Les Plus Beaux Logis de Paris Partie 1



Titre du projet : Analyser l'évolution des prix de l'immobilier avec Python

Prénom : Chehrazad

Nom: El Botout

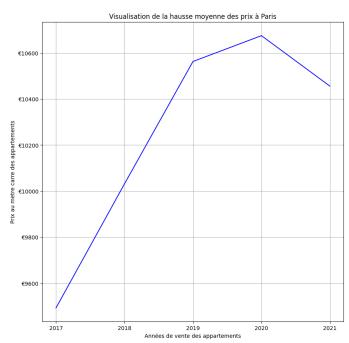
Date: 01/01/2024

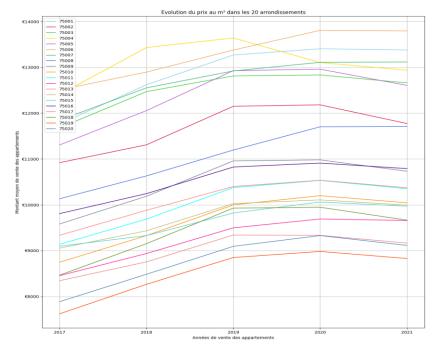
.

I. Analyse du marché de l'immobilier

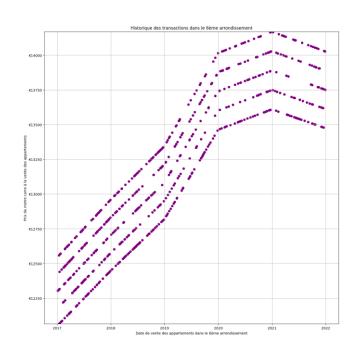
- Notre jeu de données contient les biens immobiliers à Paris entre 2017 et 2021
- Il y a deux catégories de biens : les locaux commerciaux pour lesquels il y a 1843 transactions et les appartements pour lesquels il y 24353 transactions
- Vérification du type de données et étude des relations entre les variables en créant la colonne « prix_m2 »
- Création d'un Dataframe « df_ventes_appartements » et d'une visualisation : On constate une hausse exponentielle des prix au m2 entre 2017 et 2020, puis une légère baisse entre 2020 et 2021
- Création d'un Dataframe pour avoir l'évolution des prix par arrondissement nommé:
 « df_appartements_par_arrondissements », puis d'une visualisation de l'évolution du prix au m2 dans les 20 arrondissements:
 On constate à peu près la même tendance sur tous les arrondissements.
- Nous constatons que l'évolution des prix dans le 1er arrondissement suit la tendance globale, quant au 6ème arrondissement, on observe que les prix sont globalement plus élevés que les autres et qu'ils se stabilisent à partir de 2020.

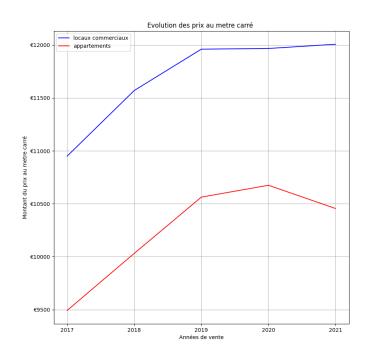
Analyse du marché de l'immobilier





Analyse du marché de l'immobilier





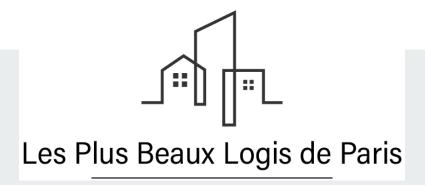
II. Méthodologie suivie

- Nous utilisons la corrélation de Spearman pour prouver la relation entre le prix au m2 et la date puis entre la valeur foncière et la surface. Les corrélations sont confirmées.
- Création d'un Dataframe qui ne contient que les locaux commerciaux puis création de la colonne « prix_m2 ».
 Nous constatons que les prix des locaux commerciaux sont plus élevés que les appartements.
- Transformation des variables catégorielles en nombre à l'aide du One hot encoder . Un tableau est donc créé avec une colonne pour chaque code postal.
- Importation du Train split avec le Sklearn model : x = Valeur réelle, y = valeur prédite
- Conversion des données en chaine de caractères (string)
- Utilisation de la méthode de la régression linéaire pour calculer le pourcentage d'erreur.

III. Résultat des prédictions

- Résultat de ma prédiction sur la valorisation au 31 décembre 2022 du portefeuille des actifs immobiliers de l'entreprise :
- Importation du dataframe portefeuille actifs puis utilisation du One hot encoder pour transformer les variables.
- Ajout de la colonne 'prediction'.
- La valorisation du segment particulier est de 71,24 millions d'euros.
- La valorisation du segment corporate est de 98,32 millions d'euros.
- Après test du modèle, nous obtenons une marge d'erreur de 6,84% sur la valeur foncière.
- Les estimations sont basées sur les données disponibles au moment de l'entraînement du modèle, les conditions du marché peuvent évoluer, ce qui peut affecter la précision des estimations.
- Les prédictions du modèle peuvent ne pas capturer toutes les nuances du marché immobilier.

Les Plus Beaux Logis de Paris Partie 2



Analysez l'évolution des prix de l'immobilier avec Python

Chehrazad

El Botout

01/01/2024

I. Méthodologie suivie

- Importation du Dataframe « échantillons à classer »
- Même nettoyage de données que pour les autres fichiers → suppression des colonnes « valeur foncière » et « surface » pour créer la colonne « prix_m2 »
- Utilisation du Kmeans pour analyser les clustering et classer nos biens dans appartements ou locaux en fonction de leur prix au m2
- La courbe de coude avec les centroïdes dans l'algorithme K-means permet de choisir visuellement le nombre optimal de clusters en identifiant le point où la courbe commence à s'aplatir, et les centroïdes représentent les centres de chaque cluster.
- Création de la colonne « label_prediction » pour afficher un tableau ou 1 représente les appartements et 0 les locaux commerciaux.

II. Résultat de la classification

```
#On affiche les résultats
df_opportunite_2['prediction_label'] = df_opportunite_2['prediction_label'].replace({0: 'locaux', 1: 'appartements'})
df_opportunite_2_sorted = df_opportunite_2.sort_values(by='prix_m2', ascending=False)
print(df_opportunite_2_sorted)
```

| | code_postal | prix_m2 | prediction_label |
|----|-------------|--------------|------------------|
| 32 | 75019 | 10113.195822 | locaux |
| 27 | 75019 | 10103.161577 | locaux |
| 1 | 75019 | 10045.572493 | locaux |
| 38 | 75019 | 9983.591800 | locaux |
| 5 | 75019 | 9982.016919 | locaux |
| 18 | 75019 | 9978.784822 | locaux |
| 26 | 75019 | 9961.146860 | locaux |
| 17 | 75019 | 9949.544452 | locaux |
| 0 | 75019 | 9871.444128 | locaux |
| 13 | 75019 | 9869.462342 | locaux |
| 22 | 75019 | 9815.972258 | locaux |
| 8 | 75019 | 9789.051438 | locaux |
| 39 | 75019 | 9771.486096 | locaux |
| 30 | 75019 | 9734.720495 | locaux |
| 36 | 75019 | 9715.531658 | locaux |
| 6 | 75019 | 9674.262777 | locaux |
| 28 | 75019 | 9597.631488 | locaux |
| 11 | 75019 | 9518.076103 | locaux |
| 3 | 75019 | 9469.142168 | locaux |
| 2 | 75019 | 9194.697790 | locaux |
| 31 | 75019 | 7666.071700 | appartements |
| 9 | 75019 | 7616.420959 | appartements |
| 29 | 75019 | 7613.514621 | appartements |
| 37 | 75019 | 7583.980837 | appartements |
| 33 | 75019 | 7577.044521 | appartements |
| 10 | 75019 | 7490.469041 | appartements |
| 4 | 75019 | 7463.610005 | appartements |
| | | | |

Ce code effectue la classification des données dans la catégorie correspondante, suite à la prédiction effectuée. Nous constatons que le prix au m2 moyen des locaux commerciaux est plus élevé que le prix des appartements. Cette conclusion suit la logique et la tendance de toute notre analyse.