3) Comparison

August 8, 2023

1 1) Preparación previa

1.0.1 Carga de librerías

```
[1]: import pandas as pd
  import numpy as np
  import re
  from sklearn import linear_model
  from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score, mean_absolute_error
  from sklearn.model_selection import train_test_split
  %matplotlib inline
  from matplotlib import pyplot as plt
  import seaborn as sns
  import scipy as sp
  from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
  from sklearn.model_selection import train_test_split
```

1.0.2 Lectura del data set con dummies

```
[2]: data con dummies = pd.read csv("data con dummies.csv", sep = ";")
     data_con_dummies.head(5)
                                                              Partido \
[2]:
                                surface_covered_in_m2
      property_type
                         price
     0
           apartment
                       64000.0
                                                  35.0 Mar del Plata
     1
                  PH 130000.0
                                                  78.0 Vicente López
     2
           apartment 138000.0
                                                  40.0
                                                             Belgrano
     3
           apartment
                     195000.0
                                                  60.0
                                                             Belgrano
                                                           San Isidro
     4
           apartment 115000.0
                                                  36.0
        precio_usd_por_m2 ambientes_train ambientes_imputados ambientes_final \
     0
              1828.571429
                                                             0.0
                                                                              2.0
     1
              1666.66667
                                         0
                                                             3.0
                                                                              3.0
     2
              3450.000000
                                          0
                                                             1.0
                                                                              1.0
     3
              3250.000000
                                          0
                                                                              2.0
                                                             2.0
     4
              3194.44444
                                                             0.0
                                                                              2.0
```

balcon parrilla ... prop_PH prop_apartment prop_house amb_1.0 amb_2.0 \

```
0
        NaN
                    NaN
                                      0
                                                           1
                                                                          0
                                                                                     0
                                                                                                1
1
                                                           0
                                                                          0
                                                                                     0
                                                                                                0
        {\tt NaN}
                    NaN
                                      1
2
        NaN
                    NaN
                                      0
                                                           1
                                                                          0
                                                                                     1
                                                                                                0
3
                                      0
                                                                          0
                                                                                     0
        NaN
                    {\tt NaN}
                                                           1
                                                                                                1
   balcon
                    NaN
                                      0
                                                           1
                                                                                     0
                                                                                                1
```

```
amb_3.0 amb_4.0 amb_5.0 amb_6.0
         0
0
                   0
                             0
         1
                   0
                            0
                                      0
                                                 0
1
2
         0
                   0
                            0
                                      0
                                                 0
3
         0
                   0
                             0
                                      0
                                                 0
         0
                            0
                                                 0
```

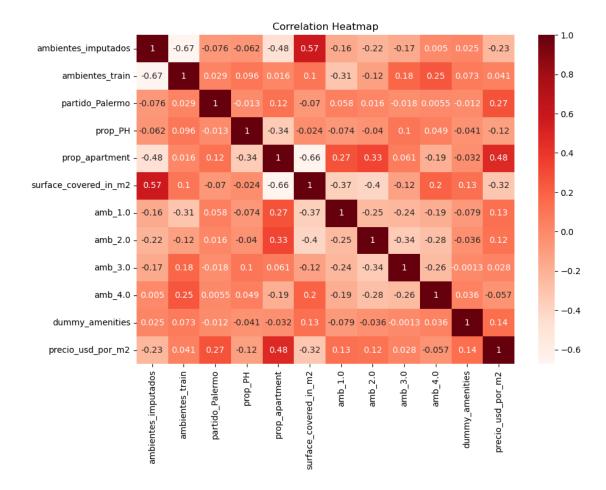
[5 rows x 80 columns]

2 2) Gráficos

Se trabajará con distintos subconjuntos de datos

2.0.1 Datos de PHs y departamentos en Palermo

```
[4]: plt.figure(figsize=(10,7))
sns.heatmap(dataset_test_Palermo.corr(),annot=True, cmap='Reds')
plt.title("Correlation Heatmap")
plt.show()
```



```
[6]: Y_train_Palermo = X_train_Palermo["precio_usd_por_m2"]
Y_test_Palermo = X_test_Palermo["precio_usd_por_m2"]
```

```
[7]: X_train_Palermo.drop(["precio_usd_por_m2"], axis = 1, inplace = True)
X_test_Palermo.drop(["precio_usd_por_m2"], axis = 1, inplace = True)
```

```
[8]: lm_Palermo = linear_model.LinearRegression()
# Fiteamos el modelo sobre los vectores X e Y.
model_Palermo = lm_Palermo.fit(X_train_Palermo, Y_train_Palermo)
```

```
[9]: # Guardamos las predicciones en un nuevo vector que llamaremos predictions.
predictions_Palermo = lm_Palermo.predict(X_test_Palermo)
```

```
[10]: # Imprimimos el intercepto y los coeficientes como atributos del objeto.
       ⇔entrenado.
      print ('Intercepto =', model_Palermo.intercept_)
      print ('RM =', model Palermo.coef )
     Intercepto = 1593.75898724081
     RM = [0.000000000e+00 -6.99542074e-01 8.79920459e+02 2.46245761e+02]
       9.12524809e+02 -1.91486190e+00 -1.97959581e+02 -2.14216308e+02
      -1.43399746e+02 6.10638228e+00 9.78202224e+01]
[11]: # Imprimos la metrica que mide la bondad de ajusto del modelo. En este caso elu
      R2 train Palermo = model Palermo.score(X train Palermo, Y train Palermo)
      R2_train_Palermo
[11]: 0.3041662677607303
[12]: #media del precio_usd_por_m2
      dataset_test_Palermo.precio_usd_por_m2.mean()
[12]: 2144.7300796479353
[13]: # Error absoluto de la media
      MAE_Test_Palermo = mean_absolute_error(Y_test_Palermo, predictions_Palermo)
     MAE_Test_Palermo
[13]: 546.7988077600213
[14]: # Raiz cuadrada de la media del error
      MSE_Test_Palermo = mean_squared_error(Y_test_Palermo, predictions_Palermo)
      MSE_Test_Palermo
[14]: 485497.1668630617
[15]: RMSE_Test_Palermo = np.sqrt(mean_squared_error(Y_test_Palermo,_u
       →predictions_Palermo))
      RMSE Test Palermo
[15]: 696.7762674367302
[16]: # Carga de los datos de la regresión lineal simple en base a la superficie
      ⇔obtenida en la notebook 2
      revision_datos = [ {'subconjunto': 'Superficie Cubierta',
          'R2_train': 0.0838,
          'MAE': 630.7234,
          'MSE': 616548.9624,
          'RMSE': 785.2063}]
```

```
# Se procede a agregar los nuevos datos obtenidos. Se analizarán al final
revision_datos.append({
    'subconjunto': 'PHs y departamentos en Palermo',
    'R2_train': R2_train_Palermo.round(4),
    'MAE': MAE_Test_Palermo.round(4),
    'MSE': MSE_Test_Palermo.round(4),
    'RMSE': RMSE_Test_Palermo.round(4),
}
```

```
[17]: dataset_test_Palermo.columns
```

2.1 Departamentos en Rosario

```
[18]: dataset_test_Rosario =

data_con_dummies[['ambientes_imputados','ambientes_train','partido_Rosario',

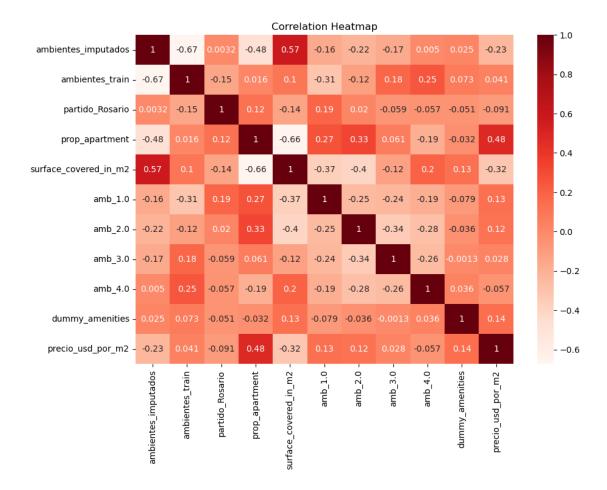
'prop_apartment', 'surface_covered_in_m2',

'amb_1.0', 'amb_2.0', 'amb_3.0', 'amb_4.0',

d'dummy_amenities',

'precio_usd_por_m2']].copy()
```

```
[19]: plt.figure(figsize=(10,7))
sns.heatmap(dataset_test_Rosario.corr(),annot=True, cmap='Reds')
plt.title("Correlation Heatmap")
plt.show()
```



```
[21]: Y_train_Rosario = X_train_Rosario["precio_usd_por_m2"]
Y_test_Rosario = X_test_Rosario["precio_usd_por_m2"]
```

```
[22]: X_train_Rosario.drop(["precio_usd_por_m2"], axis = 1, inplace = True)
X_test_Rosario.drop(["precio_usd_por_m2"], axis = 1, inplace = True)
```

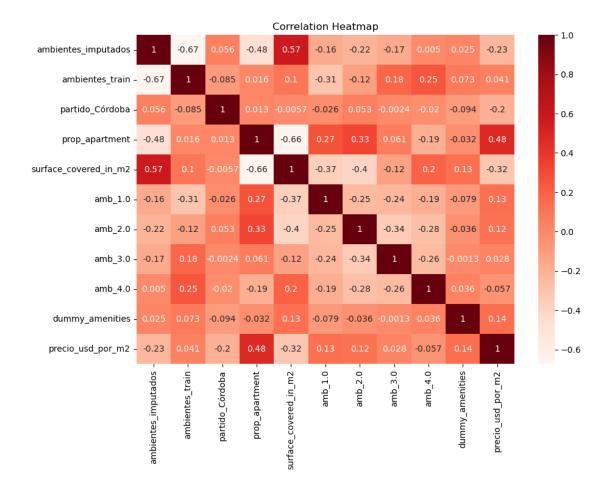
```
[23]: lm_Rosario = linear_model.LinearRegression()
# Fiteamos el modelo sobre los vectores X e Y.
model_Rosario = lm_Rosario.fit(X_train_Rosario, Y_train_Rosario)
```

[24]: # Guardamos las predicciones en un nuevo vector que llamaremos predictions.
predictions_Rosario = lm_Rosario.predict(X_test_Rosario)

```
[25]: # Imprimimos el intercepto y los coeficientes como atributos del objeto⊔
      ⇔entrenado.
      print ('Intercepto =', model_Rosario.intercept_)
      print ('RM =', model_Rosario.coef_)
     Intercepto = 1736.676553392966
     RM = [
                            6.90998092 -660.24955002 873.46690512
                                                                      -2.43768079
      -167.48544863 -228.62370865 -161.55689339
                                                    6.51610357
                                                                 95.35912435]
[26]: # Imprimos la metrica que mide la bondad de ajusto del modelo. En este caso elu
      R2_train_Rosario = model_Rosario.score(X_train_Rosario, Y_train_Rosario)
      R2 train Rosario
[26]: 0.2709089513974753
[27]: #media del precio_usd_por_m2
      dataset_test_Rosario.precio_usd_por_m2.mean()
[27]: 2144.7300796479353
[28]: # Error absoluto de la media
      MAE_Test_Rosario = mean_absolute_error(Y_test_Rosario, predictions_Rosario)
      MAE_Test_Rosario
[28]: 543.39639555003
[29]: # Raiz cuadrada de la media del error
      MSE_Test_Rosario = mean_squared_error(Y_test_Rosario, predictions_Rosario)
      MSE_Test_Rosario
[29]: 496336.43202654883
[30]: RMSE Test Rosario = np.sqrt(mean_squared_error(Y_test_Rosario,_
       →predictions_Rosario))
      RMSE_Test_Rosario
[30]: 704.5114846661826
[31]: revision_datos.append({
          'subconjunto': 'Departamentos en Rosario',
          'R2_train': R2_train_Rosario.round(4),
          'MAE': MAE_Test_Rosario.round(4),
          'MSE': MSE_Test_Rosario.round(4),
          'RMSE': RMSE_Test_Rosario.round(4),
      })
[32]: data_con_dummies.columns
```

```
[32]: Index(['property_type', 'price', 'surface_covered_in_m2', 'Partido',
             'precio_usd_por_m2', 'ambientes_train', 'ambientes_imputados',
             'ambientes_final', 'balcon', 'parrilla', 'pileta', 'patio', 'quincho',
             'gimnasio', 'sala_usos_multiples', 'cochera', 'seguridad', 'jardin',
             'frente', 'dummy amenities', 'partido Almagro',
             'partido_Almirante Brown', 'partido_Avellaneda', 'partido_Bahía Blanca',
             'partido_Balvanera', 'partido_Barracas', 'partido_Barrio Norte',
             'partido_Belgrano', 'partido_Boedo', 'partido_Caballito',
             'partido_Colegiales', 'partido_Córdoba', 'partido_Escobar',
             'partido_Esteban Echeverría', 'partido_Ezeiza', 'partido_Flores',
             'partido_Floresta', 'partido_General San Martín', 'partido_Ituzaingó',
             'partido_La Matanza', 'partido_La Plata', 'partido_Lanús',
             'partido_Lomas de Zamora', 'partido_Mar del Plata', 'partido_Monserrat',
             'partido Moreno', 'partido Morón', 'partido Nuñez', 'partido Palermo',
             'partido_Pilar', 'partido_Pinamar', 'partido_Punilla',
             'partido_Quilmes', 'partido_Recoleta', 'partido_Rosario',
             'partido_Saavedra', 'partido_San Cristobal', 'partido_San Fernando',
             'partido_San Isidro', 'partido_San Miguel', 'partido_San Telmo',
             'partido_Tigre', 'partido_Tres de Febrero', 'partido_Vicente López',
             'partido_Villa Carlos Paz', 'partido_Villa Crespo',
             'partido_Villa Devoto', 'partido_Villa Luro', 'partido_Villa Urquiza',
             'partido_Villa del Parque', 'prop_PH', 'prop_apartment', 'prop_house',
             'amb_1.0', 'amb_2.0', 'amb_3.0', 'amb_4.0', 'amb_5.0', 'amb_6.0',
             'amb_7.0'],
            dtype='object')
```

2.2 Departamentos en Córdoba

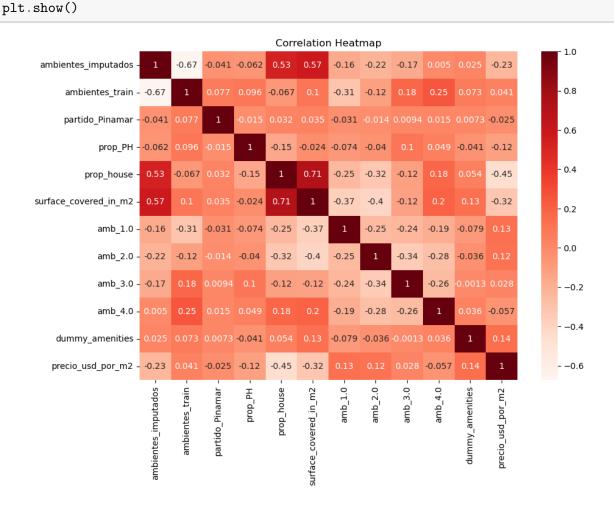


```
[36]: Y_train_Cordoba = X_train_Cordoba["precio_usd_por_m2"]
Y_test_Cordoba = X_test_Cordoba["precio_usd_por_m2"]
```

- [37]: X_train_Cordoba.drop(["precio_usd_por_m2"], axis = 1, inplace = True)
 X_test_Cordoba.drop(["precio_usd_por_m2"], axis = 1, inplace = True)
- [38]: lm_Cordoba = linear_model.LinearRegression()
 # Fiteamos el modelo sobre los vectores X e Y.
 model_Cordoba = lm_Cordoba.fit(X_train_Cordoba, Y_train_Cordoba)
- [39]: # Guardamos las predicciones en un nuevo vector que llamaremos predictions.
 predictions_Cordoba = lm_Cordoba.predict(X_test_Cordoba)

```
[40]: # Imprimimos el intercepto y los coeficientes como atributos del objeto⊔
       ⇔entrenado.
      print ('Intercepto =', model_Cordoba.intercept_)
      print ('RM =', model_Cordoba.coef_)
     Intercepto = 1597.4025444284978
     RM = [
                           28.51663871 -702.98289226 859.55220729
                                                                      -2.13657376
       -72.04363407 -130.75211031 -84.0292395
                                                  42.43494886
                                                                 88.60355416]
[41]: # Imprimos la metrica que mide la bondad de ajusto del modelo. En este caso elu
      R2_train_Cordoba = model_Cordoba.score(X_train_Cordoba, Y_train_Cordoba)
      R2 train Cordoba
[41]: 0.26668679477838786
[42]: #media del precio_usd_por_m2
      dataset_test_Cordoba.precio_usd_por_m2.mean()
[42]: 2144.7300796479353
[43]: # Error absoluto de la media
      MAE_Test_Cordoba = mean_absolute_error(Y_test_Cordoba, predictions_Cordoba)
      MAE_Test_Cordoba
[43]: 532.8317592990691
[44]: # Raiz cuadrada de la media del error
      MSE_Test_Cordoba = mean_squared_error(Y_test_Cordoba, predictions_Cordoba)
      MSE_Test_Cordoba
[44]: 477872.5431717024
[45]: RMSE Test Cordoba = np.sqrt(mean_squared_error(Y_test_Cordoba,__
       →predictions_Cordoba))
      RMSE_Test_Cordoba
[45]: 691.2832582752908
[46]: revision_datos.append({
          'subconjunto': 'Departamentos en Córdoba',
          'R2_train': R2_train_Cordoba.round(4),
          'MAE': MAE_Test_Cordoba.round(4),
          'MSE': MSE Test Cordoba.round(4),
          'RMSE': RMSE_Test_Cordoba.round(4),
      })
```

2.3 PHs y casas en Pinamar



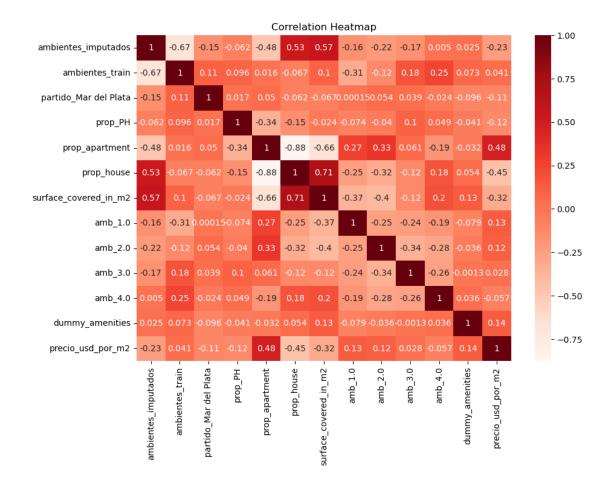
```
X_test_Pinamar = dataset_test_Pinamar[dataset_test_Pinamar.ambientes_train ==__
       →0].copy()
[50]: Y_train_Pinamar = X_train_Pinamar["precio_usd_por_m2"]
      Y_test_Pinamar = X_test_Pinamar["precio_usd_por_m2"]
[51]: X train Pinamar.drop(["precio usd por m2"], axis = 1, inplace = True)
      X_test_Pinamar.drop(["precio_usd_por_m2"], axis = 1, inplace = True)
[52]: lm Pinamar = linear model.LinearRegression()
      # Fiteamos el modelo sobre los vectores X e Y.
      model_Pinamar = lm_Pinamar.fit(X_train_Pinamar, Y_train_Pinamar)
[53]: # Guardamos las predicciones en un nuevo vector que llamaremos predictions.
      predictions_Pinamar = lm_Pinamar.predict(X_test_Pinamar)
[54]: # Imprimimos el intercepto y los coeficientes como atributos del objeto⊔
      \hookrightarrow entrenado.
      print ('Intercepto =', model_Pinamar.intercept_)
      print ('RM =', model_Pinamar.coef_)
     Intercepto = 2605.850341420789
     RM = [0.000000000e+00 -8.38104518e+00 -1.10886510e+02 -6.94315755e+02]
      -9.75835131e+02 -1.78612977e+00 -2.20882065e+02 -2.54239510e+02
      -1.76833070e+02 -5.83349790e-02 9.58545082e+01]
[55]: # Imprimos la metrica que mide la bondad de ajusto del modelo. En este caso el
      R2_train_Pinamar = model_Pinamar.score(X_train_Pinamar, Y_train_Pinamar)
      R2_train_Pinamar
[55]: 0.257537992466232
[56]: #media del precio_usd_por_m2
      dataset_test_Pinamar.precio_usd_por_m2.mean()
[56]: 2144.7300796479353
[57]: # Error absoluto de la media
      MAE_Test_Pinamar = mean_absolute_error(Y_test_Pinamar, predictions_Pinamar)
      MAE_Test_Pinamar
[57]: 565.6569598237198
[58]: # Raiz cuadrada de la media del error
      MSE_Test_Pinamar = mean_squared_error(Y_test_Pinamar, predictions_Pinamar)
      MSE_Test_Pinamar
```

```
[58]: 512502.8318431566
[59]: RMSE_Test_Pinamar = np.sqrt(mean_squared_error(Y_test_Pinamar,__
       →predictions_Pinamar))
     RMSE_Test_Pinamar
[59]: 715.8930310061389
[60]: revision_datos.append({
          'subconjunto': 'PHs y casas en Pinamar',
          'R2_train': R2_train_Pinamar.round(4),
          'MAE': MAE_Test_Pinamar.round(4),
          'MSE': MSE Test Pinamar.round(4),
          'RMSE': RMSE_Test_Pinamar.round(4),
     })
     2.4 Propiedades en Mar del Plata
[61]: dataset_test_Mardel =
       ⇔data_con_dummies[['ambientes_imputados', 'ambientes_train', 'partido_Mar del_
       ⇔Plata',
                                         'prop_PH', 'prop_apartment', u

¬'prop_house','surface_covered_in_m2',
                                         'amb_1.0', 'amb_2.0', 'amb_3.0', 'amb_4.0', __
       'precio_usd_por_m2']].copy()
[62]: plt.figure(figsize=(10,7))
     sns.heatmap(dataset_test_Mardel.corr(),annot=True, cmap='Reds')
```

plt.title("Correlation Heatmap")

plt.show()



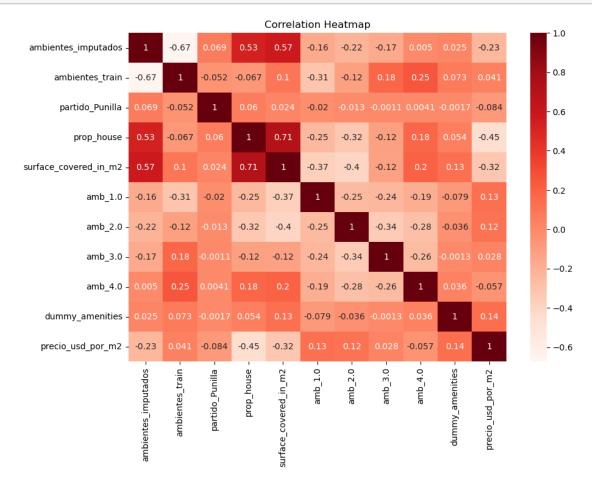
[67]: # Guardamos las predicciones en un nuevo vector que llamaremos predictions.

predictions_Mardel = lm_Mardel.predict(X_test_Mardel)

```
[68]: # Imprimimos el intercepto y los coeficientes como atributos del objeto⊔
       ⇔entrenado.
      print ('Intercepto =', model_Mardel.intercept_)
      print ('RM =', model_Mardel.coef_)
     Intercepto = 2103.2647446746455
     RM = [
                          -13.12254674 -404.34184073 -136.68959979 552.88795755
      -416.19835776 -1.68752908 -200.07088183 -229.46000357 -157.51459458
         7.93124659 85.99964885]
[69]: # Imprimos la metrica que mide la bondad de ajusto del modelo. En este caso elu
      R2 train Mardel = model Mardel.score(X train Mardel, Y train Mardel)
      R2_train_Mardel
[69]: 0.2784058918150939
[70]: #media del precio_usd_por_m2
      dataset_test_Mardel.precio_usd_por_m2.mean()
[70]: 2144.7300796479353
[71]: # Error absoluto de la media
      MAE_Test_Mardel = mean_absolute_error(Y_test_Mardel, predictions_Mardel)
     MAE_Test_Mardel
[71]: 572.0314740280461
[72]: # Raiz cuadrada de la media del error
      MSE_Test_Mardel = mean_squared_error(Y_test_Mardel, predictions_Mardel)
      MSE_Test_Mardel
[72]: 517803.57043066295
[73]: RMSE_Test_Mardel = np.sqrt(mean_squared_error(Y_test_Mardel,_u
       →predictions_Mardel))
      RMSE Test Mardel
[73]: 719.5856935978251
[74]: revision_datos.append({
          'subconjunto': 'Propiedades en Mar del Plata',
          'R2_train': R2_train_Mardel.round(4),
          'MAE': MAE Test Mardel.round(4),
          'MSE': MSE_Test_Mardel.round(4),
          'RMSE': RMSE Test Mardel.round(4),
      })
```

2.5 Casas en Punilla

```
[76]: plt.figure(figsize=(10,7))
sns.heatmap(dataset_test_Punilla.corr(),annot=True, cmap='Reds')
plt.title("Correlation Heatmap")
plt.show()
```



```
[78]: Y_train_Punilla = X_train_Punilla["precio_usd_por_m2"]
      Y_test_Punilla = X_test_Punilla["precio_usd_por_m2"]
[79]: X_train_Punilla.drop(["precio_usd_por_m2"], axis = 1, inplace = True)
      X_test_Punilla.drop(["precio_usd_por_m2"], axis = 1, inplace = True)
[80]: lm_Punilla = linear_model.LinearRegression()
      # Fiteamos el modelo sobre los vectores X e Y.
      model_Punilla = lm_Punilla.fit(X_train_Punilla, Y_train_Punilla)
[81]: # Guardamos las predicciones en un nuevo vector que llamaremos predictions.
      predictions_Punilla = lm_Punilla.predict(X_test_Punilla)
[82]: # Imprimimos el intercepto y los coeficientes como atributos del objeto.
      ⇔entrenado.
      print ('Intercepto =', model Punilla.intercept )
      print ('RM =', model_Punilla.coef_)
     Intercepto = 2460.4730834468937
     RM = \Gamma
            0.
                            2.08941487 -802.0865601 -874.03895503
                                                                      -2.00835544
      -103.05895157 -167.25404713 -145.94451386
                                                 16.26337362 103.34732951]
[83]: # Imprimos la metrica que mide la bondad de ajusto del modelo. En este caso elu
      R2 train Punilla = model Punilla.score(X train Punilla, Y train Punilla)
      R2_train_Punilla
[83]: 0.22117457203844393
[84]: #media del precio_usd_por_m2
      dataset_test_Punilla.precio_usd_por_m2.mean()
[84]: 2144.7300796479353
[85]: # Error absoluto de la media
      MAE_Test_Punilla = mean_absolute_error(Y_test_Punilla, predictions_Punilla)
      MAE_Test_Punilla
[85]: 571.6676022106707
[86]: # Raiz cuadrada de la media del error
      MSE_Test_Punilla = mean_squared_error(Y_test_Punilla, predictions_Punilla)
      MSE_Test_Punilla
[86]: 528847.3305333541
[87]: RMSE_Test_Punilla = np.sqrt(mean_squared_error(Y_test_Punilla,__
       ⇔predictions_Punilla))
```

```
RMSE_Test_Punilla

[87]: 727.2189013862017

[88]: revision_datos.append({
    'subconjunto': 'Casas en Punilla',
    'R2_train': R2_train_Punilla.round(4),
    'MAE': MAE_Test_Punilla.round(4),
    'MSE': MSE_Test_Punilla.round(4),
    'RMSE': RMSE_Test_Punilla.round(4),
    'RMSE': RMSE_Test_Punilla.round(4),
}
```

3 3) Resumen de datos

```
[89]: revision_datos
[89]: [{'subconjunto': 'Superficie Cubierta',
        'R2_train': 0.0838,
        'MAE': 630.7234,
        'MSE': 616548.9624,
        'RMSE': 785.2063},
       { 'subconjunto ': 'PHs y departamentos en Palermo',
        'R2_train': 0.3042,
        'MAE': 546.7988,
        'MSE': 485497.1669,
        'RMSE': 696.7763},
       {'subconjunto': 'Departamentos en Rosario',
        'R2_train': 0.2709,
        'MAE': 543.3964,
        'MSE': 496336.432,
        'RMSE': 704.5115},
       {'subconjunto': 'Departamentos en Córdoba',
        'R2_train': 0.2667,
        'MAE': 532.8318,
        'MSE': 477872.5432,
        'RMSE': 691.2833},
       {'subconjunto': 'PHs y casas en Pinamar',
        'R2_train': 0.2575,
        'MAE': 565.657,
        'MSE': 512502.8318,
        'RMSE': 715.893},
       {'subconjunto': 'Propiedades en Mar del Plata',
        'R2_train': 0.2784,
        'MAE': 572.0315,
        'MSE': 517803.5704,
        'RMSE': 719.5857},
```

 $\begin{tabular}{ll} \begin{tabular}{ll} \be$

'R2_train': 0.2212, 'MAE': 571.6676,

'MSE': 528847.3305, 'RMSE': 727.2189}]