dos cocinas, más del 90% de las casas vendidas poseen una sola cocina.
- Las casas que tienen capacidad para dos autos en su garaje superan el doble de las viviendas que poseen sólo uno.
- La cantidad de habitaciones en la totalidad de las casas es mayormente de 6.
- Las casas que poseen 3 habitaciones son mayores en cantidad a las viviendas que poseen 2 y 4 habitaciones juntas.
- Las propiedades más nuevas, por regla general, presentan un costo superior a propiedades antiguas, con marcadas excepciones.
- La calidad general impacta directamente sobre el precio del lote. Es decir, a mayor calidad, mayor precio.

- Las casas más caras se ubican mayormente en: Stone Brook, Northridge Heights y Northridge. Algunos de los barrios más accesibles para adquirir una casa son: Meadow Village, Iowa DOT and Rail Road y Briardale
- Las viviendas ubicadas en zona de Residencial de pueblo flotante son más caras que el resto de las otras zonas. Mientras que las casas en zonas agrícolas, industriales y comerciales son las más baratas.
- Las viviendas construidas a partir del año 1980 en adelante mayormente tienen una condición media respecto a la totalidad.