

Thông tin dự án

Thông Tin Chung

Thông tin	Nội dung
Trường	Đại học Khoa học Tự nhiên - ĐHQG TP.HCM
Khoa	Toán - Tin học
Môn học	Python cho Khoa học dữ liệu
Đề tài	House price prediction in Ho Chi Minh City
Đường dẫn	python-for-ds-project

Danh Sách Thành Viên

MSSV	Tên
22110063	Hồ Quốc Nhân Hòa
22110195	Đào Xuân Tân
22110202	Lý Quang Thắng
22110245	Lê Phú Trường
22110263	Trần Lê Hữu Vinh

Mục tiêu dự án

Dự án "House Price Prediction in Ho Chi Minh City" nhằm đạt được các mục tiêu chính sau:

- Dự đoán giá bất động sản:** Xây dựng mô hình học máy để dự đoán giá bất động sản tại TP. Hồ Chí Minh dựa trên các đặc trưng quan trọng như diện tích, số phòng ngủ, số tầng, vị trí, và các yếu tố liên quan khác. Ngoài ra, mô hình cũng cần đảm bảo độ chính xác cao, giúp người mua và nhà đầu tư có thêm thông tin trong việc định giá.
- Phân tích và hiểu biết về thị trường bất động sản:** Khám phá và trực quan hóa các yếu tố ảnh hưởng lớn đến giá nhà, bao gồm khu vực, tiện ích, và tình trạng pháp lý. Đưa ra các nhận định về xu hướng giá cả tại TP. Hồ Chí Minh, từ đó cung cấp góc nhìn tổng quan cho các bên liên quan.
- Xử lý dữ liệu bất động sản thực tế:** Thu thập, xử lý, và chuẩn hóa dữ liệu bất động sản từ các nguồn trực tuyến. Khắc phục vấn đề dữ liệu thiếu và bất thường thông qua các phương pháp xử lý tiên tiến, giúp cải thiện chất lượng dữ liệu và hiệu suất mô hình.
- Phát triển hệ thống hỗ trợ quyết định:** Xây dựng công cụ dựa trên mô hình học máy, giúp người dùng dễ dàng kiểm tra và dự đoán giá bất động sản trong thời gian thực. Cung cấp giải pháp hữu ích cho cả người mua, người bán, và các nhà đầu tư trong lĩnh vực bất động sản.
- Nâng cao kỹ năng và kiến thức học thuật:** Áp dụng các kiến thức và kỹ năng học được từ môn học Python cho Khoa học dữ liệu vào một dự án thực tế. Tiếp tục học hỏi và phát triển bản thân qua việc thực hiện các công việc phức tạp và đòi hỏi sự sáng tạo.

Khuyến nghị về việc xem bài báo cáo

Để có trải nghiệm tốt nhất khi đọc báo cáo, thày/ các bạn nên xem ở báo cáo được lưu dưới dạng file HTML. Các bước thực hiện như sau:

- Mở Terminal hoặc Command Prompt và chạy lệnh sau để clone repository về máy:

```
git clone https://github.com/tandao0909/python-for-ds-project.git
```

- Mở file Report.html trong trình duyệt web để xem báo cáo.

Table of contents

- Thông tin dự án
 - Thông Tin Chung
 - Danh Sách Thành Viên
 - Mục tiêu dự án
 - Khuyến nghị về việc xem bài báo cáo
- Table of contents
- I. Data Crawling and Preprocessing
 - Thu thập dữ liệu
 - Mục tiêu
 - Quy trình thu thập dữ liệu
 - Chuyển đổi dữ liệu
 - Mục tiêu
 - Xử lý định dạng của Data Frame
 - Trích xuất dữ liệu từ cột Description và Title
 - Tổng quan, ý tưởng
 - Xử lý các dữ liệu số
 - Tạo ra các cột dữ liệu mới hữu ích cho bài toán
 - Trích xuất đặt trưng về địa chỉ
- II. EDA and Feature Engineering
 - 1. Khai báo thư viện và thiết lập
 - 2. Khám phá dữ liệu
 - 2.1. Tổng quan về dữ liệu
 - 2.1.1. Nhận xét về dữ liệu ban đầu
 - 2.1.2. Tóm tắt khả năng sử dụng dữ liệu
 - 2.2. Phân tích phân phối các biến định lượng
 - 2.3. Tình trạng dữ liệu thiếu
 - 2.4. Phân tích theo thời gian
 - 2.5. Các phát hiện chính
 - 3. Xử lý và làm sạch dữ liệu với DataProcessing.py
 - 3.1. Khai báo thư viện
 - 3.2. DataCleaner class
 - 3.2.1. Chức năng chính của DataCleaner
 - 3.2.2. Các phương thức chính của DataCleaner
 - 3.3. Các hàm khác
 - 3.4. Chạy chương trình
 - 4. Xử lý, trực quan hóa dữ liệu và Feature Engineering với Visualize.py
 - 4.1. Khai báo thư viện
 - 4.2. Lọc tọa độ theo lãnh thổ Việt Nam với hàm check_coordinates_in_vietnam
 - 4.2.1. Tham số đầu vào
 - 4.2.2. Các bước xử lý chính trong hàm
 - 4.3. Tạo bản đồ phân phối giá bất động sản với hàm visualize_real_estate_price
 - 4.3.1. RealEstateVisualizerPrice class
 - 4.3.2. Hàm visualize_real_estate_price
 - 4.4. Tạo bản đồ phân cụm và Feature Engineering với hàm visualize_real_estate_clusters
 - 4.4.1. RealEstateVisualizerClusters class
 - 4.4.2. Hàm visualize_real_estate_clusters
 - 4.5. Tạo bản đồ Heatmap dựa trên giá bất động sản với hàm visualize_real_estate_price_heatmap
 - 4.5.1. RealEstateVisualizerHeatmap class
 - 4.5.2. Hàm visualize_real_estate_price_heatmap
 - 4.6. Chạy chương trình
 - 5. Feature Selection với FeatureSelection.py
 - 5.1. Khai báo thư viện
 - 5.2. FeatureSelector class
 - 5.3. Phương pháp Variance Threshold

- 5.4. Phương pháp Select K Best
- 5.5. Phương pháp GridSearchCV
- 5.6. Phương pháp RandomizedSearchCV
- 5.7. Chạy chương trình
 - 5.7.1. Variance Threshold
 - 5.7.2. Select K Best
 - 5.7.3. GridSearchCV
 - 5.7.4. RandomizedSearchCV
- 5.8. Kết quả chọn lọc đặc trưng
- 6. Tách tập dữ liệu
- 7. Xây dựng pipeline với `HousingPipeline.py`
- III. Model Training
- IV. Model Evaluation
 - Giải thích các metric
 - Kết quả
- V. Conclusion

I. Data Crawling and Preprocessing

Thu thập dữ liệu

Mục tiêu

Thu thập dữ liệu cần thiết phục vụ cho bài toán từ trang web <https://batdongsan.vn>. Tuy nhiên bài toán đặt ra chỉ thu thập dữ liệu các bài đăng bất động sản trong khu vực thành phố Hồ Chí Minh nên nhóm thực hiện thay đổi đường dẫn để thu thập dữ liệu thành https://batdongsan.vn/filter?options=on&gia_tri_tinh_chon=1&priceMin=0&priceMax=400&areaMin=0&areaMax=500& - chỉ bao gồm các bất động sản:

- Thuộc khu vực thành phố Hồ Chí Minh
- Mức giá từ 0 triệu đến 40 tỷ
- Diện tích từ 0 đến 500m²

Kết quả của quá trình thu thập dữ liệu sẽ là một file csv trong đó chứa thông tin của các bất động sản bao gồm:

- Date: Ngày đăng tin
- Type: Loại tin
- ID: Mã bài đăng
- Title: Tiêu đề bài đăng
- Location1: Địa chỉ 1 - Quận, Thành Phố
- Location2: Địa chỉ 2 - tên đường, phường... (nằm trong chi tiết bài đăng)
- Description: Mô tả về bất động sản
- Area: Diện tích
- Bedrooms: Số phòng ngủ
- Legal: Pháp lý
- WC: Số phòng vệ sinh
- House orientation: Hướng nhà
- Furniture: Tình trạng nội thất
- Price: Mức giá (Biển mục tiêu)

Yêu cầu của đầu ra:

- Chứa đầy đủ những thông tin cần thiết.
- Dữ liệu được làm sạch phần nào, dễ đọc, và chính xác.
- Tốc độ thu thập dữ liệu phải nhanh, ít tốn tài nguyên.

Quy trình thu thập dữ liệu

Truy cập vào đường dẫn được cung cấp → Lấy ra đường dẫn dẫn đến chi tiết của các bài post, đồng thời là Location 1 (thông tin về quận của bất động sản, trong chi tiết bài post sẽ không có) → Duyệt qua các đường dẫn đã thu thập được, trích xuất thông tin chi tiết từ các bài đăng → Tổng hợp, chuẩn hóa và xuất ra file csv.

Quy trình trích xuất thông tin sử dụng một số công cụ quen thuộc trong việc crawl data như: `requests` , `BeautifulSoup` , `regex` .

Tuy nhiên việc thu thập từng trang như vậy chưa thực sự tối ưu về mặt thời gian, nên nhóm quyết định chạy script trên 10 luồng cùng một lúc bằng thư viện `ThreadPoolExecutor` .

Cách script hoạt động:

```

def get_data(start_page):
    """
    Crawl data from the website starting from the given page.

    Args:
        start_page (int): The starting page number.

    Returns:
        DataFrame: A DataFrame containing the crawled data from a specific page.
    """

    # Define the structure of the DataFrame
    # Location 1 is taken from the main page post interface, Location 2 is taken from the detailed post
    report = pd.DataFrame(columns=['Date', 'Type', 'ID', 'Title', 'Location1', 'Location2', 'Description', 'Area', 'Bedrooms', 'L'])

    # Perform data crawling from start_page to start_page + n_iter
    for i in range(start_page, start_page + n_iter):
        print(f"-----Start crawl page {i}-----")
        # Get basic information of 25 posts on the interface of page i
        try:
            response = requests.get(f"{url}page={i}")
            response.raise_for_status()
            soup = BeautifulSoup(response.text, 'html.parser')
            # Select the elements containing the links to the posts
            elements = soup.select('#danhmuc > div:nth-of-type(2) > div:nth-of-type(1) > div:nth-of-type(2) > a')
            # Extract and clean the location1 information from the selected elements (location 1 includes district and city names
            location1 = [item.text.replace('\n', '').strip() for item in soup.select('.card-content .description')]
            location1 = [' '.join(item.split()) for item in location1]
        except requests.RequestException as e:
            print(f"Error fetching page {i}: {e}")
            continue

        # Extract the links of the posts from elements
        links = [element['href'] for element in elements]
        n = len(links)
        data = []
        # Crawl data from each post
        for j in range(n):
            try:
                post_response = requests.get(links[j])
                post_response.raise_for_status()
                post_soup = BeautifulSoup(post_response.text, 'html.parser')
                # Extract the title
                title = post_soup.select_one('h1').text
                # Extract the location 2 (street name, ward)
                location2 = post_soup.select_one('.footer').text.strip().split('\n')[0]
                # Extract the description of the post
                description = post_soup.select_one('#more1').text.strip()
                # Extract the params (Area, Bedroom, Legal, WC, House orientation, Furniture, Price) of the post
                params = get_params(post_soup.select_one('.box-characteristics').text)
                # Extract the post information (Date, Type, ID)
                post_info = [item.text.strip() for item in post_soup.select('.row.mat-42 .box-text .col .value')]
                # Concatenate all extracted information into a single list
                tmp = post_info + [title, location1[j], location2, description] + params
                print(f"\tCrawled post {j+1}/{n} on page {i}")
            except requests.RequestException as e:
                print(f"Error fetching post {links[j]}: {e}")
                continue
            except Exception as e:
                print(f"Error extracting data from post {links[j]}: {e}")
                continue
            # Append the extracted information to the data list
            data.append(tmp)
        # If data is not empty, convert it to a DataFrame and save it to a CSV file
        if data:
            # Convert list data of a page to a DataFrame and save it to a CSV file
            matrix_data = np.vstack([item for item in data])

```

```

data_page = pd.DataFrame(matrix_data, columns=report.columns)
data_page.to_csv(f'data/page{i}.csv', sep='\t', index=False)
# Concatenate the data of the page to the report
report = pd.concat([report, data_page], axis=0)
report.set_index(np.arange(len(report)), inplace=True)
print(f"-----Page{i} - Done!-----\n\n")

return report

```

Về cơ bản đoạn script bên sõ được sử dụng để thu thập dữ liệu của `n_iter` trang, với trang bắt đầu crawl là `start_page`.

Giao diện của một trang sõ như sau:

The screenshot shows a real estate search interface. At the top, there's a navigation bar with categories like Nhà đất bán, Nhà đất cho thuê, Dự án, Tin tức, Sự kiện, Chuyên đề, and Thư viện. Below the search bar, there are filters for Chọn loại nhà đất (Bán Nhà), Khu vực & Dự án (Toàn quốc), Mức giá (Tất cả), and Diện tích (Tất cả). The main content area shows three property posts:

- VƯƠNG THỦA VŨ - DT 51.5M X6T - MT 3M - 15.9TỶ - Ô TÔ TRÁNH - KD SÀM UẤT**
Thanh Xuân, Hà Nội
51 m² 4 Phòng ngủ 5 WC
15 tỷ 900 triệu
6 giờ trước
- Hiếm đường Cầu Giấy 48m2, 3T, MT5.2m view Hồ Quận Ủy lô góc 3 thoáng vỉ hè ô tô**
Cầu Giấy, Hà Nội
48 m² 2 Phòng ngủ 2 WC
20 tỷ
6 giờ trước
- Siêu phẩm nhà 2,5 tầng full nội thất Luxury tại K44 Nguyễn Văn Linh, Đà Nẵng**
Hải Châu, Đà Nẵng
53 m² 3 Phòng ngủ 3 WC
3 tỷ 950 triệu
6 giờ trước

To the right, there are two filtering panels:

- Lọc theo khoảng giá** (Filter by price range):
 - Thỏa thuận
 - < 500 triệu
 - 500 - 800 triệu
 - 800 triệu - 1 tỷ
 - 1 - 2 tỷ
 - 2 - 3 tỷ
 - 3 - 5 tỷ
 - 5 - 7 tỷ
 - 7 - 10 tỷ
 - 10 - 20 tỷ
 - 20 - 30 tỷ
 - 30 - 40 tỷ
 - 40 - 60 tỷ
 - Trên 60 tỷ
- Lọc theo diện tích** (Filter by area):
 - ≤ 30 m²
 - 30 - 50 m²
 - 50 - 80 m²
 - 80 - 100 m²

Trong một trang như vậy, script sõ trích xuất hai đối tượng:

- elements các box của post → từ đây ta có thể lấy được đường dẫn đến các bài đăng.
- `location1` - địa chỉ chung của bài bất động sản (quận, thành phố), thông tin này chỉ được cung cấp ở giao diện page, không xuất hiện trong giao diện chi tiết bài đăng.

Sau khi đó được link của những bài post xuất hiện trong trang, ta sẽ tiến hành trích xuất dữ liệu như:

Date, Type, ID, Title, Location2, Description, Area, Bedrooms, Legal, WC, House orientation, Furniture, Price các bài đăng chi tiết:



Trang chủ / Bán Nhà / Đà Nẵng / Hải Châu / Siêu phẩm nhà 2,5 tầng full nội thất Luxury tại K44 Nguyễn Văn Linh, Đà Nẵng

Siêu phẩm nhà 2,5 tầng full nội thất Luxury tại K44 Nguyễn Văn Linh, Đà Nẵng

Đường Nguyễn Văn Linh, Nam Dương

Mức giá	Diện tích	Phòng ngủ
3 tỷ 950 triệu	53 m ²	3 Phòng ngủ



Thông tin mô tả

Siêu phẩm nhà 2,5 tầng full nội thất Luxury tại K44 Nguyễn Văn Linh, Đà Nẵng là một lựa chọn tuyệt vời cho những ai đang tìm kiếm một ngôi nhà hiện đại, đầy đủ tiện nghi. Với thiết kế tinh tế, cấu trúc hợp lý, và vị trí thuận... ...

Xem Thêm

Đặc điểm bất động sản

Loại tin đăng:

Diện tích	53 m ²	Số phòng ngủ	3 phòng
Pháp lý	Sổ đỏ/ Sổ hồng	Mức giá	3 tỷ 950 triệu
Số toilet	3 phòng		

Riêng với dữ liệu được lưu trong element `box-characteristics` (html) thì sau khi đưa về dạng text, nhóm thiết kế thêm một bộ lọc để trích xuất các thông tin cần thiết về thông số của căn nhà trong đoạn text này (element này ở các bài post khác nhau có thể khác nhau, có bài có Hướng nhà, Hướng ban công, có bài thậm chí còn không có Số phòng ngủ, WC). Việc trích xuất các thông tin từ đoạn text do hàm `get_params` đảm nhận.

```

def get_params(text):
    """
    Extract parameters from the given text using regular expressions.

    Args:
        text (str): The text to extract parameters from.

    Returns:
        list: A list of extracted parameters (Area, Bedroom, Legal, WC, House orientation, Furniture, Price).
    """

    # Regular expressions pattern for extracting parameters
    reg_pattern = {
        "Area": "Diện tích\s+(\d+)",
        "Bedroom": "Số phòng ngủ\s+(\d+)",
        "Legal": "Pháp lý\s+([\^\n]+)",
        "WC": "Số toilet\s+(\d+)",
        "House orientation": "Hướng nhà\n+\s+(.+)",
        "Furniture": "Nội thất\n+\s+(.+)",
        "Price": "Mức giá\n+\s+(.+)"
    }

    # Perform the search for information according to the given pattern, if not found, return np.nan
    params = []
    for name in reg_pattern:
        try:
            params.append(re.search(r"{}".format(reg_pattern[name]), text).group(1))
        except:
            params.append(np.nan)
    return params

```

`get_params` nhận vào một đoạn text sau đó sử dụng `regex` để trích xuất thông tin cần thiết:

`Area, Bedroom, Legal, WC, House orientation, Furniture, Price`. Nếu thông tin nào bị khuyết thì điền bằng `nan`.

Sau khi đã hoàn tất tất cả các qui trình trên thì script sẽ chuyển data thu thập được trong một trang thành DataFrame, lưu lại dưới dạng `page*.csv`. Sau đó gộp vào DataFrame `report` - chứa dữ liệu cuối cùng cho quá trình cào.

Tuy nhiên như đã đề cập ở trên, việc cào từng trang như vậy vẫn chưa thực sự tối ưu về mặt thời gian. Nên ta sử dụng đa luồng để giải quyết vấn đề này

```

# Create a ThreadPoolExecutor with 10 threads to crawl data faster
with ThreadPoolExecutor(max_workers=10) as executor:
    # Submit tasks to the executor
    futures = [executor.submit(get_data, start_page) for start_page in num_pages]
    # Collect results from the futures
    list_report = [future.result() for future in futures]

```

Đoạn code trên tạo một `ThreadPoolExecutor` với 10 luồng. Sau đó, gửi các tác vụ thu thập dữ liệu `get_data` cho từng trang bắt đầu trong `num_pages` đến nhóm luồng này. Mỗi tác vụ được gửi dưới dạng một future. Cuối cùng, nó thu thập kết quả từ các future này và lưu trữ chúng trong danh sách `list_report`.

Nhóm tiền hành crawl data trên 500 trang trên 10 luồng thì `num_pages` (list lưu `start_page` cho từng luồng) và `num_iter` (quy định số trang mà mỗi luồng sẽ cào) sẽ được set như sau:

```

# List of starting pages for each thread
num_pages = [1, 51, 101, 151, 201, 251, 301, 351, 401, 451]
# Number of iterations (pages) to crawl per thread
n_iter = 50

```

Sau đó script thực hiện concat tất cả DataFrame trong `list_report` và lưu lại dưới dạng file csv

```

# Concatenate all results into a single DataFrame
df = pd.concat(list_report, axis=0)
# Save the final DataFrame to a CSV file
df.to_csv('raw_data.csv', sep='\t')

```

Chuyển đổi dữ liệu

Mục tiêu

Sau khi mà cào dữ liệu từ web xong, chúng tôi tiến hành chuyển hóa dữ liệu thô thế này:

Unnamed: 0	Date	Type	ID	Title	Location1	Location2	Description	Area	Bedrooms	Legal	WC	oi
2	22/07/2024	Tin Thườn g	115827	Bán nhà 2.6 tỷ Lý Thường Kiệt Q10, NHÀ ĐẸP 3 Tầng	Quận 10, Hồ Chí Minh	Đường Lý Thường Kiệt, 14	+ Kết cấu: Nhà 3 tầng, 3WC, có thể ở ngay.	16	4.0	Sở đở/ Sở hòng	3.0	N
3	22/07/2024	Tin Thườn g	115833	Nhà Quận 6 Chỉ 3 Tỷ - DTSD >150m ² - 5 TẦNG BTC	Quận 6, Hồ Chí Minh	Phường 14, Quận 6, Hồ Chí Minh	Nhà Quận 6 Chỉ 3 Tỷ - DTSD >150m ² - 5 TẦNG BTC	32	4.0	Sở đở/ Sở hòng	NaN	N
4	22/07/2024	Tin Thườn g	115834	Bán nhà HẺM XE HƠI TRÁNH TÂN HOÁ, chỉ 4.6 TỶ,	Quận 6, Hồ Chí Minh	Đường Tân Hóa, 10	Bán nhà HẺM XE HƠI TRÁNH TÂN HOÁ, chỉ 4.6 TỶ,	38	NaN	Sở đở/ Sở hòng	4.0	N

Thành một dữ liệu sạch, sử dụng tốt như thế này:

id	price	area	bedrooms	wc	n_floors	car_place	house_orientation	furniture	facade	legal	street	district
115827	2.6	16	4.0	3.0	3.0	False	NaN	NaN	False	sở đở/ sở hòng	lý thường kiệt	quận 10
115833	3.0	32	4.0	NaN	5.0	True	NaN	NaN	False	sở đở/ sở hòng	NaN	quận 6

id	price	area	bedrooms	wc	n_floors	car_place	house_orientation	furniture	facade	legal	street	district
115834	4.6	38	3.0	4.0	3.0	True	Nan	Nan	False	số đỏ/ số hồng	tân hóa	quận 6

Xử lý định dạng của Data Frame

Đầu tiên ta đậm vào mắt ta là một cột vô dụng mang tên `Unnamed: 0`, nó là một cột index dư thừa, nên sẽ được loại bỏ ngay trong bước đầu tiên. Sau đó thì ta tiến hành xử lý chuẩn hóa tên các cột trong Data Frame, đưa các tên về chữ thường và nếu có 2 từ trở lên sẽ được nối với nhau bằng `_`. Hơn nữa, với mỗi cột ta đều chuẩn hóa dữ liệu không phải số thành chữ thường hết. Tất cả các bước sau được gói gọn trong hàm:

```
def process_df_format(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    """
    Process a DataFrame by converting column names to snake_case and converting
    all string values in object columns to lowercase.
    """
    if "Unnamed: 0" in df.columns:
        df = df.drop(columns='Unnamed: 0', axis=1)
    df.columns = df.columns.str.replace(' ', '_').str.lower()
    object_columns = df.select_dtypes(include='object').columns
    df[object_columns] = df[object_columns].apply(lambda col: col.str.lower())
    return df
```

Trích xuất dữ liệu từ cột Description và Title

Tổng quan, ý tưởng

Đối với bài toán hồi quy dự đoán giá nhà dựa vào các đặc trưng phổ biến như `diện tích`, `số phòng ngủ`, `số phòng tắm`, `số tầng`... nhưng trong bộ dữ liệu thô lại thiếu đi quá nhiều do tính chất của trang web. Một vài post sẽ cho người đăng viết mô tả về căn nhà (trong đó có thể gồm các thông tin trên), nhưng người dùng lại không hề nhập tay vào ô `số phòng ngủ`, `số toilet`, Từ đó dẫn tới việc thiếu đi dữ liệu trong quá trình cào.

Ta quan sát một số ví dụ:

Unnamed: 0	Date	Type	ID	Title	Location1	Location2	Description	Area	Bedrooms	Legal	WC	ori
4	22/07/2024	Tin Thườn g	115834	Bán nhà HÈM XE HƠI TRÁNH TÂN HOÁ, chỉ 4.6 TỶ,	Quận 6, Hồ Chí Minh	Đường Tân Hóa, 10	Bán nhà HÈM XE HƠI TRÁNH TÂN HOÁ, chỉ 4.6 TỶ,	38	Nan	Số đỏ/ Số hồng	4.0	Na

Ta thấy cột `Bedrooms` là `Nan` nhưng hãy cùng quan sát phần `Description` của dữ liệu này:

Bán nhà HÈM XE HƠI TRÁNH TÂN HOÁ, chỉ 4.6 TỶ, KHU AN NINH, YÊN TĨNH, DÂN TRÍ CAO

- Diện tích : 3.95mx9.5m

- Kết cấu 3 tầng với 3 PN , 3WC.

- Hèm nhựa 6m xe hơi tránh, thông qua Đặng Nguyên Cản

Ta tìm được thông tin "3 PN" trong phần mô tả này, nên từ đó ta có gắng trích xuất chúng và giảm thiểu số lượng dữ liệu NaN nhất có thể. Chính vì vậy dữ liệu sau khi xử lý mới có số phòng ngủ là 3:

id	price	area	bedrooms	wc	n_floors	car_place	house_orientation	furniture	facade	legal	street	district
115834	4.6	38	3.0	4.0	3.0	True	NaN	NaN	False	sở đô/ sở hồng	tân hóa	quận 6

Trước hết ta cần hiểu được một cách tổng quan về **Regex**:

Regex (Regular Expressions) là một công cụ mạnh mẽ dùng để tìm kiếm, khớp mẫu (pattern matching), và xử lý chuỗi văn bản. Regex thường được sử dụng trong xử lý dữ liệu, kiểm tra chuỗi, và trích xuất thông tin từ dữ liệu không cấu trúc.

Ở phần sau, ta sẽ áp dụng toàn bộ phương pháp để trích xuất thông tin từ cả `Description` và `Title`.

Xử lý các dữ liệu số

Ta cần xem qua hai hàm phụ trợ chính trong việc trích xuất này là hàm `process_number` và `process_boolean` trong đó:

- `process_number` được sử dụng để tìm kiếm số đầu tiên phù hợp với mẫu regex. Đầu tiên nó kiểm tra nếu chuỗi đầu vào là dữ liệu khuyết nó sẽ trả về khuyết luôn. Sau đó, tim kiếm mẫu regex trong chuỗi mô tả, nếu có trả về số đầu tiên.

```
def process_number(description: str, pattern: str) -> pd.NA:
    """
    Extract the first number found in the string that matches the given pattern.
    """
    if pd.isnull(description):
        return pd.NA
    match = re.search(pattern, description)
    if match:
        return int(re.findall(r"\d+", match.group())[0])
    return pd.NA
```

- `process_boolean` xác định xem một chuỗi mô tả có chứa mẫu regex cụ thể hay không. Tương tự cũng sẽ có bước kiểm tra dữ liệu khuyết. Sau đó, trả về `True` nếu có sự tồn tại của mẫu regex trong chuỗi, ngược lại trả về `False`.

```
def process_boolean(description: str, pattern: str) -> bool:
    """
    Check if the input string matches the given pattern.
    """
    if pd.isnull(description):
        return pd.NA
    return bool(re.search(pattern, description))
```

Từ đó các hàm xử lý dữ liệu khuyết sẽ có một "workflow" tương tự nhau như sau: *thiết kế regex pattern → tìm kiếm → điền vào dữ liệu khuyết*.

1. Xử lý số phòng ngủ

Hàm chính của chúng ta là `process_bedroom`, trong đó regex pattern được thiết kế để bắt gặp được các trường hợp phổ biến đã được ta kiểm tra bằng thực nghiệm với bộ dữ liệu thô như sau:

- 2pn
- 3 phòng ngủ
- 5 ngủ
- ...

Vì là tiếng Việt phong phú, nên các ví dụ trên còn có thể viết dưới dạng không dấu nên cuối cùng regex pattern mà ta thiết kế cho trường hợp này sẽ là như sau:

```
pattern = r"\d+\s?(pn|phòng ngủ|phong ngu|phòng ngul|phong ngū|phòng ngū|ngù)"
```

2. Xử lý số nhà vệ sinh

Tương tự với cách làm việc như trên, hàm chính cho việc này sẽ là `process_bathroom`, và các trường hợp phổ biến trong dữ liệu thô là:

- 2wc

- 3 toilet
- 1 vệ sinh
- ...

Từ đó ta có regex pattern sau cho trường hợp này là:

```
pattern = r"\d+\s?(wc|toilet|vs|vệ sinh|ve sinh|nhà vệ sinh|nhà vs)"
```

3. Xử lý số tầng

Số tầng là theo chúng tôi nghĩ là một đặc trưng rất quan trọng trong bài toán hồi quy tiên đoán giá nhà này, và trên web không hề có thuộc tính này. Nhưng may mắn thay, trong phần mô tả các người đăng rất hay mô tả đặc điểm này, nên chúng tôi cũng cố gắng sử dụng Regex để trích xuất được. Xét ví dụ đã thấy ở trên:

Bán nhà HẺM XE HƠI TRÁNH TÂN HOÁ, chi 4.6 TỶ, KHU AN NINH, YÊN TĨNH, DÂN TRÍ CAO

- Diện tích : 3.95mx9.5m

-Kết cấu 3 tầng với 3 PN , 3WC.

-Hẻm nhựa 6m xe hơi tránh, thông qua Đặng Nguyên Cẩn

Ms Tuyền 0909.738.688 - Zalo 24/24 - Tư vấn pháp lý - Hồ trợ miễn phí

Ta rõ ràng biết được rằng số tầng là 3 và thông qua kiểm tra thực nghiệm, chúng tôi cũng thấy được cách mô tả phổ biến là:

- 2 lầu
- 3 tầng
- 4 tấm
- ...

Vì vậy để bao quát được các mẫu đó, chúng tôi đã thiết kế regex pattern cho trường hợp này như sau:

```
pattern = r"\d+\s?(lầu|tầng|tấm|tang|lau|tam)"
```

Ngoài ra, chúng tôi thấy được có nhiều phần mô tả không đề cập tới vấn đề số tầng, nhưng lại có một mô tả về căn nhà là "nhà cấp 4", mà đó nghĩa là nhà 1 tầng. Nên chúng tôi thiết kế một mảng các từ có thể là mô tả nhà cấp 4 như sau:

```
level4 = ["cấp 4", "c4", "cap 4", "cap4"]
```

Bất cứ từ nào nằm trong phần mô tả thì sẽ trả về số tầng là 1 ngay.

4. Xử lý mức giá

Ta xem qua hàm `process_price` được thiết kế để xử lý và chuẩn hóa dữ liệu giá bất động sản từ chuỗi mô tả dạng tự do sang dạng số thực.

```
def process_price(price: str) -> float:
    """
    Convert a price string to a float value based on the format "x tỷ y triệu" or similar.
    """

    if pd.isnull(price) or "tháng" in price:
        return pd.NA

    numbers = re.findall(r"\d+", price)
    if "tỷ" in price:
        if len(numbers) == 1:
            return float(numbers[0])
        elif len(numbers) == 2:
            return float(numbers[0]) + float(numbers[1]) / 1000
    elif len(numbers) == 1:
        number = float(numbers[0])
        if number <= 500:
            return pd.NA
        return number / 1000
    return pd.NA
```

Hàm này chủ yếu tập trung vào việc trích xuất giá trị từ các định dạng giá phổ biến như:

- "2 tỷ 500 triệu"
- "3 tỷ"
- "400 triệu"

- ...

Cách hoạt động: Đầu tiên, kiểm tra các giá trị NaN hay các giá trị rác không phải mô tả về mức giá. Tiếp theo, sử dụng regex `re.findall(r"\d+", price)` để trích xuất tất cả các số trong chuỗi. Hàm kiểm tra các từ khóa quan trọng như "tỷ" và "triệu" để xử lý giá theo hai trường hợp chính:

- **Trường hợp 1:** Giá trị chứa từ "tỷ"

a) Cấu trúc phổ biến:

- x tỷ: Chỉ có số nguyên tỷ (vd: "3 tỷ").
- x tỷ y triệu: Bao gồm cả tỷ và triệu (vd: "2 tỷ 500 triệu").

b) Xử lý:

- Nếu chỉ có x tỷ, giá trị được chuyển đổi trực tiếp thành float từ số nguyên tỷ.
- Nếu có cả x tỷ và y triệu, giá trị được tính bằng công thức:

```
float(numbers[0]) + float(numbers[1]) / 1000
```

(1 triệu = 0.001 tỷ).

- **Trường hợp 2:** Giá trị không chứa "tỷ" nhưng có "triệu"

a) Cấu trúc phổ biến:

- x triệu: Chỉ có giá trị triệu (vd: "400 triệu").

b) Xử lý:

- Số được chia cho 1000 để chuyển đổi từ triệu sang tỷ:

```
number / 1000
```

- Nếu giá trị triệu quá nhỏ (≤ 500), giả định đây không phải là giá bán hợp lệ và trả về `pd.NA`.

Tạo ra các cột dữ liệu mới hữu ích cho bài toán

Ngoài việc chuẩn hóa giá cả và thông tin cơ bản như số phòng ngủ, phòng vệ sinh, và số tầng, các hàm dưới đây được thiết kế để trích xuất thông tin chi tiết hơn về các đặc điểm liên quan đến vị trí, tiện ích, và tính năng của bất động sản. Điều này giúp cải thiện khả năng phân tích và đánh giá giá trị tài sản.

Trong phần này, chúng tôi vẫn cố gắng khai thác tối đa thông tin từ cột `Description` và `Title` để lấy ra được những đặc trưng mà chúng tôi thấy hữu ích trong bài toán hồi quy tiền đoán này. Quy trình làm việc vẫn là cố gắng thiết kế các regex pattern mà có thể thể hiện được "sự tồn tại" của biến sắp được tạo ra trong `Description` hay `Title`.

1. Xử lý không gian đỗ xe hơi:

Hàm `process_car_place` được thiết kế để kiểm tra xem bất động sản có không gian dành cho đỗ xe hoặc gara hay không, một yếu tố quan trọng trong việc đánh giá sự tiện nghi.

Cách hoạt động:

- Sử dụng regex để nhận diện các từ khóa liên quan đến đỗ xe trong chuỗi mô tả, bao gồm:
- "gara", "đỗ ô tô", "xe hơi", "hầm xe", "sân đỗ", "hèm xe hơi", "hèm xe tải", "oto", v.v.
- Trả về `True` nếu tìm thấy từ khóa trong mô tả, `False` nếu không tìm thấy.

Sau đây là pattern đầy đủ:

```
pattern = r"vara|đỗ ô tô|xe hơi|ô tô tránh|hầm xe|hầm|nhà xe|đỗ|ô tô|ôtô|sân đỗ|hèm xe hơi|hvh|oto|hèm xe tải"
```

Ý nghĩa: Hàm này giúp nhận diện bất động sản phù hợp với người mua có yêu cầu về đỗ xe, đặc biệt ở các khu vực thành phố lớn nơi không gian đỗ xe là một yếu tố ưu tiên.

2. Xử lý thông tin mặt tiền:

Chúng tôi sử dụng hai hàm để có thể trích xuất được thông tin mặt tiền là `process_facade_step1` và `process_facade_step2`. Hai hàm này được sử dụng để xác định vị trí của bất động sản liên quan đến mặt tiền, với hai trường hợp cụ thể:

- 2.1. Hàm `process_facade_step1`

Sử dụng regex để tìm kiếm các cụm từ mô tả trực tiếp mặt tiền như: "mặt tiền", "mặt phô", "mặt đường", "mat tien". Trả về `True` nếu bất động sản nằm trực tiếp trên mặt tiền đường, ngược lại trả về `False`

Ví dụ:

```
description = "Nhà nằm ở mặt tiền đường lớn, thích hợp kinh doanh."
result = process_facade_step1(description)
print(result) # Output: True
```

- 2.2. Hàm `process_facade_step2`

Hàm này sẽ nhận dạng các từ khóa mô tả việc bất động sản có khoảng cách gần mặt tiền như: "cách mặt tiền", "sát mặt tiền", "cách mặt phố", "sát mặt phố". Trả về `True` nếu bất động sản gần mặt tiền, ngược lại trả về `False`.

Ví dụ:

```
description = "Nhà cách mặt tiền đường 10m, thuận tiện di chuyển."
result = process_facade_step2(description)
print(result) # Output: True
```

Sau cùng chúng tôi sẽ lấy giao của `process_facade_step1` và phủ định của `process_facade_step2`, từ đó xác định được việc bất động sản có phải tọa lạc ở mặt tiền hay không.

Ý nghĩa: Những hàm này cho phép phân tích tự động các đặc điểm chi tiết của bất động sản dựa trên mô tả tự do. Khi kết hợp với các hàm xử lý khác (giá cả, số phòng ngủ, phòng vệ sinh), hệ thống có thể:

- Đưa ra các đánh giá tổng quan và chi tiết hơn về bất động sản.
- Tăng khả năng lọc và tìm kiếm bất động sản phù hợp với nhu cầu cụ thể của người dùng (ví dụ: ưu tiên mặt tiền, có gara).
- Cải thiện độ chính xác trong định giá và phân tích giá trị tài sản.

Trích xuất đặt trưng về địa chỉ

Bởi vì dữ liệu ban đầu chỉ có các cột địa chỉ cần được là `Location1` và `Location2` với:

- `Location1` là dữ liệu về quận và thành phố
- `Location2` là địa chỉ chi tiết

Ví dụ trong hai hình ảnh sau:

Bán Nhà kề HXH Chu Văn An 3.5x10, 4 Tầng 3PN Chỉ Nhỉnh 5 Tỷ

Bình Thạnh , Hồ Chí Minh

35 m² 3 Phòng ngủ 4 WC

5 tỷ 500 triệu

7 giờ trước

Bán Nhà kề HXH Chu Văn An 3.5x10, 4 Tầng 3PN Chỉ Nhỉnh 5 Tỷ

Đường Chu Văn An, 12

`Location1` sẽ là "Bình Thạnh , Hồ Chí Minh" và `Location2` sẽ là "Đường Chu Văn An, 12". Nhưng có rất nhiều điểm dữ liệu mà không thu được `Location2` có định dạng tốt như thế, ví dụ như:

Location1	Location2
Bình Chánh , Hồ Chí Minh	TÂN KIÊN BÌNH CHÁNH
Quận 6 , Hồ Chí Minh	Phường 14, Quận 6, Hồ Chí Minh
Bình Chánh , Hồ Chí Minh	123 Phu Dong
Quận 4 , Hồ Chí Minh	Phố Âm Thực Vĩnh Khánh
Quận 7 , Hồ Chí Minh	41/36/1g chuyên dùng 9, p Phú Mỹ q7
Quận 10 , Hồ Chí Minh	606 đường 3/2, P14, Q10

Các `Location2` có nhiều hàng có cả số nhà, tên đường, phường và quận và format rất khác nhau. Và đa số là không có số nhà, nên chúng tôi sẽ chỉ trích xuất tên đường và quận của một điểm dữ liệu mà thôi.

Về Quận thì `Location1` là một cột dữ liệu sạch, nên dễ dàng bằng cách lấy các phần ở trước dấu phẩy.

Còn về đường thì chúng tôi cố gắng cào tất cả các đường của từng quận trên địa bàn thành phố Hồ Chí Minh sau đó dùng các vòng lặp, kết hợp với điều kiện rẽ nhánh để đưa về cùng một định dạng.

Và kết quả sau khi áp dụng bộ lọc là: (với "123 Phu Dong" bị loại bỏ)

Street	District
tân kiên	bình chánh
NaN	quận 6
vĩnh khánh	quận 4
chuyên dùng	quận 7
3/2	quận 10

Chi tiết việc cào tất cả tên đường ở [crawl_street_names.py](#)

II. EDA and Feature Engineering

1. Khai báo thư viện và thiết lập

Phần này tập trung vào việc khai báo các thư viện và thiết lập môi trường để thực hiện phân tích dữ liệu. Các thư viện bao gồm cả các công cụ xử lý dữ liệu, trực quan hóa, và các tiện ích chuyên biệt. Các thư viện được sử dụng nhằm mục đích tối ưu hóa quy trình xử lý và phân tích dữ liệu.

```
import webbrowser
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

from sklearn.model_selection import train_test_split, RandomizedSearchCV, GridSearchCV, cross_val_score
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.feature_selection import (
    VarianceThreshold, SelectKBest, f_regression, mutual_info_regression
)

# Custom imports from local modules
from DataProcessing import DataCleaner, del_col
from Visualize import (
    check_coordinates_in_vietnam,
    visualize_real_estate_price,
    visualize_real_estate_clusters,
    visualize_real_estate_price_heatmap
)
```

- **Thư viện cơ bản và tổng quát**

- `webbrowser` : Tương tác với trình duyệt web để mở báo cáo hoặc bản đồ.
- `numpy` : Thư viện cơ bản cho tính toán số học, đặc biệt xử lý mảng và các phép toán toán học.
- `pandas` : Xử lý và phân tích dữ liệu dạng bảng.

- **Thư viện trực quan hóa**

- `matplotlib.pyplot` : Công cụ tạo biểu đồ từ mức độ cơ bản.
- `seaborn` : Tăng cường `matplotlib` với giao diện trực quan hơn cho biểu đồ thống kê.

- **Thư viện học máy**

- `sklearn.model_selection` :
 - `train_test_split` : Chia dữ liệu thành tập huấn luyện và kiểm tra.

- RandomizedSearchCV & GridSearchCV : Tìm kiếm tham số tối ưu bằng cách thử ngẫu nhiên hoặc toàn diện.
- cross_val_score : Đánh giá hiệu suất mô hình qua cross-validation.
- sklearn.ensemble :
 - RandomForestRegressor : Mô hình hồi quy dạng tập hợp mạnh mẽ và linh hoạt.
- sklearn.feature_selection :
 - VarianceThreshold : Loại bỏ các đặc trưng có độ biến thiên thấp.
 - SelectKBest : Chọn K đặc trưng tốt nhất dựa trên kiểm định thống kê như f_regression hoặc mutual_info_regression .
- Các mô-đun tuỳ chỉnh:
 - Mô-đun DataProcessing
 - DataCleaner : Công cụ làm sạch và tiền xử lý dữ liệu.
 - del_col : Hàm xóa các cột không cần thiết hoặc không liên quan.
 - Mô-đun visualize
 - check_coordinates_in_vietnam : Kiểm tra tọa độ có nằm trong lãnh thổ Việt Nam hay không.
 - visualize_real_estate_price : Trực quan hóa giá dựa trên giá cả.
 - visualize_real_estate_clusters : Hiển thị các cụm dựa trên vị trí hoặc giá.
 - visualize_real_estate_price_heatmap : Tạo biểu đồ nhiệt cho giá cả, có thể biểu diễn trên bản đồ.

2. Khám phá dữ liệu

2.1. Tổng quan về dữ liệu

id	price	area	bedrooms	wc	n_floors	car_place	house_orientation	furniture	facade	legal	street	district
121356	0.79	57	2.0	2.0	NaN	False	NaN	cơ bản	False	sở đỏ/sở hồng	tân kiên	bình chánh
121355	0.10	80	19.0	NaN	NaN	False	NaN	nội thất đầy đủ	True	NaN	lê hồng phong	quận 10
115827	2.60	16	4.0	3.0	3.0	False	NaN	NaN	False	sở đỏ/sở hồng	lý thường kiệt	quận 10
115833	3.00	32	4.0	NaN	5.0	True	NaN	NaN	False	sở đỏ/sở hồng	NaN	quận 6
115834	4.60	38	4.0	4.0	3.0	True	NaN	NaN	False	sở đỏ/sở hồng	tân hóa	quận 6

2.1.1. Nhận xét về dữ liệu ban đầu

Bảng dữ liệu bất động sản có 15 cột, bao gồm thông tin liên quan đến giá cả, diện tích, số phòng, số tầng, tình trạng pháp lý, và các đặc trưng khác. Tuy nhiên, dữ liệu hiện tại có một số điểm cần lưu ý:

- **Dữ liệu bị thiếu (Missing Values):** Các cột n_floors, wc, furniture, legal, house_orientation, và street có giá trị bị thiếu, đặc biệt là house_orientation bị thiếu toàn bộ.
- **Dữ liệu bất thường (Outliers):** Có một số giá trị bất thường hoặc không hợp lý trong dữ liệu. Ví dụ, bedrooms = 19.0 là giá trị bất thường, có thể do lỗi hoặc dữ liệu không hợp lệ.
- **Cột không thông tin:** type chỉ chứa một giá trị duy nhất ("tin thường"), không có giá trị phân biệt, có thể loại bỏ khỏi phân tích.

2.1.2. Tóm tắt khả năng sử dụng dữ liệu

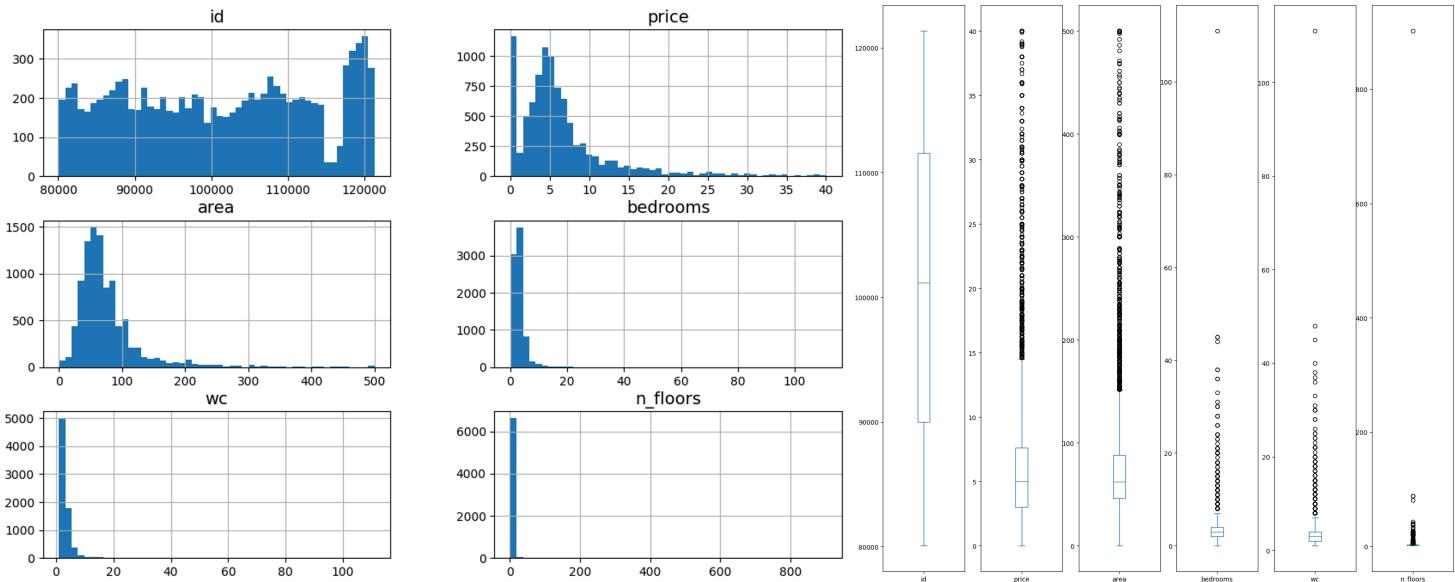
- **Cột sử dụng được:** price, area, bedrooms, wc, n_floors, district, và car_place là các cột có thể sử dụng để phân tích sau khi làm sạch.
- **Cột cần xử lý:**
 - house_orientation và furniture chứa nhiều giá trị thiếu.

- street và legal cần điền dữ liệu thiếu.

- **Cột có thể loại bỏ:**

- type không mang lại thông tin hữu ích.
- id không cần thiết trong phân tích, chỉ dùng làm định danh.

2.2. Phân tích phân phối các biến định lượng



Dựa trên các biểu đồ histogram và boxplot:

- **price :**
 - **Trung bình và phân phối:**
 - Giá trung bình: **6.53 tỷ**.
 - Biểu đồ histogram cho thấy phần lớn dữ liệu tập trung ở mức giá thấp (0 - 10 tỷ).
 - Phân phối lệch phải (*right-skewed*), phổ biến trong dữ liệu giá bất động sản.
 - **Ngoại lai:**
 - Các giá trị rất cao (trên 30 tỷ) có thể là ngoại lệ. Có thể do lỗi nhập liệu hoặc giá đặc biệt cao.
- **area :**
 - **Trung bình và phân phối:**
 - Diện tích trung bình: **76.43 m²**.
 - Phần lớn các bất động sản có diện tích dưới 100 m².
 - Phân phối lệch phải do một số ít bất động sản có diện tích rất lớn (trên 400 m²).
 - **Ngoại lai:** Các giá trị vượt quá 400 m² có thể là ngoại lệ (biệt thự hoặc lỗi dữ liệu).
- **bedrooms :**
 - **Trung bình và phân phối:**
 - Trung bình: **3.41 phòng ngủ**.
 - Phần lớn dữ liệu tập trung từ 1 đến 5 phòng ngủ.
 - **Ngoại lai:** Số phòng ngủ trên 20 là ngoại lệ. Hiếm gặp và cần kiểm tra thêm (có thể là nhà tập thể hoặc lỗi dữ liệu).
- **wc :**
 - **Trung bình và phân phối:**
 - Phân phối tương tự như bedrooms, với phần lớn dữ liệu dưới 5 phòng vệ sinh.
 - **Ngoại lai:** Giá trị vượt trên 20 phòng vệ sinh có thể không thực tế.
- **n_floors :**
 - **Trung bình và phân phối:**
 - Phần lớn dữ liệu có số tầng nhỏ hơn 5.
 - Histogram cho thấy phần lớn bất động sản là nhà cấp thấp hoặc tòa nhà thấp tầng.
 - **Ngoại lai:** Giá trị cao nhất (900 tầng) rõ ràng không hợp lý và có thể là lỗi nhập liệu.

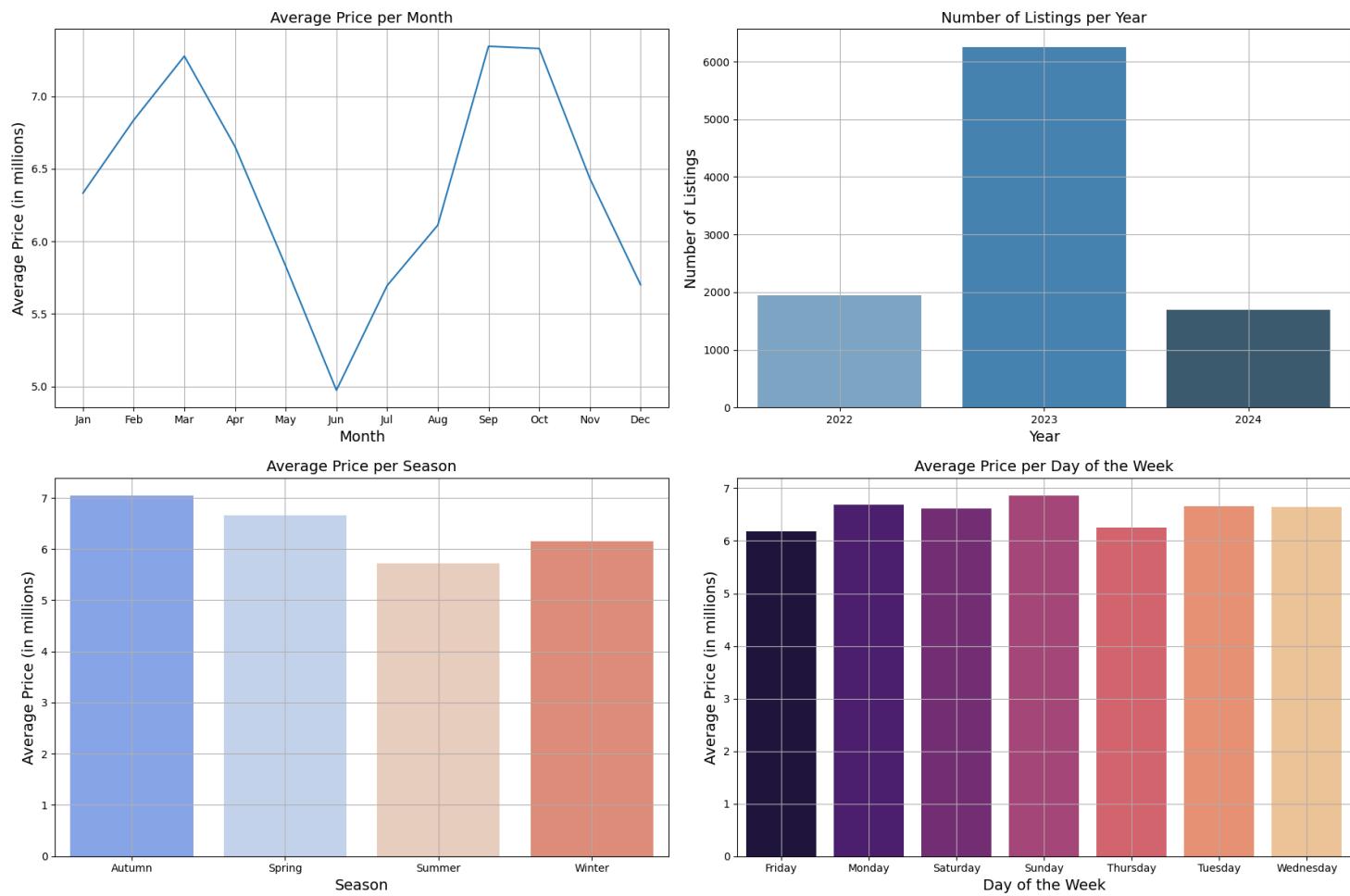
2.3. Tình trạng dữ liệu thiếu

Column	Missing Values	Percentage Missing
id	0	0%
price	482	5%
area	0	0%
bedrooms	1,890	19%
wc	2,494	25%
n_floors	3,222	32%
car_place	0	0%
house_orientation	8,609	86%
furniture	9,846	98%
legal	8,207	82%
street	3,970	40%
district	0	0%
type	0	0%
date	0	0%
facade	0	0%

dtype: int64

- **Cột có dữ liệu thiếu nhiều nhất:** furniture và house_orientation có hơn 80% dữ liệu bị thiếu. Cần xử lý cẩn thận hoặc loại bỏ nếu không thể khôi phục.
- **Cột có dữ liệu thiếu ít nhất:** price và area không có dữ liệu thiếu, có thể sử dụng trực tiếp.

2.4. Phân tích theo thời gian



- Phân phối số lượng theo năm:
 - Năm **2023** có số lượng listings cao nhất, cho thấy đây là năm sôi động với nhiều giao dịch.
 - Năm **2024** ghi nhận sự giảm đáng kể trong số lượng listings, có thể do thị trường trầm lắng hoặc thay đổi điều kiện kinh tế.
- Biến động giá trung bình theo mùa:
 - **Mùa thu và mùa xuân** ghi nhận giá trung bình cao nhất, có thể là thời điểm "cao điểm" khi nhu cầu mua nhà tăng.
 - **Mùa hè** có giá trung bình thấp nhất, có thể là cơ hội tốt để mua nhà hoặc đầu tư.
- Biến động giá trung bình theo tháng:
 - Giá cao nhất vào tháng **3** (mùa xuân), có thể liên quan đến lễ hội hoặc tâm lý đầu năm.
 - Giá thấp nhất vào tháng **6**, cho thấy đây là thời điểm có ít cạnh tranh hơn từ người mua.
- Phân phối giá theo ngày trong tuần:
 - Giá trung bình khá ổn định giữa các ngày.
 - Giá cao nhất vào **chủ nhật**, có thể do đây là thời điểm người mua có thời gian để tìm kiếm và đưa ra quyết định.

2.5. Các phát hiện chính

- Giá cả bị ảnh hưởng bởi thời gian đăng, đặc biệt theo mùa và ngày.
- Nhiều cột có dữ liệu ngoại lai hoặc phân phối không đồng đều, cần kiểm soát trước khi dùng để xây dựng mô hình.
- Dữ liệu thiếu xuất hiện nhiều ở các cột quan trọng.

3. Xử lý và làm sạch dữ liệu với DataProcessing.py

Ở phần này, tôi sẽ sử dụng file `DataProcessing.py` có chứa `DataCleaner` class để xử lý và làm sạch dữ liệu.

Trước tiên, tôi sẽ giới thiệu đôi chút về `DataCleaner` class.

3.1. Khai báo thư viện

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor, GradientBoostingRegressor
import requests
import concurrent.futures
```

Trong đó:

- `numpy` và `pandas` là thư viện cơ bản để xử lý dữ liệu.
- `matplotlib.pyplot` được sử dụng để vẽ biểu đồ.
- `StandardScaler` từ `sklearn.preprocessing` để chuẩn hóa dữ liệu.
- `train_test_split` từ `sklearn.model_selection` để chia dữ liệu thành tập huấn luyện và tập kiểm tra.
- `mean_squared_error` từ `sklearn.metrics` để đánh giá mô hình.
- `KNeighborsClassifier`, `LinearRegression`, `DecisionTreeRegressor`, `RandomForestRegressor`, `GradientBoostingRegressor` từ `sklearn` để sử dụng các mô hình học máy.
- `requests` để gửi yêu cầu HTTP đến API.
- `concurrent.futures` để thực hiện các công việc đa luồng.

3.2. DataCleaner class

```
class DataCleaner:
    """
    A class for cleaning and processing datasets, including outlier removal,
    imputing missing values, address geocoding, and handling feature correlations.
    """

    # ... (code here) ...
```

`DataCleaner` là một lớp (class) được thiết kế nhằm hỗ trợ quá trình tiền xử lý và làm sạch dữ liệu. Mục tiêu chính của lớp này là đơn giản hóa và tự động hóa các bước chuẩn hóa dữ liệu cho trường hợp bài toán dự đoán giá nhà của chúng ta. Sau đó, dữ liệu đã được làm sạch sẽ được lưu lại dưới dạng DataFrame để tiếp tục sử dụng cho các bước quan trọng kết nối.

3.2.1. Chức năng chính của DataCleaner

- Xử lý dữ liệu thô, loại bỏ những giá trị ngoại lai (outliers).
- Chuẩn hóa lại dữ liệu đầu vào, bao gồm việc chuyển đổi và điền khuyết giá trị thiếu (missing values) thông qua các mô hình học máy.
- Chuẩn hóa dạng dữ liệu, ví dụ như chuyển đổi dữ liệu boolean sang dạng số.
- Trích xuất thông tin vị trí (latitude, longitude) từ địa chỉ thông qua API geocoding.
- Cho phép thực hiện các thao tác biến đổi phân phối dữ liệu, như log transformation, để điều chỉnh độ lệch và giảm tác động của outliers lên mô hình.

3.2.2. Các phương thức chính của DataCleaner

- `__init__(self, api_key: str)` : Phương thức khởi tạo `__init__` trong lớp `DataCleaner` đảm nhiệm vai trò thiết lập ban đầu cho đối tượng. Khi tạo một đối tượng `DataCleaner`, chúng ta cần truyền vào `api_key` - đây là API dùng để tương tác với dịch vụ geocoding của OpenCageData. Thông qua `api_key`, class có thể tự động gọi API, chuyển đổi địa chỉ thành tọa độ kinh độ (longitude) và vĩ độ (latitude).

```

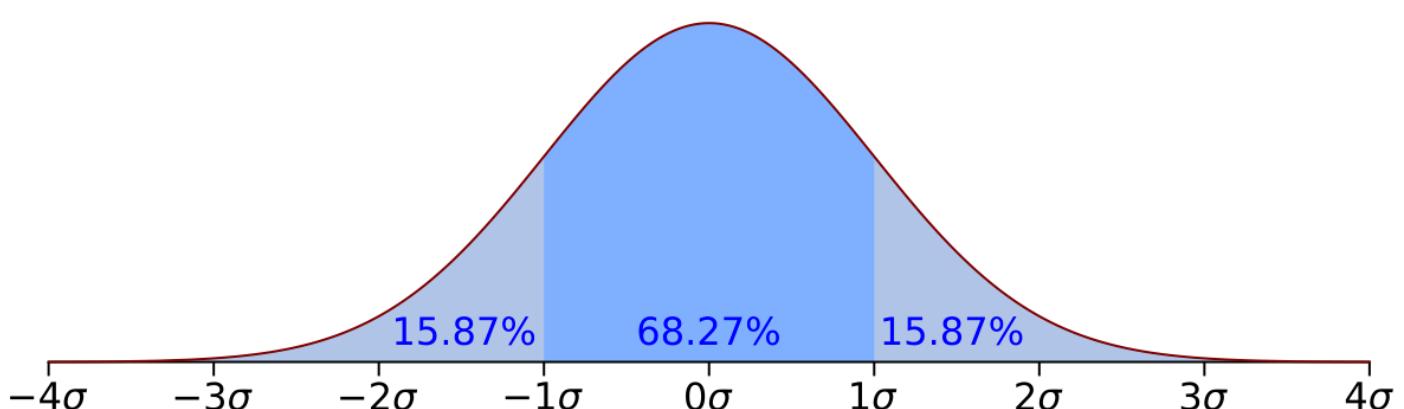
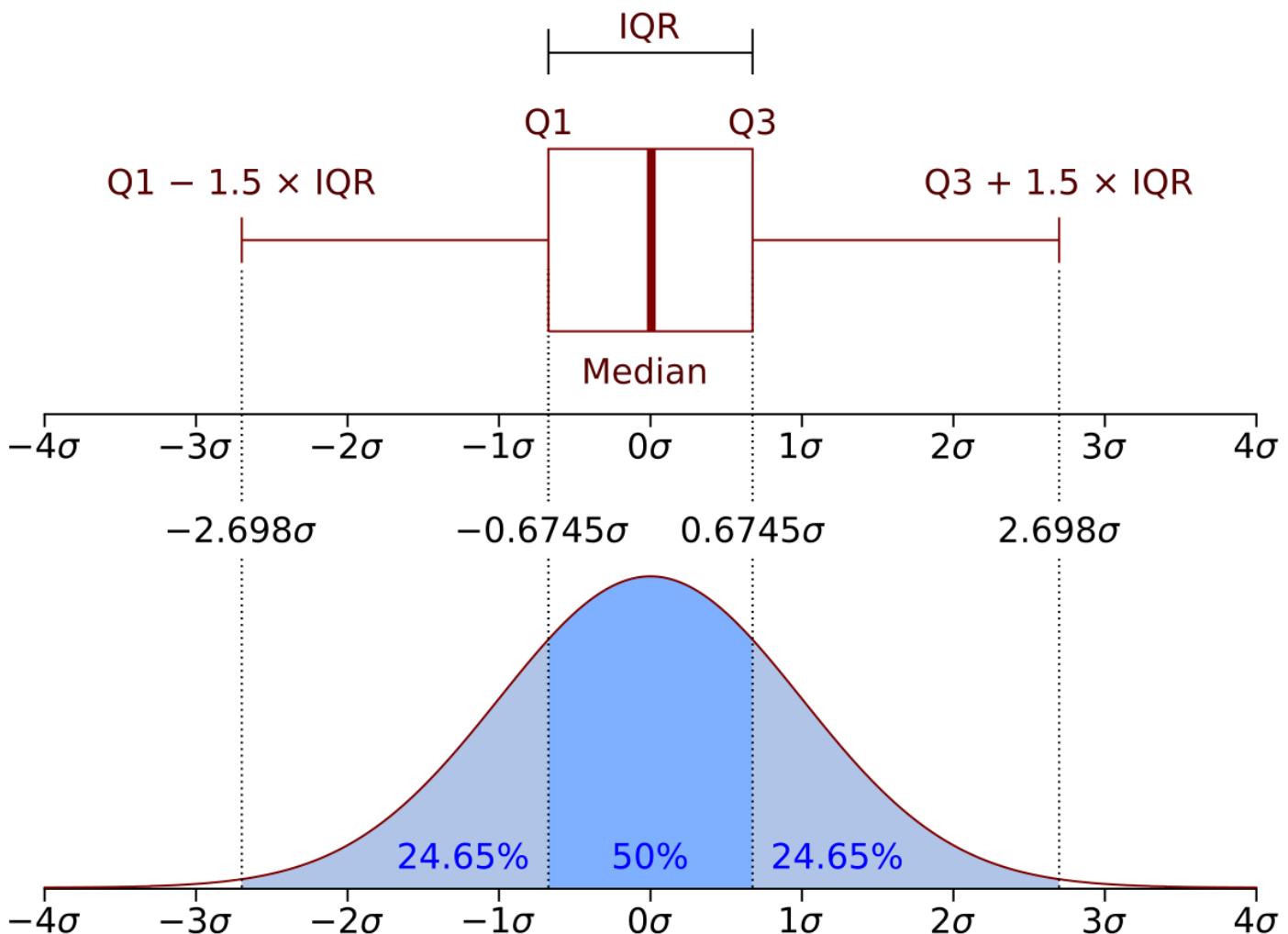
def __init__(self, api_key: str):
    """
    Initialize the DataCleaner class.

    Parameters:
    - api_key: str. The API key for the OpenCageData geocoding service.
    """

    self.api_key = api_key

```

- def drop_outliers(self, df: pd.DataFrame, ...) : Phương thức `drop_outliers` trong lớp `DataCleaner` tập trung vào các cột numeric giúp loại bỏ những điểm dữ liệu ngoại lai (outliers) dựa trên chỉ số Interquartile Range (IQR). Việc loại bỏ ngoại lai sẽ giúp dữ liệu trở nên "clean" và ổn định hơn, từ đó giảm thiểu ảnh hưởng tiêu cực của các điểm dữ liệu bất thường đến quá trình huấn luyện mô hình dự báo.



Hình 1: Minh họa cách tính IQR và xác định ngoại lai trong boxplot

```
def drop_outliers(self, df: pd.DataFrame, columns: list) -> pd.DataFrame:  
    """  
    Remove outliers from the specified columns based on the interquartile range (IQR).  
  
    Parameters:  
    - df: pd.DataFrame. The dataset.  
    - columns: list of str. The columns from which to remove outliers.  
  
    Returns:  
    - pd.DataFrame. The dataset without outliers.  
    """  
  
    for field_name in columns:  
        if df[field_name].dtype != 'int64' and df[field_name].dtype != 'float64':  
            continue  
        Q1 = df[field_name].quantile(0.25)  
        Q3 = df[field_name].quantile(0.75)  
        IQR = Q3 - Q1  
        df = df[(df[field_name] >= (Q1 - 1.5 * IQR)) & (df[field_name] <= (Q3 + 1.5 * IQR))]  
  
    return df
```

- `process_addresses_into_coordinates(self, df: pd.DataFrame)` : Phương thức này thực hiện việc chuyển đổi địa chỉ thành tọa độ địa lý (longitude và latitude) thông qua việc sử dụng OpenCage API. Đây là một bước quan trọng khi làm việc với dữ liệu liên quan đến vị trí địa lý để phân tích không gian và hiển thị dữ liệu trên bản đồ. Quy trình chính của phương thức này như sau:
 - i. `cache` là một dictionary dùng để lưu trữ các kết quả geocoding đã xử lý trước đó. Mục đích:
 - Giảm số lần gọi API không cần thiết.
 - Tăng hiệu suất khi cùng một địa chỉ xuất hiện nhiều lần trong dữ liệu.
 - ii. **Hàm nội bộ `get_coordinates` :**
 - Đây là một hàm nhỏ bên trong phương thức chính, thực hiện công việc chính:
 - Kiểm tra nếu địa chỉ đã tồn tại trong `cache`.
 - Nếu không, gửi yêu cầu API đến OpenCage để lấy tọa độ.
 - Cách hoạt động:
 - Sử dụng `requests.get` để gửi yêu cầu đến API của OpenCage.
 - Kết quả trả về được trích xuất từ JSON, lưu tọa độ (`latitude`, `longitude`) vào `cache` để sử dụng lại (nếu cần).
 - Nếu xảy ra lỗi, hàm sẽ xử lý ngoại lệ (`RequestException`) và trả về (`None`, `None`).
 - iii. **Xử lý song song với `concurrent.futures.ThreadPoolExecutor` :**
 - **ThreadPoolExecutor :**
 - Đây là một lớp từ thư viện `concurrent.futures`, được thiết kế để thực hiện các tác vụ song song bằng cách sử dụng nhiều luồng (`threads`).
 - Trong trường hợp này, nó được sử dụng để tăng tốc việc gọi API geocoding, cho phép xử lý nhiều địa chỉ cùng lúc (cụ thể là 5 địa chỉ mỗi lần).
 - **Tại sao dùng ThreadPoolExecutor ?**
 - Gọi API thường là một tác vụ I/O-bound, nghĩa là thời gian chờ phản hồi từ máy chủ chiếm phần lớn thời gian xử lý.
 - Bằng cách chạy các yêu cầu API đồng thời (concurrently), tổng thời gian xử lý sẽ giảm đáng kể so với việc xử lý tuần tự (sử dụng một luồng duy nhất).
 - Cách hoạt động:
 - `executor.map` thực thi hàm `get_coordinates` cho từng địa chỉ trong cột `address`.
 - Mỗi địa chỉ được gửi đi như một yêu cầu API riêng biệt. Trong trường hợp này, `address` sẽ có dạng "`<street>, <district>, Ho Chi Minh`".
 - Kết quả trả về là danh sách các tuple (`latitude`, `longitude`) tương ứng với từng địa chỉ.
 - iv. Mục đích của phương thức `process_addresses_into_coordinates` :
 - Xử lý dữ liệu địa chỉ phục vụ cho việc phân tích không gian và hiển thị trên bản đồ.
 - Tạo ra các feature mới `latitude` và `longitude` trong DataFrame để lưu trữ tọa độ vị trí và phục vụ cho việc xây dựng mô hình dự báo.

```

def process_addresses_into_coordinates(self, df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    """
    Convert addresses into latitude and longitude coordinates using the OpenCage API.

    Parameters:
    - df: pd.DataFrame. The dataset with 'address' column.

    Returns:
    - pd.DataFrame. The dataset with added 'latitude' and 'longitude' columns.
    """
    cache = {}

    def get_coordinates(address: str) -> tuple:
        """
        Get the latitude and longitude coordinates of an address.

        Parameters:
        - address: str. The address to geocode.

        Returns:
        - tuple. The latitude and longitude coordinates of the address.
        """
        # Check if the address is already in the cache
        if address in cache:
            return cache[address]
        # Make the API call if not in the cache
        url = f"https://api.opencagedata.com/geocode/v1/json?q={address}&key={self.api_key}"
        try:
            response = requests.get(url)
            response.raise_for_status() # Raise an exception for 4xx/5xx status codes
            data = response.json() # Parse the JSON response
            if data['results']:
                location = data['results'][0]['geometry']
                cache[address] = (location['lat'], location['lng'])
                return location['lat'], location['lng']
            else:
                cache[address] = (None, None)
                return None, None
        except requests.RequestException as e:
            print(f"Error fetching data for {address}: {e}")
            return None, None

    # Process addresses concurrently
    with concurrent.futures.ThreadPoolExecutor() as executor:
        results = list(executor.map(lambda x: get_coordinates(f"{x}, Ho Chi Minh"), df['address']))

    df['latitude'], df['longitude'] = zip(*results)
    return df

```

- `convert_boolean_to_numeric(self, df: pd.DataFrame)` : Phương thức này chuyển đổi dữ liệu boolean thành dạng số (0 và 1) để phục vụ cho việc xây dựng mô hình học máy. Trong một số trường hợp, dữ liệu boolean không thể trực tiếp sử dụng trong mô hình học máy, do đó việc chuyển đổi sang dạng số sẽ giúp mô hình hiểu được dữ liệu hơn.

```

def convert_boolean_to_numeric(self, df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    """
    Convert boolean columns to numeric (0 and 1).

    Parameters:
    - df: pd.DataFrame. The dataset.

    Returns:
    - pd.DataFrame. The dataset with boolean columns converted to numeric.
    """
    for col in df.columns:
        if df[col].dtype == bool:
            df[col] = df[col].astype(int)

    return df

```

- `handle_missing_values_by_using_models(self, df: pd.DataFrame, ...)` : Phương thức này được thiết kế để xử lý giá trị thiếu (missing values) trong dữ liệu bằng cách sử dụng các mô hình học máy (Machine Learning Models). Đây là một cách tiếp cận tiên tiến và hiệu quả so với việc sử dụng các phương pháp đơn giản như điền giá trị trung bình, trung vị, hoặc mode. Quy trình xử lý bao gồm:

i. Nhập các tham số đầu vào:

- `df` : DataFrame chứa dữ liệu cần xử lý.
- `input_cols` : Danh sách các cột đầu vào, được sử dụng làm đặc trưng (features) để xây dựng mô hình dự đoán.
- `cols_to_impute` : Danh sách các cột có giá trị bị thiếu cần được điền khuyết.

ii. **Hàm `myWeight`** : Hàm này được định nghĩa để cung cấp trọng số tùy chỉnh cho mô hình KNN (`KNeighborsClassifier`). Trọng số này giảm dần theo khoảng cách giữa các điểm dữ liệu:

$$w_i = \exp\left(\frac{-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|_2^2}{\sigma^2}\right)$$

Ý nghĩa của trọng số:

- Dựa trên công thức $w = e^{-\frac{\text{distance}^2}{\sigma^2}}$, khoảng cách càng xa thì trọng số càng nhỏ.
- Giá trị σ^2 kiểm soát tốc độ giảm của trọng số. Trong trường hợp này, $\sigma^2 = 0.4$.
- Đảm bảo không có trọng số bằng 0 bằng cách thay thế giá trị nhỏ nhất bằng 10^{-5} .

Tham khảo thêm tại <https://machinelearningcoban.com/2017/01/08/knn/>.

iii. **Các mô hình được sử dụng**: Các mô hình Machine Learning khác nhau được chuẩn bị trong dictionary `models`:

- **KNeighborsClassifier (KNN)**: Sử dụng thuật toán tìm k lân cận với trọng số tùy chỉnh.
- **LinearRegression**: Hồi quy tuyến tính.
- **DecisionTreeRegressor**: Cây quyết định (Decision Tree) cho bài toán hồi quy.
- **RandomForestRegressor**: Rừng ngẫu nhiên với nhiều cây quyết định.
- **GradientBoostingRegressor**: Gradient Boosting, một thuật toán mạnh mẽ cho các bài toán hồi quy và là một cải thiện của thuật toán Random Forest.

iv. **Quy trình xử lý cho mỗi cột trong `cols_to_impute`**:

a. **Tách dữ liệu**:

- `df_known` : Các dòng không có giá trị thiếu trong cột đang xử lý.
- `df_unknown` : Các dòng có giá trị thiếu trong cột đang xử lý. Nếu `df_unknown` rỗng (không có giá trị thiếu), bỏ qua cột này.

b. **Xây dựng tập dữ liệu**:

- `x_known` và `y_known` : Tập dữ liệu đầu vào và nhãn từ các dòng không bị thiếu.
- Sử dụng `train_test_split` để chia `x_known` và `y_known` thành tập huấn luyện và kiểm tra.

c. **Chuẩn hóa dữ liệu**: Dùng `StandardScaler` để chuẩn hóa các đặc trưng trong tập `x_known` và `x_unknown`.

d. **Huấn luyện và chọn mô hình tốt nhất**:

- Huấn luyện tất cả các mô hình trên tập huấn luyện.
- Dự đoán trên tập kiểm tra và tính toán Mean Squared Error (MSE):

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

- Lựa chọn mô hình có MSE nhỏ nhất làm mô hình tốt nhất.

e. **Điền giá trị thiếu**:

- Huấn luyện mô hình tốt nhất trên toàn bộ `x_known` và `y_known`.

- Dự đoán giá trị cho `x_unknown` (dòng có giá trị thiếu).
 - Điền các giá trị dự đoán vào cột tương ứng trong DataFrame ban đầu.
- f. Phương thức trả về DataFrame với các giá trị bị thiếu trong `cols_to_impute` đã được điền khuyết bằng các giá trị dự đoán từ mô hình tốt nhất.

v. Tại sao sử dụng cách này?

a. Ưu điểm so với các phương pháp truyền thống:

- Các giá trị bị thiếu được điền dựa trên mối quan hệ giữa các đặc trưng khác, không phải chỉ dùng các giá trị trung bình hoặc mode.
 - Phương pháp này đặc biệt hữu ích với dữ liệu phức tạp hoặc dữ liệu có mối quan hệ phi tuyến tính giữa các đặc trưng.
- b. Tính linh hoạt: Có thể sử dụng nhiều loại mô hình khác nhau (KNN, Random Forest, Gradient Boosting, v.v.) để phù hợp với bản chất dữ liệu.
- c. Tự động chọn mô hình tốt nhất bằng cách tính toán MSE trên tập kiểm tra, phương thức đảm bảo rằng mô hình được sử dụng có hiệu suất tốt nhất cho dữ liệu hiện tại.

```

def handle_missing_values_by_using_models(self, df: pd.DataFrame, input_cols: list = [], cols_to_impute: list = []) -> pd
    """
    Impute missing values in specified columns using predictive models (KNN, Linear Regression, etc.).

    Parameters:
    - df: pd.DataFrame. The dataset.
    - input_cols: list of str. The input columns for building predictive models.
    - cols_to_impute: list of str. Columns to impute missing values.

    Returns:
    - pd.DataFrame. The dataset with missing values imputed.
    """
    def myWeight(distances: np.array) -> np.array:
        """
        Custom weight function for KNN model.

        Parameters:
        - distances: np.array. The distances between points.

        Returns:
        - np.array. The weights for the distances.
        """
        sigma2 = .4
        weights = np.exp(-distances**2 / sigma2)
        return np.where(weights == 0, 1e-5, weights) # Ensure no zero weights

    models = {
        'knn': KNeighborsClassifier(n_neighbors=12, p=2, weights=myWeight),
        'linear_reg': LinearRegression(),
        'decision_tree': DecisionTreeRegressor(max_depth=5),
        'random_forest': RandomForestRegressor(n_estimators=100, max_depth=10, random_state=42, n_jobs=-1),
        'gradient_boosting': GradientBoostingRegressor(n_estimators=100, max_depth=5, random_state=42)
    }

    for col in cols_to_impute:
        print(f"Imputing for column: {col}")
        df_impute = df[input_cols].copy()
        df_impute[col] = df[col]

        df_known = df_impute.dropna(subset=[col])
        df_unknown = df_impute[df_impute[col].isnull()]

        if df_unknown.empty:
            continue

        X_known = df_known.drop(columns=[col])
        y_known = df_known[col]

        X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_known, y_known, test_size=0.2, random_state=42)

        scaler = StandardScaler()
        X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
        X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

        best_model = None
        lowest_error = float('inf')

        for model_name, model in models.items():
            model.fit(X_train_scaled, y_train)
            y_pred = model.predict(X_test_scaled)
            error = mean_squared_error(y_test, y_pred)

            if error < lowest_error:
                best_model = model
                lowest_error = error

```

```

print(f'{model_name} MSE for {col}: {error:.4f}')

print(f'Best model for {col}: {best_model} with MSE: {lowest_error:.4f}')
print("-----")

best_model.fit(scaler.fit_transform(X_known), y_known)
X_unknown_scaled = scaler.transform(df_unknown.drop(columns=[col]))
y_unknown_pred = best_model.predict(X_unknown_scaled)

df.loc[df[col].isnull(), col] = y_unknown_pred

return df

```

- `apply_log_transformation(self, df: pd.DataFrame, columns: list)`: Phương thức này thực hiện việc biến đổi log lên các cột có phân phối lệch (skewed). Mục đích chính của việc này là giảm mức độ ảnh hưởng của các outliers và làm cho phân phối dữ liệu trở nên "near normal" hơn, giúp các mô hình học máy hoặc các phân tích thống kê hoạt động hiệu quả hơn. Quy trình xử lý bao gồm:

i. Xác định độ lệch (skewness):

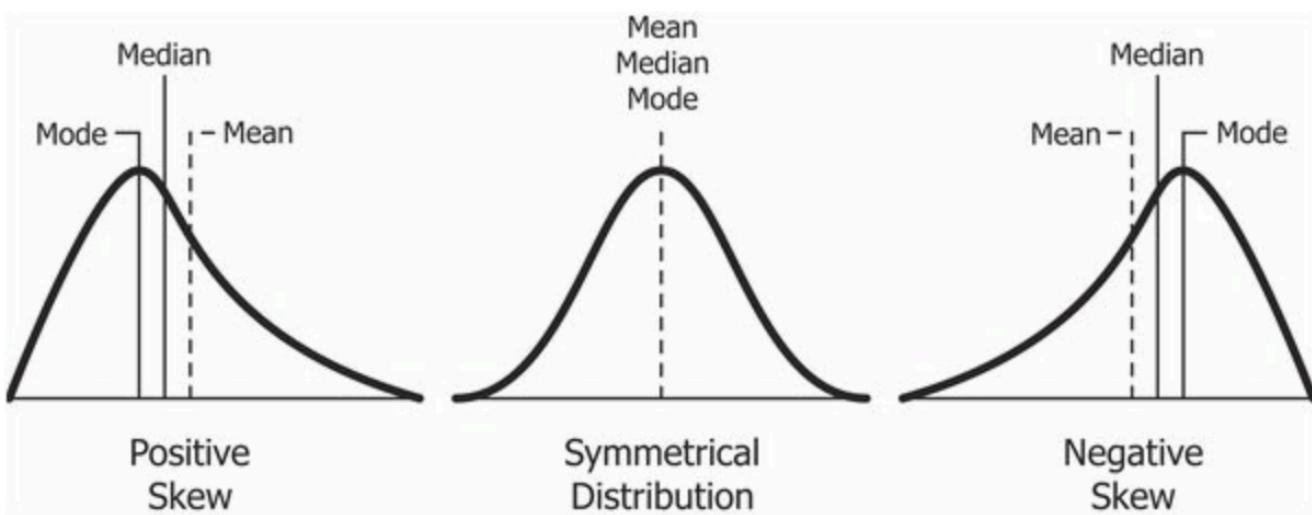
- Bên trong phương thức có một hàm nội bộ `find_skewness` dùng để tính toán độ lệch của một cột thông qua phương thức `skew()` của `pandas`.
- Skewness đo lường độ bất đối xứng của phân phối dữ liệu.
 - Giá trị `skewness > 0` : Phân phối lệch phải (right-skewed).
 - Giá trị `skewness < 0` : Phân phối lệch trái (left-skewed).
 - Giá trị tuyệt đối càng lớn, dữ liệu càng lệch mạnh so với phân phối chuẩn.
- Một ngưỡng điển hình là `skewness > 0.75` được coi là lệch cao và cần được điều chỉnh.

ii. Áp dụng biến đổi log:

- Nếu độ lệch của một cột vượt quá 0.75, phương thức sẽ áp dụng hàm `np.log1p` lên cột đó.
- `np.log1p(x)` tương đương với `log(x+1)`, điều này giúp tránh lỗi khi dữ liệu có giá trị bằng 0 (`log(0)` không xác định được).
- Sau biến đổi log, phân phối dữ liệu thường trở nên cân bằng hơn, giảm độ lệch, và hạn chế ảnh hưởng của ngoại lai.

iii. Hạn chế áp dụng lên kiểu dữ liệu không phù hợp:

- Phương thức chỉ áp dụng log transform với các cột dạng số (`int64` hoặc `float64`).
- Điều này đảm bảo không thực hiện biến đổi không phù hợp với dữ liệu dạng chuỗi, danh mục, hoặc kiểu boolean.



Hình 2: Minh họa sự thay đổi giữa trung bình và trung vị khi dữ liệu lệch phải và sau khi áp dụng log transform

Lợi ích chính của việc làm này là giảm độ lệch giúp nâng cao hiệu suất mô hình hồi quy hoặc mô hình tuyến tính, vốn thường giả định dữ liệu gần với phân phối chuẩn. Ngoài ra, log transform còn giúp tăng tính ổn định và độ tin cậy của các phép thống kê, đặc biệt trong phân tích dữ liệu định lượng.

```

def apply_log_transformation(self, df: pd.DataFrame, columns: list) -> pd.DataFrame:
    """
    Apply log transformation to skewed columns to reduce the effect of outliers.

    Parameters:
    - df: pd.DataFrame. The dataset.
    - columns: list of str. The columns to apply log transformation.

    Returns:
    - pd.DataFrame. The dataset with log transformation applied to skewed columns.
    """
    def find_skewness(col: pd.Series) -> float:
        """
        Calculate the skewness of a column.

        Parameters:
        - col: pd.Series. The column to calculate skewness.

        Returns:
        - float. The skewness of the column.
        """
        return col.skew() # Skewness > 0.75 is considered highly skewed

    for col in columns:
        if df[col].dtype == 'int64' or df[col].dtype == 'float64':
            skewness = find_skewness(df[col])
            if skewness > 0.75:
                df[col] = np.log1p(df[col])

    return df

```

- **clean_data(self, df: pd.DataFrame, ...)**: Phương thức `clean_data` trong lớp `DataCleaner` đóng vai trò là hàm xử lý tổng thể (pipeline) cho quá trình làm sạch và chuẩn hóa dữ liệu. Phương thức này gói gọn nhiều bước xử lý quan trọng thành một quy trình liên tục, giúp người dùng dễ dàng tiền xử lý dữ liệu mà không phải lặp lại nhiều bước thủ công.

Cụ thể, khi gọi đến `clean_data`, người dùng cung cấp một DataFrame cùng với một số thông tin và tham số liên quan (cột mục tiêu `target_col`, danh sách cột cần xóa nếu thiếu dữ liệu `drop_na_cols`, cột dùng cho việc điền giá trị thiếu `input_cols`, và các cột cần điền khuyết `cols_to_impute`). Quy trình xử lý dữ liệu sẽ được thực hiện theo các bước sau:

- Loại bỏ ngoại lai:** Áp dụng quy tắc dựa trên IQR để loại trừ các điểm dữ liệu nằm quá xa phân vị thứ nhất và thứ ba.
- Xử lý địa chỉ:** Ghép các trường thông tin (như `street` và `district`) để tạo thành địa chỉ đầy đủ, sau đó chuyển đổi địa chỉ này thành tọa độ vĩ độ và kinh độ thông qua API geocoding.

iii. Xử lý dữ liệu trùng lặp và thiếu:

- Loại bỏ các dòng trùng lặp.
- Loại bỏ các dòng thiếu dữ liệu ở những cột quan trọng.
- Chuyển đổi dữ liệu Boolean thành dạng số.
- Sử dụng các mô hình học máy để dự đoán và điền giá trị thiếu cho những cột cần thiết.

- Tiếp tục loại bỏ ngoại lai:** Sau khi dữ liệu được bổ sung, tiến hành loại bỏ ngoại lai một lần nữa để dữ liệu trở nên sạch hơn.

- Biểu diễn dữ liệu:** Tạo biểu đồ histogram để quan sát sự phân bố dữ liệu, giúp xác định xem có cột nào cần áp dụng log transform để giảm độ skew hay không.

- Xử lý cột phân phối lệch (skewed):** Nếu người dùng xác nhận sự tồn tại của các cột lệch, tiến hành log transform để làm giảm ảnh hưởng của ngoại lai và cải thiện phân phối dữ liệu.

Tóm lại, `clean_data` là nơi “điều phối” hầu hết các bước tiền xử lý dữ liệu, từ lọc nhiễu, xử lý thiếu dữ liệu, đến biến đổi đặc trưng, giúp dữ liệu trở nên “sẵn sàng” hơn cho giai đoạn phân tích, mô hình hóa tiếp theo.

```

def clean_data(self, df: pd.DataFrame, target_col: str, drop_na_cols: list = [], input_cols: list = [], cols_to_impute: list = []):
    """
    Clean the dataset by removing outliers, imputing missing values,
    and processing addresses into coordinates.

    Parameters:
    - df: pd.DataFrame. The dataset to clean.
    - target_col: str. The target column used for outlier detection.
    - input_cols: list of str. Columns used as input for imputing missing values.
    - cols_to_impute: list of str. Columns where missing values will be imputed.

    Returns:
    - pd.DataFrame. The cleaned dataset.
    """
    df = self.drop_outliers(df, [target_col])

    # Merge 'street' and 'district' columns, handling NaN values
    df['address'] = df['street'].fillna('') + ', ' + df['district'].fillna('')
    df['address'] = df['address'].str.replace('^, |, $', '', regex=True)

    df = self.process_addresses_into_coordinates(df)
    df = df.drop_duplicates()

    drop_na_cols.extend(["latitude", "longitude"])
    df = df.dropna(subset=drop_na_cols)

    df = self.convert_boolean_to_numeric(df)
    input_cols.extend(["latitude", "longitude"])
    df = self.handle_missing_values_by_using_models(df, input_cols, cols_to_impute)
    df = self.drop_outliers(df, df.columns)

    df.hist(bins=50, figsize=(12, 8))
    plt.show()

    answer_for_skewed_cols = input("Are there any skewed columns that need log transformation? (y/n): ")
    if answer_for_skewed_cols.lower() == 'y':
        skewed_cols = input("Enter the names of the skewed columns separated by commas: ").split(',')
        skewed_cols = [col.strip() for col in skewed_cols] # Remove leading/trailing whitespaces

        df = self.apply_log_transformation(df, skewed_cols)

        for col in df.columns:
            if df[col].dtype == float:
                df[col] = df[col].replace([np.inf, -np.inf], np.nan)

    return df

```

3.3. Các hàm khác

- `del_col(df: pd.DataFrame, columns: list)`: Hàm `del_col` là một hàm dùng để xóa một số cột ra khỏi DataFrame. Việc loại bỏ cột thường cần thiết khi chúng ta muốn tinh gọn dữ liệu, loại bỏ dữ liệu không liên quan, hoặc chuẩn bị dữ liệu (tùy ý) cho các bước phân tích tiếp theo. Quy trình xử lý bao gồm:

- i. **Xóa các cột dạng object (chuỗi, ký tự, v.v.):** Đầu tiên, hàm sẽ duyệt qua tất cả các cột trong DataFrame.
 - Nếu phát hiện cột có kiểu dữ liệu là `object` (thường là dạng chuỗi, văn bản), hàm sẽ xóa cột đó ngay lập tức.
 - Mục đích: Trong nhiều trường hợp, dữ liệu dạng object có thể không cần thiết cho quá trình phân tích hoặc mô hình hoá, hoặc có thể cần được xử lý riêng (như mã hoá thành số) trước khi sử dụng.
- ii. **Xóa các cột trong danh sách truyền vào:** Sau khi loại bỏ các cột dạng object, hàm tiếp tục xóa những cột được chỉ định trong tham số `columns`.
 - Người dùng có thể truyền vào danh sách tên các cột muốn xóa.
 - Hàm sẽ xóa từng cột trong danh sách đó, nếu chúng tồn tại trong DataFrame.
- iii. Cuối cùng, hàm trả về DataFrame sau khi đã loại bỏ các cột object và các cột do người dùng yêu cầu.

Tóm lại, `del_col` hỗ trợ bạn nhanh chóng loại bỏ các cột không mong muốn, giúp tập dữ liệu trở nên dễ quản lý hơn và phù hợp với mục đích phân tích, tiền xử lý hoặc mô hình hoá tiếp theo.

3.4. Chạy chương trình

```
from data_cleaner import DataCleaner, del_col
```

- Đầu tiên, ta cần thực hiện lấy API Key từ OpenCage để sử dụng dịch vụ geocoding. Đăng ký tài khoản và lấy API Key tại [OpenCage API](#).
- Tiếp theo, truyền API Key vào lớp `DataCleaner` và khởi tạo một đối tượng từ lớp này.

```
data_cleaner = DataCleaner(api_key="cfb14e7f5ab043e99707a032f1a968bb")
```

- Gọi phương thức `clean_data` để xử lý dữ liệu.

```
df_cleaned = data_cleaner.clean_data(  
    df=df,  
    target_col='price',  
    drop_na_cols=["price", "area"],  
    input_cols=['price', 'area', 'car_place', 'facade'],  
    cols_to_impute=['bedrooms', 'wc', 'n_floors'])  
)
```

Trong trường hợp này, tôi truyền vào các tham số như sau:

- `df` : DataFrame chứa dữ liệu cần xử lý.
- `target_col` : Cột mục tiêu dùng để xác định ngoại lai. Ở đây, tôi chọn cột `price` làm cột mục tiêu.
- `drop_na_cols` : Danh sách các cột cần kiểm tra và loại bỏ dòng thiếu dữ liệu. Ở đây, tôi chọn `price` và `area` làm cột không được thiếu dữ liệu.
- `input_cols` : Danh sách các cột dùng để xây dựng mô hình dự báo giá trị thiếu. Ở đây, tôi chọn các cột `price`, `area`, `car_place`, và `facade`.
- `cols_to_impute` : Danh sách các cột cần điền giá trị thiếu. Ở đây, tôi chọn các cột `bedrooms`, `wc`, và `n_floors`.

- Kết quả trả về sẽ là đánh giá cho các models được sử dụng để điền giá trị thiếu, và DataFrame đã được xử lý:

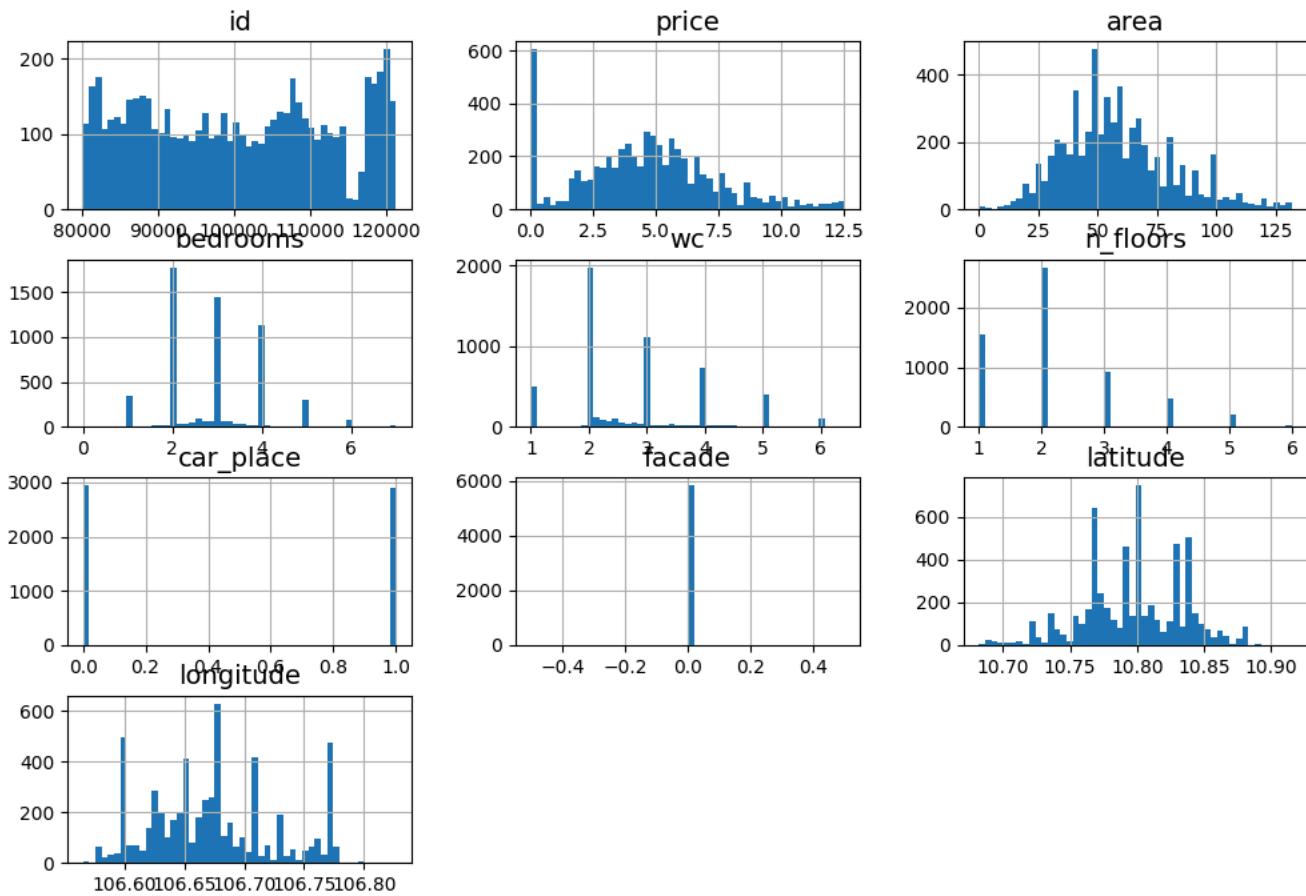
```
Imputing for column: bedrooms  
knn MSE for bedrooms: 2.4667  
linear_reg MSE for bedrooms: 2.1670  
decision_tree MSE for bedrooms: 2.7457  
random_forest MSE for bedrooms: 2.4779  
gradient_boosting MSE for bedrooms: 2.4261  
Best model for bedrooms: LinearRegression() with MSE: 2.1670  
-----  
Imputing for column: wc  
knn MSE for wc: 2.9732  
linear_reg MSE for wc: 1.9929  
decision_tree MSE for wc: 2.2317  
random_forest MSE for wc: 1.8329  
gradient_boosting MSE for wc: 2.0864  
Best model for wc: RandomForestRegressor(max_depth=10, n_jobs=-1, random_state=42) with MSE: 1.8329  
-----  
Imputing for column: n_floors  
knn MSE for n_floors: 4.9824  
linear_reg MSE for n_floors: 9.5099  
decision_tree MSE for n_floors: 16.0299  
random_forest MSE for n_floors: 39.8623  
gradient_boosting MSE for n_floors: 7.6524  
Best model for n_floors: KNeighborsClassifier(n_neighbors=12,  
    weights=<function DataCleaner.handle_missing_values_by_using_models.<locals>.myWeight at 0x13d3f8540>) wi
```

Kết quả này cho thấy mô hình Linear Regression tốt cho cột `bedrooms`, Random Forest tốt cho cột `wc`, và KNN tốt cho cột `n_floors`.

Sau đó, chúng ta sẽ được yêu cầu "Are there any skewed columns that need log transformation? (y/n)": Nếu ta muốn áp dụng log transform cho một

số cột, trong trường hợp này tôi trả lời là "n". Tuy nhiên, nếu bạn muốn áp dụng log transform, hãy trả lời "y" và nhập tên các cột cần áp dụng log transform, cách nhau bởi dấu phẩy. Ví dụ:

```
Are there any skewed columns that need log transformation? (y/n): y
Enter the names of the skewed columns separated by commas: price, area, facade
```



Hình 3: Biểu đồ histogram của dữ liệu sau khi xử lý

5. Cuối cùng, tôi sẽ xóa các cột không cần thiết khỏi DataFrame bằng cách sử dụng hàm `del_col`.

```
df_cleaned = del_col(df_cleaned, ['facade'])
```

Cột `facade` đã được xóa khỏi DataFrame bởi vì chứa dữ liệu không thực sự được xác thực và có khả năng gây ra nhiễu cho mô hình. Ngoài ra, các cột dạng object cũng đã được xóa khỏi DataFrame để giảm kích thước dữ liệu như đã trình bày trước đó.

Kết quả cuối cùng sẽ là DataFrame đã được xử lý và lưu vào thư mục `datasets` với tên file `housing_cleaned.csv`.

```
df_cleaned.to_csv('./datasets/housing_cleaned.csv', index=False)
data_cleaned = pd.read_csv('./datasets/housing_cleaned.csv')
print(data_cleaned)
```

Kết quả của DataFrame:

	id	price	area	bedrooms	wc	n_floors	car_place	latitude	longitude
0	121356	0.790	57	2.000000	2.000000	1.0	0	10.713820	106.589326
1	115827	2.600	16	4.000000	3.000000	3.0	0	10.767127	106.659121
2	115833	3.000	32	4.000000	2.069591	5.0	1	10.745886	106.639292
3	115834	4.600	38	4.000000	4.000000	4.0	1	10.755202	106.637447
4	115837	3.450	76	4.000000	4.000000	1.0	1	10.867853	106.623154
...
5828	88818	9.500	46	4.000000	4.000000	4.0	1	10.791831	106.671614

	id	price	area	bedrooms	wc	n_floors	car_place	latitude	longitude
5829	86770	1.950	48	2.000000	3.000000	1.0	0	10.710682	106.618825
5830	86258	10.200	56	3.000000	4.000000	3.0	1	10.801764	106.711032
5831	86002	6.200	47	4.000000	5.000000	5.0	1	10.819914	106.698770
5832	108530	0.001	30	1.695659	1.264540	2.0	0	10.852466	106.660611

[5833 rows x 9 columns]

4. Xử lý, trực quan hóa dữ liệu và Feature Engineering với visualize.py

4.1. Khai báo thư viện

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt

# for creating a map
import folium

# for reading shapefiles
import fiona

from haversine import haversine
from sklearn.cluster import KMeans

# for creating a color map
from branca.colormap import LinearColormap

# for checking if a point is within a polygon, Point is a class to represent a point, shape is a function to create a polygon from
from shapely.geometry import Point, shape
from folium.plugins import HeatMap
```

- folium : Thư viện Python dùng để tạo bản đồ tương tác trên web.
- fiona : Thư viện Python dùng để đọc file shapefile.
- haversine : Thư viện Python dùng để tính khoảng cách giữa hai điểm trên trái đất.
- KMeans : Thư viện Python dùng để phân cụm dữ liệu.
- LinearColormap : Thư viện Python dùng để tạo bản đồ màu tuyến tính.
- Point , shape : Các hàm từ thư viện shapely dùng để xác định xem một điểm có nằm trong một đa giác hay không.
- HeatMap : Lớp từ thư viện folium.plugins dùng để tạo bản đồ nhiệt.

4.2. Lọc tọa độ theo lãnh thổ Việt Nam với hàm check_coordinates_in_vietnam

Hàm `check_coordinates_in_vietnam` có mục đích kiểm tra xem các điểm tọa độ (longitude, latitude) trong DataFrame về thông tin vị trí bất động sản có nằm trong lãnh thổ Việt Nam hay không. Kết quả trả về là một DataFrame chỉ chứa những tọa độ thuộc phạm vi lãnh thổ Việt Nam.

4.2.1. Tham số đầu vào

- `shapefile_path: str` : Đường dẫn đến file shapefile chứa thông tin ranh giới lãnh thổ Việt Nam. Shapefile là một định dạng dữ liệu không gian (GIS) thường được sử dụng để lưu trữ các dạng hình học như đa giác, đường, điểm,... Trong trường hợp này, shapefile chứa đường biên giới quốc gia của Việt Nam.
- `housing_df: pd.DataFrame` : DataFrame chứa dữ liệu bất động sản, trong đó có các cột `longitude` (kinh độ) và `latitude` (vĩ độ).

4.2.2. Các bước xử lý chính trong hàm

1. **Lấy danh sách tọa độ:** Ở đây, hàm duyệt qua từng hàng trong `housing_df`, kết hợp `longitude` và `latitude` thành tuple `(longitude, latitude)` rồi đưa vào một danh sách `coordinates_list`.

```

coordinates_list = [
    (longitude, latitude)
    for longitude, latitude
    in zip(housing_df['longitude'], housing_df['latitude'])
]

```

2. Đọc shapefile và tạo polygon cho Việt Nam:

```

with fiona.open(shapefile_path) as shp:
    geometries = [shape(feature['geometry']) for feature in shp]
    vietnam_shape = geometries[0]

```

- `fiona.open(shapefile_path)` dùng để mở file shapefile. Fiona là một thư viện Python chuyên để thao tác với dữ liệu GIS.
- `shape(feature['geometry'])` (từ shapely) chuyển dữ liệu hình học dạng GeoJSON thành một đối tượng hình học tương ứng (ví dụ: Polygon).
- `geometries` sẽ là một danh sách các đối tượng hình học (thường một shapefile có thể chứa nhiều feature - mỗi feature là một hình học).
- Ở đây, file shapefile chứa một vùng duy nhất đại diện cho lãnh thổ Việt Nam, do đó `vietnam_shape = geometries[0]` là polygon mô tả ranh giới Việt Nam.

Tham khảo thêm tại <https://www.igismap.com/vietnam-shapefile-download-country-boundaryline-polygon/>.

3. Lọc các tọa độ nằm trong lãnh thổ Việt Nam:

```

coordinates_in_vietnam = [
    coordinate
    for coordinate in coordinates_list
    if Point(coordinate).within(vietnam_shape)
]

```

- Tạo một đối tượng `Point` từ `coordinate`.
- Dùng phương thức `within()` của shapely để kiểm tra xem điểm đó có nằm trong đa giác `vietnam_shape` hay không.
- Chỉ giữ lại những tọa độ thỏa mãn điều kiện nằm trong.

4. Xác định index của những điểm hợp lệ và trả về DataFrame:

```

indices_in_vietnam = housing_df[['longitude', 'latitude']].apply(tuple, axis=1).isin(coordinates_in_vietnam)
return housing_df[indices_in_vietnam]

```

- `housing_df[['longitude', 'latitude']].apply(tuple, axis=1)` chuyển từng hàng trong DataFrame thành tuple `(longitude, latitude)` tương ứng với `coordinates_in_vietnam`.
- `.isin(coordinates_in_vietnam)` trả về một mảng boolean, True tại những hàng có tọa độ nằm trong lãnh thổ Việt Nam.
- `housing_df[indices_in_vietnam]` lọc DataFrame và chỉ giữ lại các hàng hợp lệ.

Ý nghĩa thực tiễn:

Khi xử lý dữ liệu bất động sản (hoặc bất kỳ dữ liệu địa lý) trên phạm vi lớn, có thể có nhiều điểm dữ liệu bị sai lệch hoặc không hợp lệ (ví dụ: tọa độ nằm ngoài biên giới quốc gia mong muốn). Hàm `check_coordinates_in_vietnam` giúp "làm sạch" dữ liệu bằng cách lọc bỏ những điểm không thuộc khu vực cần phân tích, từ đó giúp các thao tác phân tích và trực quan hóa tiếp theo được chính xác và tập trung hơn.

```

def check_coordinates_in_vietnam(shapefile_path: str, housing_df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
    """
    Check if the coordinates in the housing DataFrame are within Vietnam's territory.

    Parameters:
        shapefile_path (str): The path to the shapefile containing the territory of Vietnam.
        housing_df (pd.DataFrame): The DataFrame containing the housing data.

    Returns:
        pd.DataFrame: The DataFrame containing the housing data with coordinates within Vietnam's territory.
    """
    # List of coordinates to check
    coordinates_list = [
        (longitude, latitude)
        for longitude, latitude
        in zip(housing_df['longitude'], housing_df['latitude'])
    ]

    # Open the shapefile and get the polygon representing Vietnam's territory
    with fiona.open(shapefile_path) as shp:
        geometries = [shape(feature['geometry']) for feature in shp]
        vietnam_shape = geometries[0] # Vietnam shape is the first feature in the shapefile

    # Filter out coordinates within Vietnam's territory
    coordinates_in_vietnam = [
        coordinate
        for coordinate in coordinates_list
        if Point(coordinate).within(vietnam_shape)
    ]

    # Indices of coordinates within Vietnam's territory
    indices_in_vietnam = housing_df[['longitude', 'latitude']].apply(tuple, axis=1).isin(coordinates_in_vietnam)

    # Return the housing data with coordinates within Vietnam's territory
    return housing_df[indices_in_vietnam]

```

4.3. Tạo bản đồ phân phối giá bất động sản với hàm `visualize_real_estate_price`

4.3.1. `RealEstateVisualizerPrice` class

Mục đích chính của class này là tạo ra một bản đồ tương tác thể hiện dữ liệu bất động sản, trong đó mỗi marker đại diện cho một bất động sản, màu sắc của dấu sẽ thể hiện mức giá.

1. Thuộc tính class và khởi tạo `__init__`:

- `housing` (`pd.DataFrame`): DataFrame chứa dữ liệu bất động sản. DataFrame này phải bao gồm ít nhất các cột:
 - `latitude` (vĩ độ);
 - `longitude` (kinh độ);
 - `price` (giá bất động sản).
- `colormap` (`LinearColormap`): Dùng để ánh xạ các giá trị `price` sang màu sắc. Ở đây, `LinearColormap` sẽ tạo dải màu liên tục giữa `vmin` (giá trị nhỏ nhất của `price`) và `vmax` (giá trị lớn nhất của `price`). Danh sách màu có thể tùy biến, ở đây dùng:


```
['green', 'blue', 'orange', 'red', 'purple', 'brown', 'black'] .
```

```

def __init__(self, housing_df: pd.DataFrame) -> None:
    self.housing = housing_df
    self.colormap = LinearColormap(
        ['green', 'blue', 'orange', 'red', 'purple', 'brown', 'black'],
        vmin=self.housing['price'].min(),
        vmax=self.housing['price'].max()
    )

```

2. Phương thức `add_markers`:

```

def add_markers(self, gmap: folium.Map) -> None:
    for _, row in self.housing.iterrows():
        marker_color = self.colormap(row['price'])
        popup_content = f"Giá: {row['price']}"
        folium.CircleMarker(
            location=(row['latitude'], row['longitude']),
            radius=5,
            color=marker_color,
            fill=True,
            fill_color=marker_color,
            popup=popup_content
        ).add_to(gmap)

```

- Duyệt qua từng dòng của DataFrame:

- Lấy giá trị price và ánh xạ nó qua colormap để lấy ra marker_color.
- Tạo một CircleMarker trên bản đồ folium:
 - location : tọa độ (latitude, longitude) của bất động sản.
 - radius : kích thước vòng tròn đánh dấu, ở đây là 5.
 - color và fill_color : chính là marker_color vừa xác định dựa trên giá.
 - popup : nội dung hiển thị khi click vào marker, ở đây là “Giá: {price}”.
- Thêm marker vào bản đồ.

Kết quả: Mỗi bất động sản sẽ được biểu diễn bằng một vòng tròn màu tương ứng với giá trị của nó. Giá cao hơn có thể được tô màu sẫm hơn hoặc khác biệt (tùy theo dải màu).

3. Phương thức create_map :

```

def create_map(self) -> folium.Map:
    gmap = folium.Map(location=[21.028511, 105.804817], zoom_start=6)
    self.colormap.add_to(gmap)
    self.add_markers(gmap)
    return gmap

```

- Khởi tạo một bản đồ folium.Map với tâm là [21.028511, 105.804817] (gần Hà Nội) và mức zoom ban đầu là 6 (toàn cảnh Việt Nam).
- Thêm colormap vào bản đồ để tạo chủ đề màu.
- Gọi add_markers(gmap) để vẽ marker tương ứng với từng bất động sản.
- Trả về đối tượng bản đồ.

Ý nghĩa thực tiễn:

Lớp RealEstateVisualizerPrice cho phép chúng ta nhanh chóng tạo một bản đồ tương tác, thể hiện giá bất động sản trên toàn lãnh thổ (hoặc một khu vực cụ thể). Việc này rất hữu ích cho phân tích không gian, giúp người dùng trực quan xem phân bố giá và so sánh các khu vực, phục vụ cho việc định giá, phân tích đầu tư, hay hỗ trợ các nhà hoạch định chính sách.

```

class RealEstateVisualizerPrice:
    """
    A class to visualize real estate data on a map based on price.

    Attributes:
        housing (pd.DataFrame): The DataFrame containing the real estate data.
        colormap (LinearColormap): The color map for the real estate prices.

    Methods:
        add_markers: Add markers for each real estate with color based on price.
        create_map: Create a folium map with real estate data.
    """
    def __init__(self, housing_df: pd.DataFrame) -> None:
        """
        Initialize the RealEstateVisualizer object.

        Parameters:
            housing_df (pd.DataFrame): The DataFrame containing the real estate data.
        """
        self.housing = housing_df
        self.colormap = LinearColormap(
            ['green', 'blue', 'orange', 'red', 'purple', 'brown', 'black'],
            vmin=self.housing['price'].min(),
            vmax=self.housing['price'].max()
        )

    def add_markers(self, gmap: folium.Map) -> None:
        """
        Add markers for each real estate with color based on price.

        Parameters:
            gmap (folium.Map): The folium map object.
        """
        for _, row in self.housing.iterrows():
            marker_color = self.colormap(row['price'])
            popup_content = f"Giá: {row['price']}"
            folium.CircleMarker(
                location=(row['latitude'], row['longitude']),
                radius=5,
                color=marker_color,
                fill=True,
                fill_color=marker_color,
                popup=popup_content
            ).add_to(gmap)

    def create_map(self) -> folium.Map:
        """
        Create a folium map with real estate data.

        Returns:
            folium.Map: The generated folium map.
        """
        gmap = folium.Map(location=[21.028511, 105.804817], zoom_start=6)
        self.colormap.add_to(gmap)
        self.add_markers(gmap)
        return gmap

```

4.3.2. Hàm `visualize_real_estate_price`

```
def visualize_real_estate_price(housing_df: pd.DataFrame) -> folium.Map:
    """
    Visualize real estate data on a map based on price.

    Parameters:
        housing_df (pd.DataFrame): The DataFrame containing the real estate data.

    Returns:
        folium.Map: The generated folium map.
    """
    visualizer = RealEstateVisualizerPrice(housing_df)
    return visualizer.create_map() # Create a folium map
```

Hàm `visualize_real_estate_price` đóng gói quy trình tạo bản đồ phân phối giá bất động sản vào một hàm duy nhất. Người dùng chỉ cần truyền vào DataFrame chứa dữ liệu bất động sản, hàm sẽ trả về một bản đồ tương tác thể hiện phân phối giá trên lãnh thổ Việt Nam.

4.4. Tạo bản đồ phân cụm và Feature Engineering với hàm `visualize_real_estate_clusters`

4.4.1. `RealEstateVisualizerClusters` class

Class này phục vụ mục đích trực quan hóa dữ liệu bất động them cụm dựa trên vị trí địa lý của các bất động sản. Quá trình này giúp ta hiểu rõ hơn về sự phân bố không gian của dữ liệu, tìm ra các "cụm" (cluster) những bất động sản gần nhau về mặt địa lý.

1. Thuộc tính của class và khởi tạo `__init__`:

- `housing (pd.DataFrame)` : DataFrame chứa dữ liệu bất động sản, ít nhất gồm các cột:
 - `latitude`, `longitude` : tọa độ địa lý.
 - `price` : giá bất động sản.
- `num_clusters (int)` : Số lượng cụm dùng cho mô hình K-Means.
- `cluster_colormap (LinearColormap)` : Dải màu biểu diễn các cụm. Ở đây: `['green', 'blue', 'orange', 'red', 'purple', 'brown', 'black']` tương ứng với các cụm từ 0 đến `num_clusters - 1`.
- `cluster_centers (np.ndarray)` : Tọa độ trung tâm các cụm (sau khi mô hình K-Means được fit).
- `cluster_radius (List[float])` : Bán kính cụm, được tính là khoảng cách xa nhất từ trung tâm cụm đến một điểm trong cụm đó.

```
def __init__(self, housing_df:pd.DataFrame, num_clusters:int=5) -> None:
    self.housing = housing_df
    self.num_clusters = num_clusters
    self.cluster_colormap = LinearColormap(
        ['green', 'blue', 'orange', 'red', 'purple', 'brown', 'black'],
        vmin=0,
        vmax=num_clusters - 1
    )
    self.cluster_centers = None
    self.cluster_radius = None
```

2. Phương thức `elbow_method`:

```

def elbow_method(self, clustering_features:pd.DataFrame) -> np.ndarray:
    distortions = []
    K = range(1, 11)
    for k in K:
        kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=0).fit(clustering_features)
        distortions.append(kmeans.inertia_)

    # Vẽ biểu đồ elbow
    plt.plot(K, distortions, 'bx-')
    plt.xlabel('k')
    plt.ylabel('Distortion')
    plt.title('The Elbow Method showing the optimal k')
    plt.show()

    diff = np.diff(distortions)
    return abs(diff).argmax() + 2

```

- Chạy K-Means cho k từ 1 đến 10, tính toán `inertia_` (độ méo - distortion).
- Hiển thị biểu đồ elbow để tìm k tối ưu.
- Sử dụng điểm "gãy" (argmax của độ giảm) để chọn k . Cách làm đơn giản: `abs(diff).argmax() + 2`.
- Trả về k tối ưu.

3. Phương thức `distance_to_center`:

```

def distance_to_center(self, housing:pd.DataFrame) -> None:
    for idx, center in enumerate(self.cluster_centers):
        housing[f'Distance to center {idx}'] = housing.apply(
            lambda row: haversine(center, (row['latitude'], row['longitude'])),
            axis=1
        )

```

- Với mỗi cụm, tính khoảng cách từ mỗi bất động sản đến tâm cụm.
- `haversine` tính khoảng cách trên bề mặt trái đất giữa hai điểm (latitude, longitude) bằng đường chim bay.
- Thêm cột `Distance to center {idx}` vào DataFrame.

4. Phương thức `calculate_cluster_radius`:

```

def calculate_cluster_radius(self) -> None:
    self.cluster_radius = [
        max(
            haversine(center, (point.latitude, point.longitude))
            for point in self.housing[self.housing['Cluster'] == idx].itertuples()
        )
        for idx, center in enumerate(self.cluster_centers)
    ]

```

- Tính bán kính mỗi cụm bằng khoảng cách lớn nhất từ tâm cụm đến một điểm trong cụm.
- `itertuples()` lặp qua DataFrame theo dạng tuple, truy cập `point.latitude`, `point.longitude`.

5. Phương thức `fit_kmeans`:

```

def fit_kmeans(self) -> None:
    clustering_features = self.housing[['latitude', 'longitude']]
    self.num_clusters = self.elbow_method(clustering_features) # Find the optimal number of clusters

    kmeans = KMeans(n_clusters=self.num_clusters, random_state=0).fit(clustering_features)
    self.cluster_centers = kmeans.cluster_centers_
    self.housing['Cluster'] = kmeans.labels_

    self.distance_to_center(self.housing)
    self.calculate_cluster_radius()

```

- Lấy latitude và longitude làm đặc trưng phân cụm.
- Gọi elbow_method để tìm số cụm tốt nhất (tự động điều chỉnh self.num_clusters).
- Chạy K-Means với số cụm đã xác định, thu được:
 - self.cluster_centers : tâm cụm.
 - self.housing['Cluster'] : mỗi bất động sản được gán vào một cụm.
- Tính khoảng cách từ mỗi điểm đến tâm cụm (distance_to_center) và bán kính cụm (calculate_cluster_radius).

6. Phương thức add_markers :

```
def add_markers(self, gmap: folium.Map) -> None:
    for _, row in self.housing.iterrows():
        cluster_label = row['Cluster']
        marker_color = self.cluster_colormap(cluster_label)
        popup_content = f"Giá: {row['price']}, Cụm: {cluster_label}"
        folium.CircleMarker(
            location=(row['latitude'], row['longitude']),
            radius=5,
            color=marker_color,
            fill=True,
            fill_color=marker_color,
            popup=popup_content
        ).add_to(gmap)
```

- Vẽ các điểm bất động sản lên bản đồ, màu sắc theo cụm.
- Popup hiển thị giá và cụm của bất động sản.

7. Phương thức create_map :

```
def create_map(self) -> folium.Map:
    gmap = folium.Map(location=[21.028511, 105.804817], zoom_start=6)
    self.cluster_colormap.add_to(gmap)
    self.add_markers(gmap)
    return gmap
```

- Tạo bản đồ folium, thêm bảng màu cụm, thêm marker từng bất động sản.
- Trả về bản đồ.

Ý nghĩa thực tiễn:

Lớp RealEstateVisualizerCluster giúp phân tích không gian dữ liệu bất động sản, tìm ra các cụm bất động sản gần nhau về mặt địa lý. Việc này giúp người dùng hiểu rõ hơn về phân bố không gian của dữ liệu, tìm ra các khu vực có giá trị đặc biệt, hay phát hiện ra các cụm bất động sản có giá trị cao hoặc thấp.

```

class RealEstateVisualizerCluster:
    """
    A class to visualize real estate data on a map.

    Attributes:
        housing (pd.DataFrame): The DataFrame containing the real estate data.
        num_clusters (int): The number of clusters for KMeans clustering.
        colormap (LinearColormap): The color map for the real estate prices.
        cluster_centers (np.ndarray): The coordinates of the cluster centers.
        cluster_radius (List[float]): The radius of the clusters.

    Methods:
        fit_kmeans: Fit a KMeans model to the real estate data and add cluster labels to the DataFrame.
        calculate_cluster_radius: Calculate the radius of the clusters.
        add_cluster_visualization: Add cluster visualization to the map.
        add_markers: Add markers for each real estate with color based on price.
        create_map: Create a folium map with real estate data and cluster visualization.

    """
    def __init__(self, housing_df:pd.DataFrame, num_clusters:int=5) -> None:
        """
        Initialize the RealEstateVisualizer object.

        Parameters:
            housing_df (pd.DataFrame): The DataFrame containing the real estate data.
            num_clusters (int): The number of clusters for KMeans clustering, default is 5.

        Returns:
            RealEstateVisualizer: The RealEstateVisualizer object.

        """
        self.housing = housing_df
        self.num_clusters = num_clusters
        self.cluster_colormap = LinearColormap(
            ['green', 'blue', 'orange', 'red', 'purple', 'brown', 'black'],
            vmin=0,
            vmax=num_clusters - 1
        )
        self.cluster_centers = None
        self.cluster_radius = None

    def fit_kmeans(self) -> None:
        """
        Fit a KMeans model to the real estate data and add cluster labels to the DataFrame.

        """
        clustering_features = self.housing[['latitude', 'longitude']] # Choose the clustering features
        self.num_clusters = self.elbow_method(clustering_features)
        kmeans = KMeans(n_clusters=self.num_clusters, random_state=0).fit(clustering_features)
        self.cluster_centers = kmeans.cluster_centers_ # Get the cluster centers
        self.housing['Cluster'] = kmeans.labels_ # Add the cluster labels to the housing DataFrame
        self.distance_to_center(self.housing)
        self.calculate_cluster_radius()

    def elbow_method(self, clustering_features:pd.DataFrame) -> np.ndarray:
        """
        Find the optimal number of clusters using the elbow method.

        Parameters:
            clustering_features (pd.DataFrame): The features used for clustering.

        Returns:
            np.ndarray: The coordinates of the cluster centers.

        """
        distortions = []
        K = range(1, 11)
        for k in K:
            kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=0).fit(clustering_features)

```

```

distortions.append(kmeans.inertia_)

# plt.figure(figsize=(16,8))
plt.plot(K, distortions, 'bx-')
plt.xlabel('k')
plt.ylabel('Distortion')
plt.title(f'The Elbow Method showing the optimal $k$')
plt.show()

diff = np.diff(distortions)
return abs(diff).argmax() + 2

def distance_to_center(self, housing:pd.DataFrame) -> None:
    """
    Calculate the distance of each real estate to the cluster center.

    Parameters:
        housing (pd.DataFrame): The DataFrame containing the real estate data.
    """
    for idx, center in enumerate(self.cluster_centers_):
        housing[f'Distance to center {idx}'] = housing.apply(
            lambda row: haversine(center, (row['latitude'], row['longitude'])),
            axis=1
        )

def calculate_cluster_radius(self) -> None:
    """
    Calculate the radius of the clusters, which is the distance from the cluster center to the farthest point in the cluster.
    """
    self.cluster_radius = [
        max(
            haversine(center, (point.latitude, point.longitude))
            for point in self.housing[self.housing['Cluster'] == idx].itertuples() # iter tuples is a function to iterate thro
        )
        for idx, center in enumerate(self.cluster_centers_)
    ]

def add_markers(self, gmap: folium.Map) -> None:
    """
    Add markers for each real estate with color based on price.

    Parameters:
        gmap (folium.Map): The folium map object.
    """
    for _, row in self.housing.iterrows():
        cluster_label = row['Cluster']
        marker_color = self.cluster_colormap(cluster_label)
        popup_content = f"Giá: {row['price']}, Cụm: {cluster_label}"
        folium.CircleMarker(
            location=(row['latitude'], row['longitude']),
            radius=5,
            color=marker_color,
            fill=True,
            fill_color=marker_color,
            # popup is the text that appears when you click on the marker
            popup=popup_content
        ).add_to(gmap)

def create_map(self) -> folium.Map:
    gmap = folium.Map(location=[21.028511, 105.804817], zoom_start=6)
    self.cluster_colormap.add_to(gmap)
    self.add_markers(gmap)
    return gmap

```

4.4.2. Hàm `visualize_real_estate_clusters`

```
def visualize_real_estate_clusters(housing_df:pd.DataFrame, num_clusters:int=5) -> folium.Map:
    visualizer = RealEstateVisualizerCluster(housing_df, num_clusters)
    visualizer.fit_kmeans() # Fit KMeans model and add cluster labels to the dataframe
    return visualizer.create_map() # Create a folium map
```

Hàm `visualize_real_estate_clusters` đóng gói quy trình tạo bản đồ phân cụm dữ liệu bất động sản vào một hàm duy nhất. Người dùng chỉ cần truyền vào DataFrame chứa dữ liệu bất động sản, hàm sẽ trả về một bản đồ tương tác thể hiện phân cụm dữ liệu.

4.5. Tạo bản đồ Heatmap dựa trên giá bất động sản với hàm `visualize_real_estate_price_heatmap`

4.5.1. `RealEstateVisualizerHeatmap` class

Mục đích chính của class này là tạo một bản đồ nhiệt từ dữ liệu bất động sản, trong đó cường độ màu thể hiện mức giá bất động sản trong khu vực.

1. Thuộc tính của class và khởi tạo `__init__`:

- `housing` (`pd.DataFrame`) : DataFrame chứa dữ liệu bất động sản. DataFrame này phải bao gồm ít nhất các cột:
 - `latitude` : Vĩ độ.
 - `longitude` : Kinh độ.
 - `price` : Giá bất động sản.

```
def __init__(self, housing_df: pd.DataFrame) -> None:
    self.housing = housing_df
```

2. Phương thức `add_heatmap`

```
def add_heatmap(self, gmap: folium.Map) -> None:
    heat_data = [
        [row['latitude'], row['longitude'], row['price']] for _, row in self.housing.iterrows()
    ]
    HeatMap(
        heat_data,
        min_opacity=0.5,
        max_val=self.housing['price'].max(),
        radius=20,
        blur=10,
    ).add_to(gmap)
```

- Chuẩn bị danh sách `heat_data` gồm [latitude , longitude , price] cho từng dòng trong DataFrame.
- Tạo một `Heatmap` trên bản đồ folium:
 - `heat_data` : Danh sách gồm [latitude , longitude , price].
 - `min_opacity` : Đặt độ mờ tối thiểu cho vùng nhiệt.
 - `max_val` : Giá trị lớn nhất của `price` , được dùng để chuẩn hóa màu sắc theo giá.
 - `radius` : Bán kính vùng nhiệt cho mỗi điểm dữ liệu.
 - `blur` : Mức độ làm mờ của các điểm nhiệt.

3. Phương thức `create_map`

```
def create_map(self) -> folium.Map:
    gmap = folium.Map(location=[21.028511, 105.804817], zoom_start=6)
    self.add_heatmap(gmap)
    return gmap
```

- Khởi tạo một bản đồ `folium.Map` với tâm là [21.028511, 105.804817] (gần Hà Nội) và mức zoom ban đầu là 6 (tòan cảnh Việt Nam).
- Gọi `add_heatmap(gmap)` để thêm lớp nhiệt lên bản đồ.
- Trả về đối tượng bản đồ.

Ý nghĩa thực tiễn:

Lớp `RealEstateVisualizerHeatmap` hỗ trợ trực quan hóa dữ liệu bất động sản dưới dạng bản đồ nhiệt, giúp xác định khu vực có giá trị cao/thấp, hiểu rõ hơn sự phân bố giá theo khu vực và cung cấp thông tin hữu ích cho các nhà đầu tư, quy hoạch, và nhà phát triển dự án.

```
class RealEstateVisualizerHeatmap:
    """
    A class to visualize real estate data on a heatmap based on price.

    Attributes:
        housing (pd.DataFrame): The DataFrame containing the real estate data.

    Methods:
        add_heatmap: Add heatmap for the real estate data.
        create_map: Create a folium map with real estate data.
    """
    def __init__(self, housing_df: pd.DataFrame) -> None:
        """
        Initialize the RealEstateVisualizerHeatmap object.

        Parameters:
            housing_df (pd.DataFrame): The DataFrame containing the real estate data.
        """
        self.housing = housing_df

    def add_heatmap(self, gmap: folium.Map) -> None:
        """
        Add a heatmap layer for the real estate data.

        Parameters:
            gmap (folium.Map): The folium map object.
        """
        # Prepare the data for the heatmap (latitude, longitude, price)
        heat_data = [
            [row['latitude'], row['longitude'], row['price']] for _, row in self.housing.iterrows()
        ]
        HeatMap(
            heat_data,
            min_opacity=0.5,
            max_val=self.housing['price'].max(),
            radius=20,
            blur=10,
        ).add_to(gmap)

    def create_map(self) -> folium.Map:
        """
        Create a folium map with real estate data.

        Returns:
            folium.Map: The generated folium map with heatmap.
        """
        gmap = folium.Map(location=[21.028511, 105.804817], zoom_start=6)
        self.add_heatmap(gmap)
        return gmap
```

4.5.2. Hàm `visualize_real_estate_price_heatmap`

```
def visualize_real_estate_price_heatmap(housing_df: pd.DataFrame) -> folium.Map:
    """
    Visualize real estate data on a heatmap based on price.

    Parameters:
        housing_df (pd.DataFrame): The DataFrame containing the real estate data.

    Returns:
        folium.Map: The generated folium map with heatmap.
    """
    visualizer = RealEstateVisualizerHeatmap(housing_df)
    return visualizer.create_map()
```

Hàm `visualize_real_estate_price_heatmap` đóng gói quy trình tạo bản đồ nhiệt thành một hàm duy nhất, dễ sử dụng, cho phép người dùng chỉ cần truyền vào DataFrame chứa dữ liệu bất động sản và nhận về một đối tượng bản đồ folium với Heatmap.

4.6. Chạy chương trình

```
from Visualize import check_coordinates_in_vietnam,
                    visualize_real_estate_price,
                    visualize_real_estate_clusters,
                    visualize_real_estate_price_heatmap
```

1. Đầu tiên, chúng ta cần lọc dữ liệu bất động sản theo lãnh thổ Việt Nam:

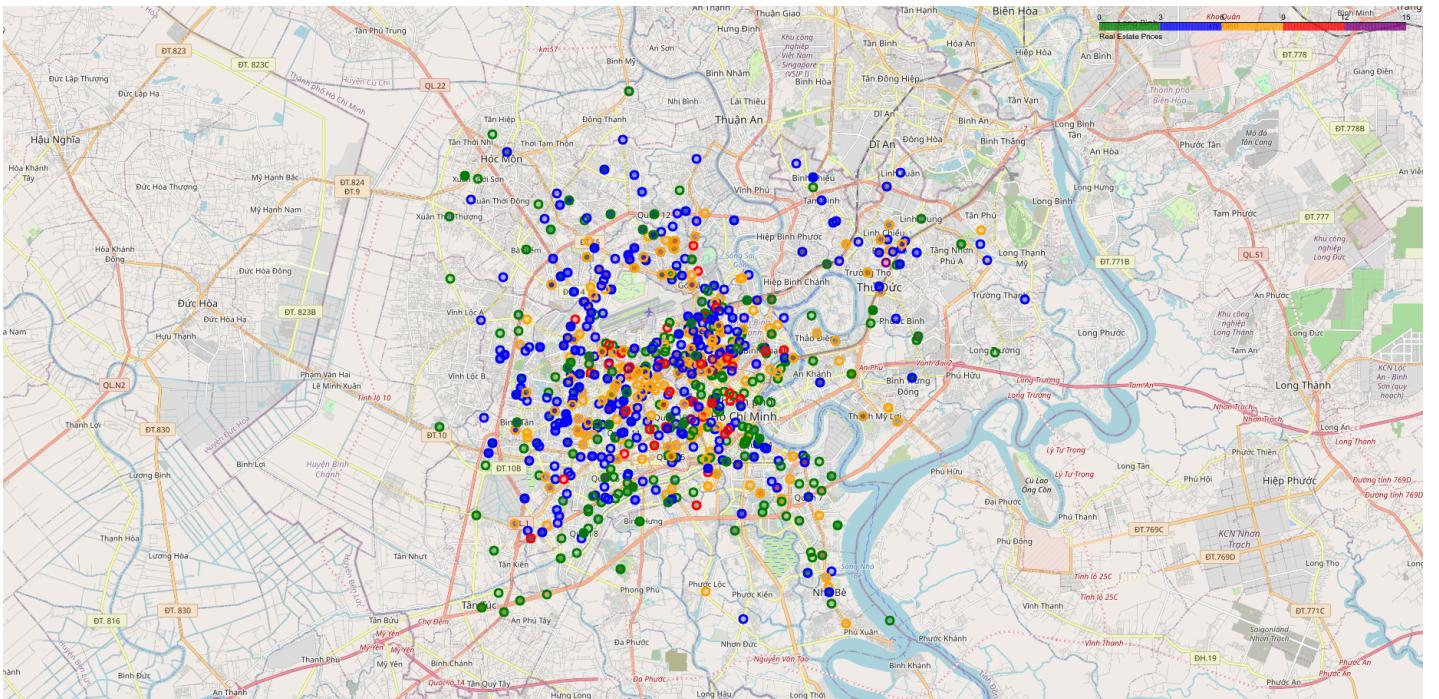
```
housing_cleaned_coordinates = check_coordinates_in_vietnam(shapefile_path='./vietnam_Vietnam_Country_Boundary/extracted_fil-
```

Trong đó, `shapefile_path` là đường dẫn đến file shapefile chứa thông tin lãnh thổ Việt Nam, `data_cleaned` là DataFrame chứa dữ liệu bất động sản.

2. Tiếp theo, chúng ta sẽ tạo bản đồ phân phối giá bất động sản:

```
gmap_1 = visualize_real_estate_price(housing_cleaned_coordinates)
gmap_1.save("foliumVisualizationPrice.html")
webbrowser.open_new_tab('foliumVisualizationPrice.html')
```

Trong phần này, `gmap_1` là bản đồ phân phối giá bất động sản, được lưu vào file `foliumVisualizationPrice.html` và mở trên trình duyệt `webbrowser`.



Hình 4: Bản đồ phân phối giá bất động sản trên lãnh thổ thành phố Hồ Chí Minh

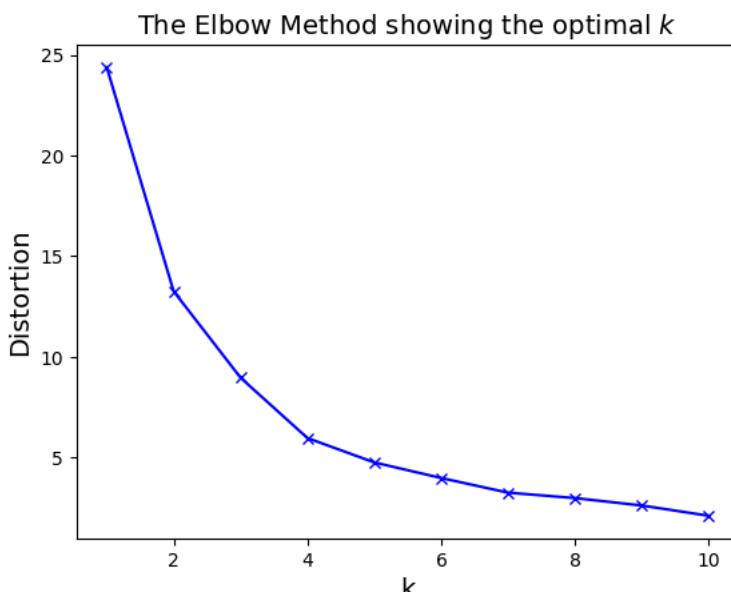
Nhận xét:

- i. **Đặc trưng không gian của giá:** Nhìn tổng quan, các màu sắc phân bố có vẻ khá đa dạng, không tập trung một màu duy nhất ở một khu vực. Điều này có thể hàm ý rằng giá bất động sản tại khu vực trung tâm TPHCM khá phân tán, không đồng đều.
- ii. **Mức độ tập trung:** Có thể quan sát thấy số lượng bất động sản tập trung đông hơn ở các quận trung tâm, quanh sân bay hoặc các trục đường lớn. Đây là điều hợp lý vì các khu vực trung tâm thường có mật độ bất động sản cao. Vùng rìa, ngoại thành hoặc các khu vực ít phát triển hơn có ít điểm hơn.
- iii. **Ứng dụng trực quan:** Việc biểu diễn dữ liệu bất động sản trên bản đồ giúp người xem nhanh chóng nhận ra phân bố và so sánh giá giữa các khu vực. Điều này hữu ích cho cả nhà phân tích thị trường, môi giới và người mua bán bất động sản trong việc đưa ra quyết định và đánh giá chung về thị trường.

3. Tiếp theo, chúng ta sẽ tạo bản đồ phân cụm dữ liệu bất động sản:

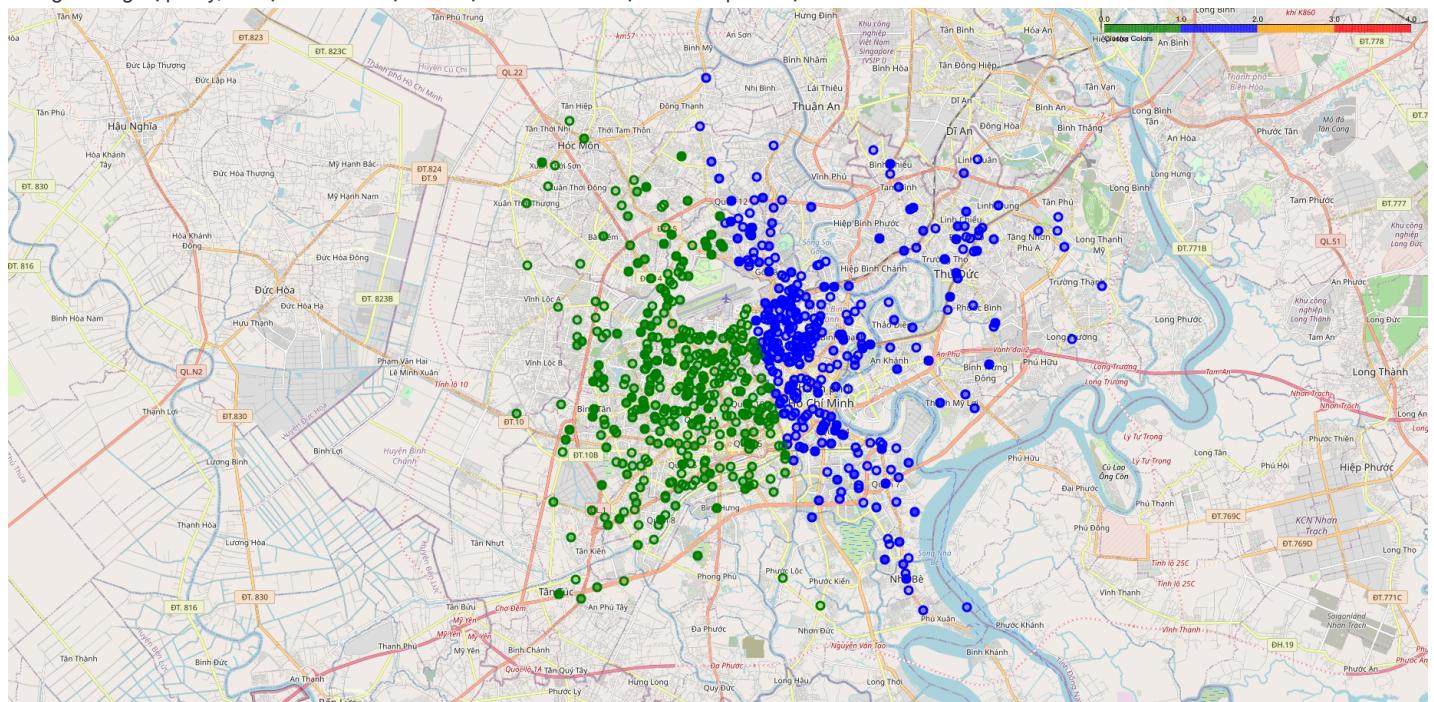
```
gmap_2 = visualize_real_estate_clusters(housing_cleaned_coordinates)
gmap_2.save("foliumVisualizationCluster.html")
webbrowser.open_new_tab('foliumVisualizationCluster.html')
```

Tương tự như cách làm ở `gmap_1`, nhưng ở đây chúng ta sẽ thu được thêm elbow plot để xác định số cụm tối ưu cũng như các đặc trưng khác được sinh ra từ việc phân cụm dữ liệu:



Hình 6: Biểu đồ Elbow để xác định số cụm tối ưu

Trong trường hợp này, số cụm tối ưu được xác định là 2 và ta được bản đồ phân cụm như sau:



Hình 5: Bản đồ phân cụm bất động sản trên lãnh thổ thành phố Hồ Chí Minh

Nhận xét:

i. **Phân cụm không gian:** Ta thấy rõ ràng có hai cụm chính được hình thành, thể hiện qua hai màu khác nhau (ví dụ: cụm màu xanh lá ở phía tây – trung tâm, và cụm màu xanh dương tập trung nhiều hơn ở phía đông nam).

ii. Khu vực và phân bố:

- Cụm màu xanh lá: Tập trung rất dày ở khu vực nội thành hoặc các vùng giáp ranh trung tâm Thành phố Hồ Chí Minh. Sự tập trung này có thể phản ánh một thị trường bất động sản sôi động, nhiều lựa chọn hoặc giá trị tài sản tương đối đồng đều.
- Cụm màu xanh dương: Phân bố về phía đông, có vẻ thưa hơn so với cụm xanh lá. Khu vực này có thể là quận 2, Quận 9, Thủ Đức (nay thuộc TP. Thủ Đức), hoặc các vùng lân cận. Việc tách biệt địa lý này có thể do rào cản tự nhiên (như sông Sài Gòn) hoặc do các đặc điểm thị trường, quy hoạch đô thị khác nhau.

iii. Ý nghĩa phân tích:

- Phân cụm giúp nhận diện ranh giới hoặc đặc trưng từng khu vực địa lý. Mỗi cụm có thể mang những đặc điểm chung về giá cả, loại hình bất động sản, mức độ phát triển hạ tầng, tiện ích, giao thông, v.v.
- Việc có 2 cụm lớn, màu sắc khác biệt, gợi ý rằng thị trường bất động sản ở TPHCM có thể chia thành ít nhất hai khu vực khá khác biệt về vị trí và có lẽ cả về mức giá, mật độ và loại hình.

Ta cũng sẽ thu được DataFrame mới sau khi phân cụm với các features được thêm vào như: Cluster , Distance to center 0 ,

Distance to center 1 .

id	price	area	bedrooms	wc	n_floors	car_place	latitude	longitude	Cluster	Distance to center 0	Distance to center 1
121356	0.79	57	2.000000	2.000000	1.0	0	10.713820	106.589326	1	19.349504	10.87474
115827	2.60	16	4.000000	3.000000	3.0	0	10.767127	106.659121	1	9.791375	3.401934
115833	3.00	32	4.000000	2.069591	5.0	1	10.745886	106.639292	1	12.831323	5.458846
115834	4.60	38	3.000000	4.000000	3.0	1	10.755020	106.637447	1	12.511259	4.487381
115837	3.45	76	4.000000	4.000000	4.0	1	10.867853	106.623154	1	14.447282	8.500217
...
88818	9.50	46	4.000000	4.000000	4.0	1	10.791831	106.671614	1	7.584297	2.876457
86770	1.95	48	2.000000	2.000000	1.0	0	10.710682	106.618825	1	16.921170	9.774195

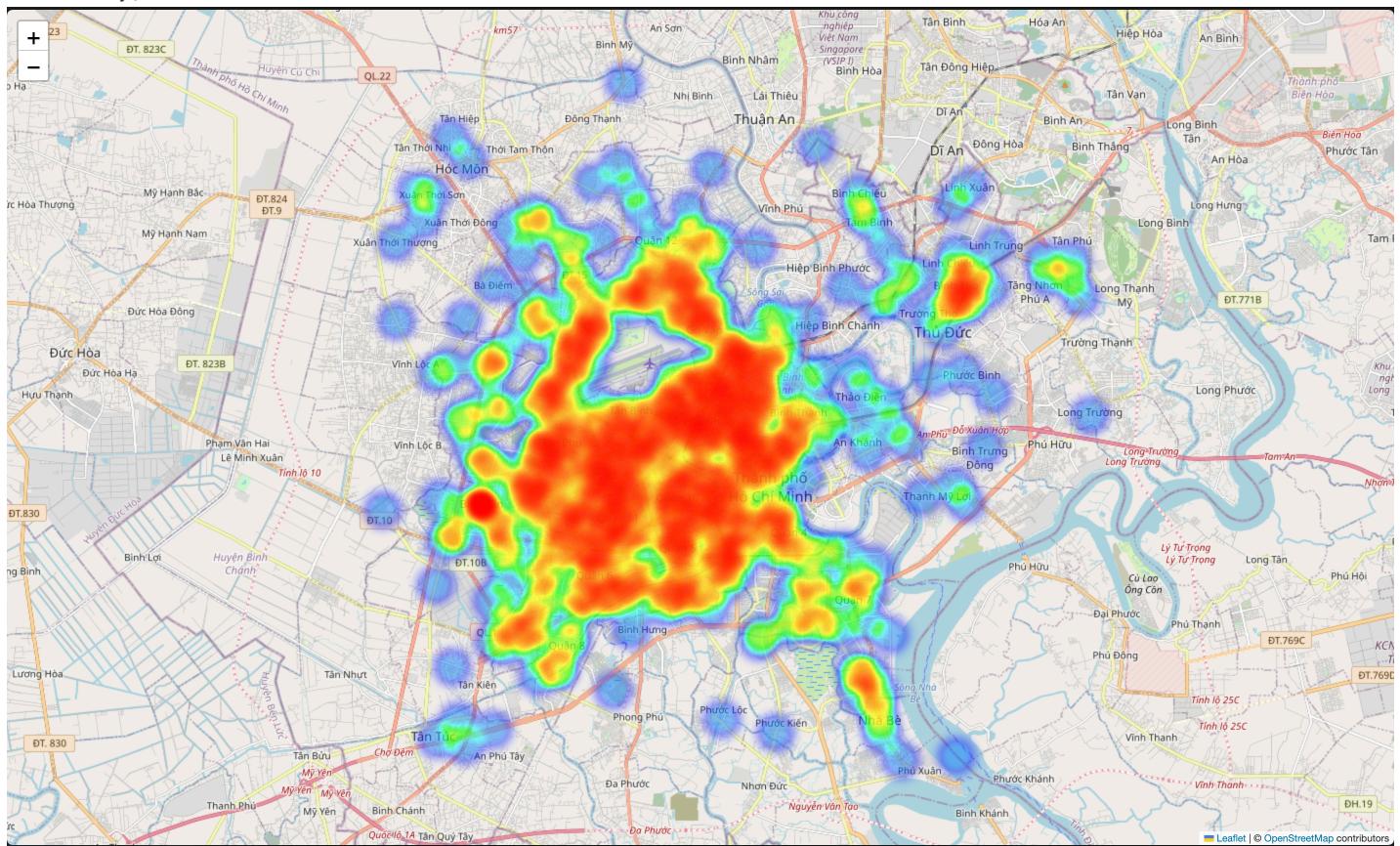
id	price	area	bedrooms	wc	n_floors	car_place	latitude	longitude	Cluster	Distance to center 0	Distance to center 1
86258	10.20	56	3.000000	4.000000	3.0	1	10.801764	106.711032	0	3.148295	7.209409
86002	6.20	47	4.000000	5.000000	5.0	1	10.819914	106.698770	0	4.710059	6.469803
108530	0.001	30	1.695659	1.264540	2.0	0	10.852466	106.660611	1	10.044947	6.643871

[5833 rows × 12 columns]

4. Tiếp theo, chúng ta sẽ tạo bản đồ nhiệt bất động sản:

```
gmap_3 = visualize_real_estate_price_heatmap(housing_cleaned_coordinations)
gmap_3.save("foliumVisualizationHeatmap.html")
webbrowser.open_new_tab('foliumVisualizationHeatmap.html')
```

Trong phần này, gmap_3 là bản đồ phân phối giá bất động sản dưới dạng **Heatmap**, được lưu vào file foliumVisualizationHeatmap.html và mở trên trình duyệt webbrowser.



Hình 6: Bản đồ nhiệt bất động sản trên lãnh thổ thành phố Hồ Chí Minh

Nhận xét:

i. Đặc điểm không gian của giá trị:

- Sự phân bố màu sắc trên bản đồ cho thấy sự khác biệt rõ rệt về mật độ hoặc giá trị giữa các khu vực. Những khu vực trung tâm với màu đỏ nổi bật biểu thị hoạt động sôi động hoặc giá trị cao (như giá bất động sản hoặc khối lượng giao dịch). Trong khi đó, các vùng ngoại ô có màu xanh dương thể hiện mật độ thấp hơn hoặc ít sôi động hơn.
- Sự phân hóa này cho thấy tầm quan trọng của các khu vực trung tâm như một trung tâm kinh tế và hoạt động đô thị.

ii. Quan sát về cụm và mật độ:

- Cụm trung tâm:** Các vùng màu đỏ ở khu vực trung tâm Thành phố Hồ Chí Minh (như Quận 1, Quận 3 hoặc khu vực sân bay) đại diện cho các điểm nóng, nơi có mật độ kinh tế hoặc giao dịch bất động sản cao.
- Cụm ngoại vi:** Các vùng màu xanh lá và xanh dương ở rìa bản đồ (ví dụ: Bình Chánh, Hóc Môn) cho thấy mật độ thấp hơn, có thể là các khu vực đang phát triển hoặc khu dân cư với giá trị thị trường thấp hơn.

iii. Ý nghĩa thị trường:

- Hình ảnh bản đồ nhiệt là công cụ hiệu quả để nhận diện các khu vực có giá trị cao và tìm cơ hội đầu tư hoặc phát triển. Đồng thời, nó cũng giúp xác định các vùng có tiềm năng phát triển trong tương lai, đặc biệt là dọc theo các dự án giao thông hoặc hạ tầng mới.
- Các cụm trung tâm phản ánh những khu vực có sức hút đầu tư cao, trong khi những vùng ít mật độ hơn có thể phù hợp để phát triển thêm.

5. Feature Selection với FeatureSelection.py

5.1. Khai báo thư viện

```
import numpy as np
import pandas as pd
from collections import Counter
from sklearn.feature_selection import VarianceThreshold, SelectKBest, mutual_info_regression
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.pipeline import make_pipeline
from sklearn.feature_selection import SelectFromModel
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import GridSearchCV, RandomizedSearchCV
from typing import List, Set
```

Trong module này, chúng ta sẽ sử dụng các thư viện sau:

- Counter để đếm số lần xuất hiện của các phần tử trong một list.
- VarianceThreshold để loại bỏ các đặc trưng có độ biến thiên thấp.
- SelectKBest để chọn ra k đặc trưng tốt nhất dựa trên một hàm score.
- mutual_info_regression để tính toán mutual information giữa các đặc trưng và biến mục tiêu.
- RandomForestRegressor và LinearRegression là hai mô hình hồi quy sẽ được sử dụng để chọn ra các đặc trưng quan trọng.
- make_pipeline để tạo một pipeline cho việc chọn lọc đặc trưng.
- SelectFromModel để chọn ra các đặc trưng quan trọng từ mô hình.
- GridSearchCV và RandomizedSearchCV để tìm ra siêu tham số tốt nhất cho mô hình.
- List và Set để định nghĩa kiểu dữ liệu cho các biến.

5.2. FeatureSelector class

- Lớp FeatureSelector được thiết kế để thực hiện quá trình **chọn lọc đặc trưng** (Feature Selection) một cách toàn diện và linh hoạt, dựa trên nhiều phương pháp khác nhau. Mục tiêu của lớp này là giảm số chiều của dữ liệu đầu vào, loại bỏ các đặc trưng không quan trọng hoặc gây nhiễu, từ đó cải thiện hiệu suất và độ chính xác của mô hình học máy. FeatureSelector bao gồm các phương pháp chọn lọc đặc trưng như sau:
 - i. **Variance Threshold** ứng với phương thức `variance_threshold_selection`.
 - ii. **SelectKBest** ứng với phương thức `select_k_best`.
 - iii. **Mutual Information** ứng với phương thức `mutual_information_selection`.
 - iv. **GridSearchCV** ứng với phương thức `grid_search_feature_selection`.
 - v. **RandomizedSearchCV** ứng với phương thức `randomized_search_feature_selection`.
 - vi. **Phương thức combine_selected_features**: Phương thức này sẽ kết hợp các đặc trưng được chọn từ các phương pháp khác nhau và chọn ra các đặc trưng xuất hiện trong ít nhất hai phương pháp.
 - vii. **Phương thức fit**: Phương thức `fit` là trung tâm của lớp `FeatureSelector`, chịu trách nhiệm thực hiện toàn bộ quy trình Feature Selection. Khi được gọi, nó lần lượt:
 - a. **Chạy tất cả các phương pháp Feature Selection**: Gọi từng phương pháp nêu trên để chọn ra các tập hợp đặc trưng riêng lẻ.
 - b. **Kết hợp kết quả**: Sử dụng phương pháp `combine_selected_features` để hợp nhất các đặc trưng đã chọn từ các phương pháp khác nhau và chọn ra các đặc trưng xuất hiện trong ít nhất hai phương pháp.
 - c. **Trả về kết quả**: Trả về danh sách các đặc trưng cuối cùng được chọn, đảm bảo đây là những đặc trưng quan trọng và có giá trị nhất cho mô hình.
 - Khởi tạo `__init__` của lớp `FeatureSelector` như sau:
 - x và y là feature matrix và target variable.
 - variance_threshold, k_best, top_k_f_mi là các siêu tham số cho các phương pháp chọn lọc đặc trưng.
 - features_selected là danh sách chứa các tập hợp đặc trưng đã chọn từ các phương pháp.

```

class FeatureSelector:
    def __init__(self, X: pd.DataFrame, y: pd.Series, variance_threshold: float = 0.1, k_best: int = 5, top_k_mi: int = 7):
        """
        Initialize the feature selector with the dataset and feature selection parameters.

        :param X: The feature matrix (pd.DataFrame).
        :param y: The target variable (pd.Series).
        :param variance_threshold: Threshold for VarianceThreshold method to remove low variance features.
        :param k_best: Number of top features to select using SelectKBest (based on Mutual Information).
        :param top_k_mi: Number of top features to select based on Mutual Information.
        """
        self.X = X
        self.y = y
        self.variance_threshold = variance_threshold
        self.k_best = k_best
        self.top_k_mi = top_k_mi
        self.features_selected: List[Set[str]] = []

    def variance_threshold_selection(self) -> Set[str]:
        """
        Apply VarianceThreshold to remove features with low variance.

        :return: A set of selected feature names.
        """
        # ... (code here) ...

    def select_k_best(self) -> Set[str]:
        """
        Apply SelectKBest with Mutual Information to select the top k features.

        :return: A set of selected feature names.
        """
        # ... (code here) ...

    def mutual_information_selection(self) -> Set[str]:
        """
        Compute Mutual Information scores and select the top features based on the scores.

        :return: A set of selected feature names.
        """
        # ... (code here) ...

    def grid_search_feature_selection(self) -> Set[str]:
        """
        Use GridSearchCV to optimize hyperparameters of a RandomForestRegressor, and select features based on feature importance.

        :return: A set of selected feature names.
        """
        # ... (code here) ...

    def randomized_search_feature_selection(self) -> Set[str]:
        """
        Use RandomizedSearchCV to optimize hyperparameters of a RandomForestRegressor, and select features based on feature importances.

        :return: A set of selected feature names.
        """
        # ... (code here) ...

    def combine_selected_features(self) -> List[str]:
        """

```

```

Combine selected features from all methods and count the frequency of occurrence.

:rtype: A list of final selected features that appeared in two or more methods.
"""

feature_counter = Counter([feature for feature_set in self.features_selected for feature in feature_set])

# Get the features that appeared the most across methods
final_selected_features = [feature for feature, count in feature_counter.items() if count >= 2] # Appears in 2 or more methods
return final_selected_features

def fit(self) -> List[str]:
    """
    Run the entire feature selection process and return the final selected features.

    :return: A list of final selected feature names.
    """
    print("Running VarianceThreshold...")
    self.variance_threshold_selection()

    print("Running SelectKBest...")
    self.select_k_best()

    print("Running Mutual Information...")
    self.mutual_information_selection()

    print("Running GridSearchCV...")
    self.grid_search_feature_selection()

    print("Running RandomizedSearchCV...")
    self.randomized_search_feature_selection()

    print("Combining selected features...")
    final_features = self.combine_selected_features()
    return final_features

```

5.3. Phương pháp Variance Threshold

Variance Threshold là một phương pháp đơn giản nhưng hiệu quả trong việc chọn lọc đặc trưng (**Feature Selection**) dựa trên độ biến thiên (**variance**) của từng đặc trưng trong tập dữ liệu. Ý tưởng chính của phương pháp này là loại bỏ các đặc trưng có độ biến thiên thấp vì chúng thường không mang lại nhiều thông tin hữu ích cho mô hình Machine Learning.

Phương pháp này hoạt động theo quy trình sau:

1. **Tính toán phương sai (Variance):** Đối với một tập dữ liệu X với n mẫu và p đặc trưng, phương sai của một đặc trưng x_j được tính bằng công thức:

$$\text{Var}(x_j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{ij} - \mu_j)^2$$

trong đó:

- x_{ij} là giá trị của đặc trưng j ở mẫu i ,
- $\mu_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ij}$ là giá trị trung bình của đặc trưng x_j .

Phương sai đo lường mức độ phân tán của các giá trị trong một đặc trưng. Nếu phương sai gần bằng 0, các giá trị của đặc trưng đó gần như không thay đổi.

2. **Lựa chọn ngưỡng (Threshold):** Chúng ta có thể đặt một ngưỡng t (thường mặc định là $t = 0$). Phương pháp sẽ giữ lại các đặc trưng x_j thỏa mãn:

$$\text{Var}(x_j) > t$$

Sau khi tính toán, những đặc trưng có độ biến thiên nhỏ hơn hoặc bằng ngưỡng t được coi là không hữu ích và sẽ bị loại khỏi tập dữ liệu.

Cài đặt chương trình:

```

def variance_threshold_selection(self) -> Set[str]:
    """
    Apply VarianceThreshold to remove features with low variance.

    :return: A set of selected feature names.
    """
    selector = VarianceThreshold(threshold=self.variance_threshold)
    selector.fit_transform(self.X)
    selected_features = set(self.X.columns[selector.get_support()])
    self.features_selected.append(selected_features)
    return selected_features

```

5.4. Phương pháp Select K Best

Select K Best là một kỹ thuật lựa chọn đặc trưng (feature selection) phổ biến trong học máy, giúp chọn ra các đặc trưng quan trọng nhất trong tập dữ liệu dựa trên một hàm thống kê hoặc tiêu chí nhất định. Cách tiếp cận này giúp cải thiện hiệu suất của mô hình, giảm độ phức tạp và ngăn chặn overfitting.

Cách hoạt động:

- Chọn tiêu chí đánh giá: **Select K Best** sử dụng một hàm đánh giá thống kê để tính điểm cho từng đặc trưng so với nhãn mục tiêu. Bài toán này đang dùng hàm:

- mutual_info_regression : **Mutual Information (MI)** là một phương pháp đo lường mức độ phụ thuộc giữa hai biến ngẫu nhiên. Trong Feature Selection, Mutual Information được sử dụng để đánh giá mức độ tương quan giữa một đặc trưng và biến mục tiêu. Phương pháp này không chỉ phát hiện mối quan hệ tuyến tính mà còn đo lường các mối quan hệ phi tuyến phức tạp.
- Ngoài ra, MI là một thước đo trong lý thuyết thông tin, cho biết lượng thông tin mà một đặc trưng X_j chia sẻ với biến mục tiêu y .

- Với một đặc trưng X_j và biến mục tiêu y , MI được tính:

$$MI(X_j, y) = \iint p(x, y) \cdot \log \left(\frac{p(x, y)}{p(x) \cdot p(y)} \right) dx dy$$

Trong đó:

- $p(x, y)$: Phân phối xác suất chung của X_j và y .
- $p(x)$: Phân phối xác suất riêng của X_j .
- $p(y)$: Phân phối xác suất riêng của y .

ii. Ý nghĩa:

- Nếu X_j và y độc lập, $p(x, y) = p(x) \cdot p(y)$, do đó $MI(X_j, y) = 0$.
- Nếu X_j và y phụ thuộc mạnh, $MI(X_j, y) > 0$, với giá trị càng cao cho thấy X_j chứa nhiều thông tin về y .

- Tính điểm cho mỗi đặc trưng: Hàm đánh giá sẽ gán một điểm số cho từng đặc trưng trong tập dữ liệu.

- Chọn ra k đặc trưng tốt nhất: Dựa trên điểm số, **Select K Best** sẽ giữ lại k đặc trưng có điểm cao nhất.

Cài đặt chương trình:

```

def select_k_best(self) -> Set[str]:
    """
    Apply SelectKBest with Mutual Information to select the top k features.

    :return: A set of selected feature names.
    """
    selector = SelectKBest(mutual_info_regression, k=self.k_best).fit(self.X, self.y)
    selected_features = set(self.X.columns[selector.get_support()])
    self.features_selected.append(selected_features)
    return selected_features

```

5.5. Phương pháp GridSearchCV

GridSearchCV là một công cụ mạnh mẽ trong thư viện Scikit-learn để tìm kiếm tổ hợp siêu tham số (hyperparameter) tốt nhất cho một mô hình học máy. Phương pháp này sử dụng **tìm kiếm lưới** (grid search) kết hợp với **cross-validation (CV)** để đảm bảo hiệu suất của mô hình được tối ưu hóa trên dữ liệu chưa thấy trước.

Cách hoạt động:

1. Định nghĩa tập siêu tham số (hyperparameter grid):

- Cần xác định các siêu tham số cần tối ưu và giá trị mà mỗi tham số có thể nhận.
- Ví dụ: số lượng cây trong rừng ngẫu nhiên (`n_estimators`), độ sâu của cây (`max_depth`), v.v.

2. Tìm kiếm tổ hợp tham số:

- `GridSearchCV` thử tất cả các tổ hợp có thể của các giá trị trong lưới tham số.

3. Cross-validation:

- Với mỗi tổ hợp tham số, `GridSearchCV` sử dụng kỹ thuật **cross-validation** (thường là k-fold) để đánh giá hiệu suất. Điều này giúp giảm nguy cơ overfitting và đảm bảo kết quả tổng quát.

4. Lựa chọn mô hình tốt nhất:

- Tổ hợp tham số có hiệu suất tốt nhất trên tập cross-validation sẽ được chọn làm mô hình tối ưu.

Cài đặt chương trình:

```
def grid_search_feature_selection(self) -> Set[str]:  
    """  
    Use GridSearchCV to optimize hyperparameters of a RandomForestRegressor, and select features based on feature importance.  
  
    :return: A set of selected feature names.  
    """  
  
    param_grid = {  
        'n_estimators': [50, 100, 200],  
        'max_depth': [None, 10, 20],  
        'min_samples_split': [2, 5, 10],  
        'min_samples_leaf': [1, 2, 4]  
    }  
  
    rf = RandomForestRegressor(random_state=42)  
  
    grid_search = GridSearchCV(estimator=rf, param_grid=param_grid, cv=5, scoring='neg_mean_squared_error', verbose=2, n_jobs=-1)  
    grid_search.fit(self.X, self.y)  
  
    best_model_grid = grid_search.best_estimator_  
  
    pipe = make_pipeline(StandardScaler(), SelectFromModel(estimator=best_model_grid), LinearRegression())  
    pipe.fit(self.X, self.y)  
    selected_features = set(self.X.columns[pipe.named_steps['selectfrommodel'].get_support()])  
    self.features_selected.append(selected_features)  
    return selected_features
```

5.6. Phương pháp RandomizedSearchCV

`RandomizedSearchCV` là một kỹ thuật tối ưu hóa siêu tham số (hyperparameter optimization) được sử dụng trong học máy. Khác với `GridSearchCV`, `RandomizedSearchCV` không thử tất cả các tổ hợp tham số có thể, mà chọn ngẫu nhiên một số tổ hợp nhất định từ tập tham số đã chỉ định. Điều này giúp giảm thời gian tính toán trong khi vẫn có khả năng tìm ra tổ hợp tham số tốt nhất.

Cách hoạt động:

1. Định nghĩa tập tham số:

- Thay vì sử dụng một danh sách cố định các giá trị tham số (như trong `GridSearchCV`), ta sẽ định nghĩa phạm vi giá trị hoặc phân phối của các tham số.

2. Lựa chọn ngẫu nhiên:

- `RandomizedSearchCV` lấy một số tổ hợp ngẫu nhiên (theo phân phối chỉ định hoặc từ phạm vi giá trị) để thử nghiệm.
- Số tổ hợp cần thử được xác định bởi tham số `n_iter`.

3. Cross-validation:

- Giống `GridSearchCV`, `RandomizedSearchCV` sử dụng **cross-validation (CV)** để đánh giá hiệu suất cho từng tổ hợp tham số.

4. Lựa chọn mô hình tốt nhất:

- Sau khi thử một số tổ hợp, tổ hợp tham số có hiệu suất tốt nhất (theo tiêu chí đánh giá) sẽ được chọn.

Cài đặt chương trình:

```

def randomized_search_feature_selection(self) -> Set[str]:
    """
    Use RandomizedSearchCV to optimize hyperparameters of a RandomForestRegressor, and select features based on feature importance.

    :return: A set of selected feature names.
    """
    param_dist = {
        'n_estimators': np.arange(50, 201, 50),
        'max_depth': [None, 10, 20, 30],
        'min_samples_split': np.arange(2, 11),
        'min_samples_leaf': np.arange(1, 5)
    }

    rf = RandomForestRegressor(random_state=42)

    random_search = RandomizedSearchCV(estimator=rf, param_distributions=param_dist, n_iter=20, cv=5, scoring='neg_mean_squared_error')
    random_search.fit(self.X, self.y)

    best_model_random = random_search.best_estimator_

    pipe = make_pipeline(StandardScaler(), SelectFromModel(estimator=best_model_random), LinearRegression())
    pipe.fit(self.X, self.y)
    selected_features = set(self.X.columns[pipe.named_steps['selectfrommodel'].get_support()])
    self.features_selected.append(selected_features)
    return selected_features

```

5.7. Chạy chương trình

Việc chạy chương trình cho phần Feature Selection sẽ được tích hợp và trình bày ở phần [7. Xây dựng pipeline với HousingPipeline.py](#) bên dưới. Tại đây, chương trình sẽ chạy toàn bộ quy trình Feature Selection và trả về danh sách các đặc trưng quan trọng nhất cho mô hình thông qua hàm `combine_selected_features`.

Vì vậy, để trực quan hơn cho quy trình Feature Selection, tôi sẽ tách riêng từng hàm và in ra kết quả của từng phương pháp chọn lọc đặc trưng để kiểm tra.

Các thư viện sẽ được khai báo tương tự như ở phần [5.1. Khai báo thư viện](#).

5.7.1. Variance Threshold

```

# Threshold = 0.1 (removes features with less than 10% variance)
selector = VarianceThreshold(threshold=0.1)
X_kvar = selector.fit_transform(X)
selected_columns = X.columns[selector.get_support()] # Get columns with variance greater than threshold
print(selected_columns)

Index(['id', 'area', 'bedrooms', 'wc', 'n_floors', 'car_place', 'Cluster',
       'Distance to center 0', 'Distance to center 1'],
      dtype='object')

```

Đối với phương pháp **Variance Threshold**, sau khi áp dụng, chúng ta giữ lại 9 đặc trưng quan trọng nhất với ngưỡng phương sai là 0.1.

5.7.2. Select K Best

```

# Use f_regression for regression problems
X_kbest = SelectKBest(f_regression, k=5).fit_transform(X, y)

print('Selected columns after applying SelectKBest:', X.columns[SelectKBest(f_regression, k=5).fit(X, y).get_support()])

Selected columns after applying SelectKBest: Index(['bedrooms', 'wc', 'n_floors', 'car_place', 'Distance to center 0'], dtype='object')

```

Phương pháp **Select K Best** ở trên chọn ra 5 đặc trưng quan trọng nhất dựa trên hàm score f_regression . Để chọn ra số lượng đặc trưng tùy ý, chỉ cần thay đổi giá trị của k .

5.7.3. GridSearchCV

```
# Define the parameter grid to search for the best parameters
param_grid = {
    'n_estimators': [50, 100, 200],
    'max_depth': [None, 10, 20],
    'min_samples_split': [2, 5, 10],
    'min_samples_leaf': [1, 2, 4]
}

# Initialize the RandomForest model
rf = RandomForestRegressor(random_state=42)

# Perform grid search with cross-validation
grid_search = GridSearchCV(estimator=rf, param_grid=param_grid, cv=5, scoring='neg_mean_squared_error', verbose=2, n_jobs=-1)

# Fit the model
grid_search.fit(X, y)

# Output the best parameters and score
print("Best parameters found: ", grid_search.best_params_)
print("Best score (negative MSE): ", -grid_search.best_score_)

# Use the best estimator
best_model = grid_search.best_estimator_

# Evaluate using cross-validation on the best model
mse_best = cross_val_score(best_model, X, y, scoring='neg_mean_squared_error', cv=5).mean()
print('MSE with best model:', -mse_best)

Best parameters found: {'max_depth': None, 'min_samples_leaf': 2, 'min_samples_split': 2, 'n_estimators': 200}
Best score (negative MSE): 2.8125462355474498
MSE with best model: 2.8125462355474498
```

Phương pháp **GridSearchCV** tìm ra mô hình tốt nhất với các siêu tham số tối ưu và MSE tương ứng. Đồng thời, chúng ta cũng chọn ra các đặc trưng quan trọng từ mô hình dựa vào feature importance.

```
for col in X.columns:
    print(f"{col}: {best_model.feature_importances_[X.columns.get_loc(col)]}")

id: 0.0929387363740693
area: 0.16166346047574368
bedrooms: 0.09137136922181854
wc: 0.36146322967438793
n_floors: 0.03905496700552482
car_place: 0.020482281172774886
latitude: 0.055485304951903375
longitude: 0.0425910603688488
Cluster: 0.0009709008765686273
Distance to center 0: 0.05543350423025281
Distance to center 1: 0.07854518564810725
```

Các đặc trưng quan trọng được chọn từ mô hình Random Forest. Ta có thể chọn ra k đặc trưng quan trọng nhất từ mô hình tùy ý dựa vào thứ tự giảm dần của feature importance.

5.7.4. RandomizedSearchCV

```
# Define the parameter distribution
param_dist = {
    'n_estimators': np.arange(50, 201, 50),
    'max_depth': [None, 10, 20, 30],
    'min_samples_split': np.arange(2, 11),
    'min_samples_leaf': np.arange(1, 5)
}

# Initialize the RandomForest model
rf = RandomForestRegressor(random_state=42)

# Use RandomizedSearchCV to search over the parameter space
random_search = RandomizedSearchCV(estimator=rf, param_distributions=param_dist,
                                    n_iter=20, cv=5, scoring='neg_mean_squared_error', random_state=42, n_jobs=-1)

# Fit the model
random_search.fit(X, y)

# Output the best parameters and score
print("Best parameters found: ", random_search.best_params_)
print("Best score (negative MSE): ", -random_search.best_score_)

# Use the best model from random search
best_model_random = random_search.best_estimator_

# Evaluate the best model using cross-validation
mse_best_random = cross_val_score(best_model_random, X, y, scoring='neg_mean_squared_error', cv=5).mean()
print('MSE with best random search model:', -mse_best_random)

Best parameters found: {'n_estimators': np.int64(150), 'min_samples_split': np.int64(2), 'min_samples_leaf': np.int64(2), 'max_d
Best score (negative MSE): 2.8203427815496713
MSE with best random search model: 2.8203427815496713
```

Phương pháp **RandomizedSearchCV** tìm ra mô hình tốt nhất với các siêu tham số tối ưu và MSE tương ứng. Đồng thời, chúng ta cũng chọn ra các đặc trưng quan trọng từ mô hình dựa vào feature importance.

```
print("Feature Importances:")
for col in X.columns:
    print(f"{col}: {best_model_random.feature_importances_[X.columns.get_loc(col)]}")

Feature Importances:
id: 0.09261421743625706
area: 0.1618757465102772
bedrooms: 0.09250090389161265
wc: 0.3615603667027046
n_floors: 0.038810754688151865
car_place: 0.020080871180090477
latitude: 0.05578972070743495
longitude: 0.04318122714050373
Cluster: 0.0008897133300754471
Distance to center 0: 0.05459280828699985
Distance to center 1: 0.07810367012589219
```

Các đặc trưng quan trọng được chọn từ mô hình Random Forest. Ta có thể chọn ra k đặc trưng quan trọng nhất từ mô hình tùy ý dựa vào thứ tự giảm dần của feature importance.

5.8. Kết quả chọn lọc đặc trưng

Bảng dữ liệu sau khi chọn lọc đặc trưng dựa trên phương thức `combine_selected_features` sau khi chạy toàn bộ quy trình Feature Selection:

Cluster	n_floors	area	id	car_place	wc	bedrooms	Distance to center 1	price
0	1.0	57	121356	0	2.0000	2.0000	10.874742	0.790
1	3.0	16	115827	0	3.0000	4.0000	3.401934	2.600
2	5.0	32	115833	1	2.0696	4.0000	5.458846	3.000
3	3.0	38	115834	1	4.0000	3.0000	4.487381	4.600
4	4.0	76	115837	1	4.0000	4.0000	8.500217	3.450
...
5828	4.0	46	88818	1	4.0000	4.0000	2.876457	9.500
5829	1.0	48	86770	0	2.0000	2.0000	9.774195	1.950
5830	3.0	56	86258	1	4.0000	3.0000	7.209409	10.200
5831	5.0	47	86002	1	5.0000	4.0000	6.469803	6.200
5832	2.0	30	108530	0	1.2645	1.6957	6.643871	0.001

[5833 rows × 9 columns]

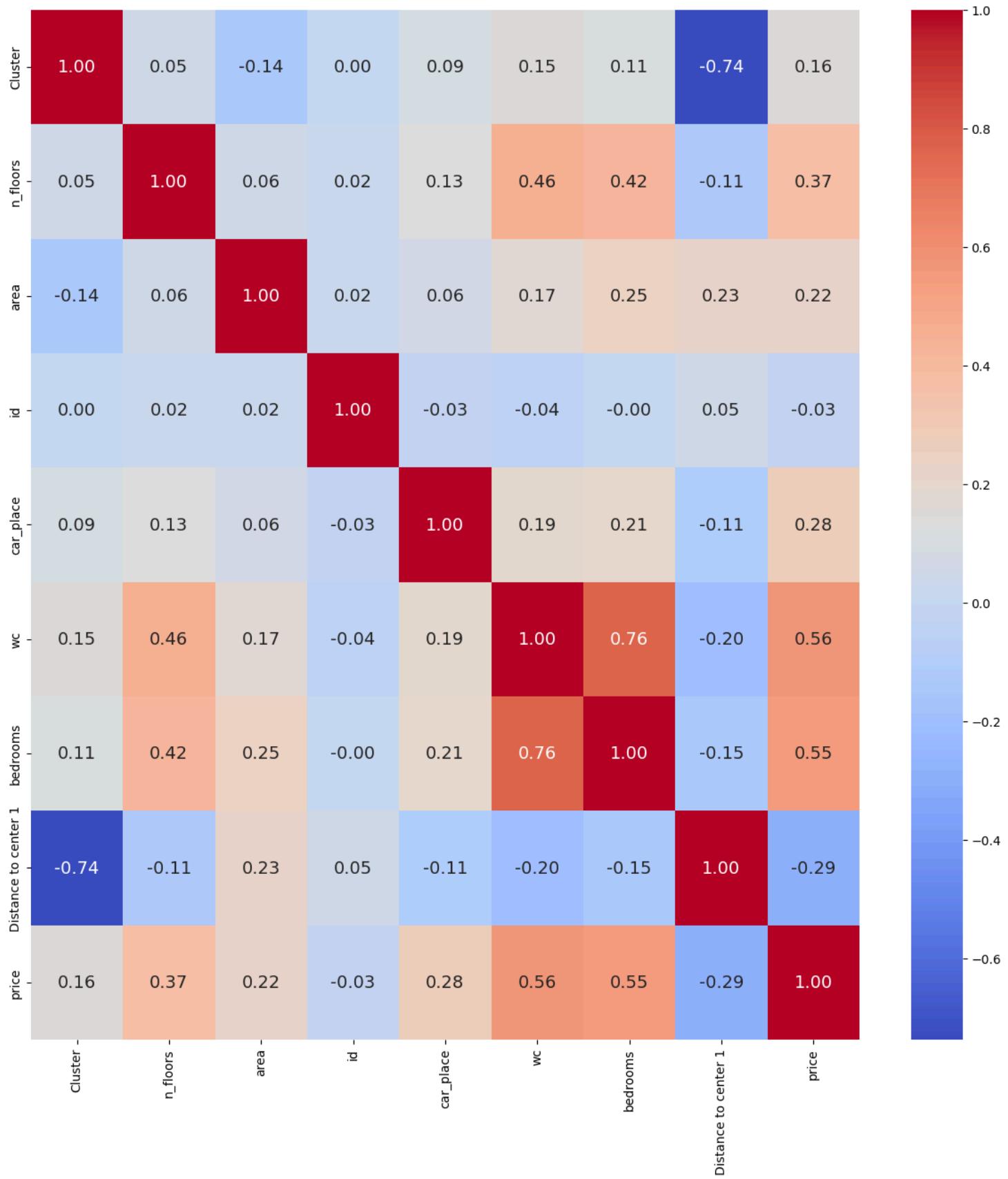
6. Tách tập dữ liệu

Trong phần này, chúng ta sẽ tiến hành xây dựng tập dữ liệu huấn luyện (train set) và kiểm tra (test set) từ bộ dữ liệu đã được xử lý trước đó. Mục đích là tìm ra biến có tương quan cao với giá (price) và phân tích cách biến đó phân bố. Sau đó, chia dữ liệu ra 2 tập train và test theo tỷ lệ phù hợp.

Đầu tiên, chúng ta sẽ xem xét mức độ tương quan giữa giá (price) và các biến khác trong bộ dữ liệu:

```
housing_final = pd.read_csv('./datasets/housing_final_features_with_price.csv')

corr_matrix = housing_final.corr(numeric_only=True)
important_corr = corr_matrix['price'].sort_values(ascending=False)
plt.figure(figsize=(15, 15))
sns.heatmap(corr_matrix, annot=True, cmap='coolwarm', fmt=".2f")
```



Hình 1: Biểu đồ ma trận tương quan giữa price và các biến khác

Biểu đồ ma trận tương quan cho thấy mức độ tương quan giữa giá (price) và các biến khác trong bộ dữ liệu. Biến có tương quan cao nhất với price là wc và bedrooms.

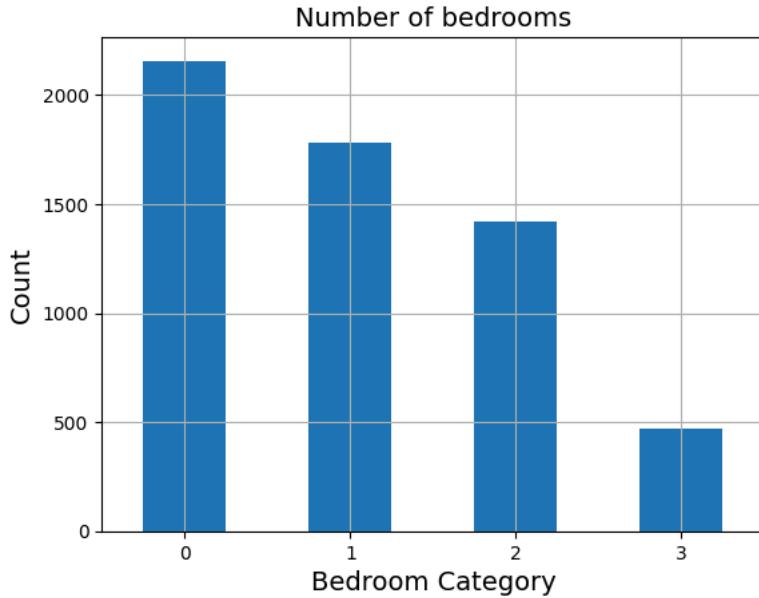
Tiếp theo, chúng ta sẽ xem xét cách phân bố dữ liệu của biến bedrooms với $q=4$ để chia thành 4 danh mục:

```

important_feature = 'bedrooms' # Biến quan trọng nhất sau phân tích tương quan
housing_final["bedrooms_category"] = pd.qcut(housing_final[important_feature], q=4, labels=False)

housing_final["bedrooms_category"].value_counts().sort_index().plot.bar(rot=0, grid=True)
plt.title("Distribution of bedrooms")
plt.xlabel("Bedroom Category")
plt.ylabel("Count")
plt.show()

```



Hình 2: Biểu đồ phân bố dữ liệu của biến bedrooms

Biến "bedrooms" được phân chia thành 4 danh mục dựa trên phân vị tứ tư. Biểu đồ thanh minh họa cho tần suất của từng danh mục, đảm bảo việc chia tập huấn luyện và kiểm tra được đồng đều dựa theo biến này. Cùng xem bảng dữ liệu với biến "bedrooms_category" được tích hợp (biến này sẽ được loại bỏ sau khi chia tập dữ liệu):

Cluster	n_floors	area	id	car_place	wc	bedrooms	Distance to center 1	price	bedrooms_category
0	1.0	57	121356	0	2.0000	2.0000	10.874742	0.790	0
1	3.0	16	115827	0	3.0000	4.0000	3.401934	2.600	2
2	5.0	32	115833	1	2.0696	4.0000	5.458846	3.000	2
3	3.0	38	115834	1	4.0000	3.0000	4.487381	4.600	1
4	4.0	76	115837	1	4.0000	4.0000	8.500217	3.450	2
...
5828	4.0	46	88818	1	4.0000	4.0000	2.876457	9.500	2
5829	1.0	48	86770	0	2.0000	2.0000	9.774195	1.950	0
5830	3.0	56	86258	1	4.0000	3.0000	7.209409	10.200	1
5831	5.0	47	86002	1	5.0000	4.0000	6.469803	6.200	2
5832	2.0	30	108530	0	1.2645	1.6957	6.643871	0.001	0

[5833 rows × 10 columns]

Cuối cùng, chúng ta sẽ chia tập dữ liệu thành tập huấn luyện và tập kiểm tra với tỷ lệ 80-20 với stratify theo biến "bedrooms_category", sau đó lưu dưới dạng file CSV vào thư mục datasets :

```

train_set, test_set = train_test_split(housing_final, test_size=0.2, stratify=housing_final["bedrooms_category"], random_state=42

for set_ in [train_set, test_set]:
    set_.drop(["bedrooms_category"], axis=1, inplace=True)

train_set.to_csv('datasets/housing_train.csv', index=False)
test_set.to_csv('datasets/housing_test.csv', index=False)

```

7. Xây dựng pipeline với HousingPipeline.py

HousingPipeline xây dựng một quy trình có cấu trúc rõ ràng các bước từ đầu đến cuối, chỉ cần truyền dataframe vào thì HousingPipeline sẽ xử lý tất cả các bước:

- Xử lý và làm sạch dữ liệu.
- Trực quan hóa dữ liệu và Feature Engineering.
- Feature Selection.
- Tách tập dữ liệu thành **Train set** và **Test set**.

Cuối cùng, chúng ta sẽ nhận được 2 tập **Train set** và **Test set** để chuẩn bị cho bước huấn luyện mô hình.

Ngoài ra, HousingPipeline có thể tái sử dụng cho việc chuẩn bị dữ liệu, giúp tự động hóa quy trình:

- Giảm thiểu các bước thủ công khi xử lý dữ liệu.
- Tạo ra các bước liên tục để phân tích và xử lý dữ liệu từ thô đến sạch.

Lợi ích của HousingPipeline :

- Tính hiệu quả: Giảm thời gian và lỗi khi xử lý dữ liệu thủ công.
- Tính tái sử dụng: Pipeline được dùng lại dễ dàng, đặc biệt với các tập dữ liệu lớn hoặc dự án phức tạp.
- Tính đồng nhất: Đảm bảo tất cả dữ liệu được xử lý theo cùng một cách.

Cài đặt HousingPipeline

```

import pandas as pd
import folium
from typing import List
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from DataProcessing import DataCleaner, del_col
from Visualize import check_coordinates_in_vietnam, RealEstateVisualizerCluster
from FeatureSelection import FeatureSelector

def process_data(api_key: str, df: pd.DataFrame, target_col: str, drop_na_cols: list, input_cols: list, cols_to_impute: list, unn
"""
Function to process data using DataCleaner and del_col from the DataProcessing module.

Parameters:
- api_key (str): API key used to create an instance of DataCleaner.
- df (pd.DataFrame): The DataFrame containing the data to be processed.
- target_col (str): The name of the target column for outlier processing.
- drop_na_cols (list): A list of columns to remove rows with NA values.
- input_cols (list): A list of columns to be used for imputing missing values.
- cols_to_impute (list): A list of columns to impute missing values.

Returns:
- pd.DataFrame: The cleaned and processed DataFrame.
"""

# Create an instance of DataCleaner
data_cleaner = DataCleaner(api_key)

# Clean the data: handle outliers, drop rows with NA, and impute missing values
cleaned_df = data_cleaner.clean_data(
    df=df,
    target_col=target_col,
    drop_na_cols=drop_na_cols,
    input_cols=input_cols,
    cols_to_impute=cols_to_impute
)

# Remove unnecessary columns
processed_df = del_col(cleaned_df, unnecessary_columns)

# Return the cleaned DataFrame
return processed_df

def process_and_visualize_real_estate(shapefile_path: str, housing_df: pd.DataFrame, num_clusters: int = 5) -> tuple[folium.Map,
"""
Process and visualize real estate data.

Parameters:
shapefile_path (str): Path to the shapefile containing Vietnam's territorial boundaries.
housing_df (pd.DataFrame): Real estate data in the form of a DataFrame.
num_clusters (int): Number of clusters for data grouping, default is 5.

Returns:
folium.Map: A folium map with visualized clusters.
"""

# Check coordinates within Vietnam's boundaries
valid_housing_df = check_coordinates_in_vietnam(shapefile_path, housing_df)

# Initialize RealEstateVisualizerCluster
visualizer = RealEstateVisualizerCluster(housing_df=valid_housing_df, num_clusters=num_clusters)

# Perform clustering and prepare data for visualization
visualizer.fit_kmeans()

# Create and return a folium map with clusters
real_estate_map = visualizer.create_map()

```

```

# Get the processed DataFrame with cluster information
processed_df = visualizer.housing

return real_estate_map, processed_df

def select_important_features(X: pd.DataFrame, y: pd.Series, variance_threshold: float = 0.1, k_best: int = 5, top_k_f_test: int
    """
    Use FeatureSelector to select important features.

    Parameters:
        X (pd.DataFrame): Feature matrix.
        y (pd.Series): Target variable.
        variance_threshold (float): Threshold for feature selection using the VarianceThreshold method.
        k_best (int): Number of top features to select using SelectKBest (F-regression).
        top_k_f_test (int): Number of top features to select based on F-test and Mutual Information.

    Returns:
        List[str]: List of important selected features.
    """
    # Create an instance of FeatureSelector
    feature_selector = FeatureSelector(X, y, variance_threshold, k_best, top_k_f_test)

    # Run the feature selection process
    selected_features = feature_selector.fit()

    return selected_features

def split_data(X: pd.DataFrame, target_column: pd.Series) -> tuple[pd.DataFrame, pd.DataFrame, pd.DataFrame]:
    """
    Split the data into training and test sets.

    Parameters:
        X (pandas.DataFrame): The input DataFrame.
        target_column (str): The target column to split the data.

    Returns:
        tuple[pandas.DataFrame, pd.DataFrame, pd.DataFrame]:
            - The full DataFrame after processing.
            - The training set.
            - The test set.
    """
    # Calculate correlations and find the highest correlated column to the target
    corr = X.corr()
    target_corr = corr[target_column].sort_values(ascending=False)
    highest_corr_column = target_corr.index[1] # The second most correlated column (excluding the target itself)

    # Create a new column with quantile-based categories
    X[f'{highest_corr_column} Category'] = pd.qcut(
        X[highest_corr_column], q=5, labels=False, duplicates='drop'
    )

    # Split the data using stratification on the new category column
    X_train, X_test = train_test_split(
        X, test_size=0.2, stratify=X[f'{highest_corr_column} Category'], random_state=42
    )

    # Remove the temporary category column from all sets
    for subset in (X_train, X_test):
        subset.drop([f'{highest_corr_column} Category'], axis=1, inplace=True)

    X.drop([f'{highest_corr_column} Category'], axis=1, inplace=True)
    return X, X_train, X_test

```

```

if __name__ == '__main__':
    # Read dataset
    housing = pd.read_csv('datasets/housing.csv', sep = '\t')

    api_key = "ccc01759bd474d50b77b337c740ed0b7" # api_key to get 'latitude' and 'longitude'
    shapefile_path = 'vietnam_Vietnam_Country_Boundary/extracted_files/vietnam_Vietnam_Country_Boundary.shp' # Path to the shapef

    # Processing data
    processed_df = process_data(
        api_key=api_key,
        df=housing,
        target_col='price',
        drop_na_cols=['price', 'area'],
        input_cols=['price', 'area', 'car_place', 'facade'],
        cols_to_impute=['bedrooms', 'wc', 'n_floors'],
        unnecessary_columns=['facade']
    )

    # Process and visualize real estate
    cluster_map, processed_df = process_and_visualize_real_estate(
        shapefile_path=shapefile_path,
        housing_df=processed_df,
        num_clusters=5
    )

    # Display the cluster map
    cluster_map.save("foliumVisualizationCluster.html")

    # Select important features based on 'price'
    features = processed_df.drop(columns='price')
    target = processed_df['price']
    selected_features = select_important_features(features, target)
    X_filtered = processed_df[selected_features]

    # Combine the standardized features with the target column 'price'
    X_final_with_price = pd.concat([X_filtered, target], axis=1)

    # Split the data into train set, test set and save to CSV files
    df_processed, df_train, df_test = split_data(X_final_with_price, target_column='price')
    df_train.to_csv('datasets/housing_train.csv', index=False)
    df_test.to_csv('datasets/housing_test.csv', index=False)

```

III. Model Training

Các tham số cố định, như tên cột, địa chỉ file in/out, được đưa vào file `constants.py` :

```

import os

DATA_DIRPATH = os.path.join(os.path.dirname(os.path.dirname(__file__)), "data")
TRAIN_PATH = os.path.join(DATA_DIRPATH, "housing_train.csv")
TEST_PATH = os.path.join(DATA_DIRPATH, "housing_test.csv")
BENCHMARK_DIRPATH = os.path.join(os.path.dirname(__file__), "benchmark")

TARGET_COLUMN = "price"

```

Vì có những phần xử lý cần được thực hiện chung với mô hình vì ta cần lưu phần tiền xử lý đó để cùng áp dụng khi đánh giá mô hình, như StandardScaler, nên ta cần tiền xử lý mô hình trước bằng hàm `preprocess_data()`. Sau đó, đưa data đã tiền xử lý này vào từng nhóm mô hình để huấn luyện.

Phần huấn luyện mô hình có thể có thể hiểu đơn giản là 1 struct có interface như sau:

```
type ModelTraining interface {
    data: pd.DataFrame,
    train_parameters,
}
```

Vì vậy nên ta có thể gom chung vào 1 file `utils.py` 2 hàm `train_default_models()` và `fine_tune_models()`:

```

from pathlib import Path
import time
from typing import Any
from joblib import dump

import pandas as pd
import numpy as np

from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.metrics import (
    root_mean_squared_error,
    r2_score,
    mean_absolute_percentage_error,
    mean_absolute_error,
    explained_variance_score,
)
from sklearn.preprocessing import StandardScaler


def train_default_models(
    X: pd.DataFrame, y: pd.Series, model_dict: dict[str, Any], benchmark_path: str
) -> None:
    """
    Train multiple models with default parameters and benchmark their performance.

    Parameters:
    -----
    - X (pd.DataFrame): The input features for training the models.
    - y (pd.Series): The target variable for training the models.
    - model_dict (dict[str, Any]): A dictionary where keys are model names and values are model instances.
    - benchmark_path (str): The file path to save the benchmark results.

    Returns:
    -----
    None
    """
    for model_name, model in model_dict.items():
        start_time = time.time()
        model.fit(X, y)
        end_time = time.time()
        benchmark_model(
            y_true=y,
            y_pred=model.predict(X),
            num_features=X.shape[1],
            train_time=end_time - start_time,
            model_name=model_name,
            benchmark_path=benchmark_path,
            note="Using default parameters",
        )

def fine_tune_models(
    X: pd.DataFrame,
    y: pd.Series,
    finetune_dict: dict[str, dict[str, list[Any]]],
    model_dict: dict[str, Any],
    benchmark_path: str,
):
    """
    Fine-tune multiple models and benchmark their performance.

    Parameters:
    -----
    - X (pd.DataFrame): The input features for training the models.
    - y (pd.Series): The target variable for training the models.
    """

```

```
- finetune_dict (dict[str, dict[str, list[Any]]]): A dictionary where keys are model names and values are parameter grids for
- model_dict (dict[str, Any]): A dictionary where keys are model names and values are model instances.
- benchmark_path (str): The file path to save the benchmark results.
```

Returns:

None

"""

```
for model_name, param_dict in finetune_dict.items():
    grid_search = GridSearchCV(model_dict[model_name], param_dict)
    start_time = time.time()
    grid_search.fit(X, y)
    end_time = time.time()
    best_params = grid_search.best_params_
    best_model = grid_search.best_estimator_
    benchmark_model(
        y_true=y,
        y_pred=best_model.predict(X),
        num_features=X.shape[1],
        train_time=end_time - start_time,
        model_name=model_name,
        benchmark_path=benchmark_path,
        note=f"Fine tune, best params is {best_params}",
    )
```

def benchmark_model(

```
    y_true: pd.Series,
    y_pred: np.ndarray,
    num_features: int,
    train_time: float,
    model_name: str,
    benchmark_path: str,
    note: str = "",
```

) -> None:

"""

Evaluate and save model performance metrics.

This function calculates various performance metrics for a regression model, including RMSE, R-squared, AIC, BIC, adjusted R-squared, MAPE, MAE, and explained variance. It then saves these metrics along with the training time, model name, and an optional note to a CSV file specified by `benchmark_path`.

Parameters:

```
- y_true (pd.Series): True target values.
- y_pred (np.ndarray): Predicted target values.
- num_features (int): Number of features used in the model, required to calculate AIC and BIC.
- train_time (float): Time taken to train the model in seconds.
- model_name (str): Name of the model.
- benchmark_path (str): Path to the CSV file where benchmark results will be saved.
- note (str, optional): Additional note to be saved with the benchmark results. Defaults to "".
```

Returns:

None

"""

```
rmse = root_mean_squared_error(y_true, y_pred)
r2 = r2_score(y_true, y_pred)

n = len(y_true)
k = num_features + 1 # number of features + intercept
rss = np.sum((y_true - y_pred) ** 2)

aic = n * np.log(rss / n) + 2 * k
```

```

bic = n * np.log(rss / n) + k * np.log(n)
adjusted_r2 = 1 - ((1 - r2) * (n - 1) / (n - k - 1))

mape = mean_absolute_percentage_error(y_true, y_pred)
mae = mean_absolute_error(y_true, y_pred)
explained_variance = explained_variance_score(y_true, y_pred)

benchmark_df = pd.DataFrame(
{
    "rmse": [rmse],
    "r2": [r2],
    "aic": [aic],
    "bic": [bic],
    "adjusted_r2": [adjusted_r2],
    "mape": [mape],
    "mae": [mae],
    "explained_variance": [explained_variance],
    "train_time(second)": [train_time],
    "model_name": [model_name],
    "note": [note],
},
)
Path(benchmark_path).parent.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
try:
    exist_benchmark = pd.read_csv(benchmark_path)
except pd.errors.EmptyDataError:
    exist_benchmark = None
benchmark_df = (
    benchmark_df
    if exist_benchmark is None
    else pd.concat([exist_benchmark, benchmark_df], ignore_index=True)
)
benchmark_df.to_csv(benchmark_path, index=False)

def preprocess_data(
    data: pd.DataFrame, standard_scale: bool = True, columns_to_drop: list[str] = ["id"]
) -> pd.DataFrame:
    """
    Preprocesses the input data by optionally dropping specified columns and applying standard scaling.

    Parameters:
    -----
    - data (pd.DataFrame): The input data to preprocess.
    - standard_scale (bool): Whether to apply standard scaling to the data. Default is True.
    - columns_to_drop (list[str]): List of column names to drop from the data. Default is ["id"].

    Returns:
    -----
    pd.DataFrame: The preprocessed data.

    Note:
    -----
    If you apply standard scaling, the fitted scaler will be saved in a .joblib file.
    """
    if not columns_to_drop is None:
        data = data.drop(columns=columns_to_drop)
    if standard_scale:
        std_scaler = StandardScaler()
        data = pd.DataFrame(
            std_scaler.fit_transform(data), columns=data.columns, index=data.index
        )
        dump(std_scaler, "standard_scaler.joblib")
    return data

```

2 hàm trợ giúp `train_default_models` và `fine_tune_models` có tác dụng nhận vào các tham số của model family và thực hiện train. Vì việc ta cần thực hiện như nhau, dữ liệu sử dụng cũng như nhau, chỉ khác tham số truyền vào, nên ta có thể tách riêng ra từng family model và viết các tham số cần thiết ở đầu file đó. Điều này giúp ta có thể sửa 1 chỗ cần sửa duy nhất, khi các tham số cần thiết thay đổi. Trong 2 hàm này có sử dụng hàm `benchmark_model()` để đánh giá mô hình và lưu kết quả vào 1 file csv.

Đây là ví dụ của cách viết của mô hình Linear:

```

import os
from typing import Any

import pandas as pd

from sklearn.linear_model import LinearRegression, Ridge, Lasso, ElasticNet
from sklearn.linear_model._base import LinearModel

from constants import TRAIN_PATH, TARGET_COLUMN, BENCHMARK_DIRPATH
from utils import train_default_models, fine_tune_models, preprocess_data

BENCHMARK_PATH = os.path.join(BENCHMARK_DIRPATH, "linear_benchmark.csv")
MODEL_DICT: dict[str, LinearModel] = {
    "Linear Regression": LinearRegression(),
    "Lasso": Lasso(),
    "Ridge": Ridge(),
    "Elastic Net": ElasticNet(),
}
FINE_TUNE_DICT: dict[str, dict[str, list[Any]]] = {
    "Lasso": {"alpha": [0.01, 0.1, 1.0, 10, 100]},
    "Ridge": {"alpha": [0.01, 0.1, 1.0, 10, 100]},
    "Elastic Net": {
        "alpha": [0.01, 0.1, 1.0, 10, 100],
        "l1_ratio": [0.01, 0.1, 1.0],
    },
}

def train_linear_models(
    X: pd.DataFrame, y: pd.Series, default: bool = True, fine_tune: bool = True
):
    if default or fine_tune:
        Path(BENCHMARK_PATH).parent.mkdir(parents=True, exist_ok=True)
        # Clear all content in the benchmark file
        with open(BENCHMARK_PATH, "w") as file:
            pass
    if default:
        print("Train linear models using default parameters")
        train_default_models(X, y, model_dict=MODEL_DICT, benchmark_path=BENCHMARK_PATH)
    if fine_tune:
        print("Fine tune linear models")
        fine_tune_models(
            X,
            y,
            finetune_dict=FINE_TUNE_DICT,
            model_dict=MODEL_DICT,
            benchmark_path=BENCHMARK_PATH,
        )
    print(f"See the benchmark of linear models at {BENCHMARK_PATH}")

if __name__ == "__main__":
    data = pd.read_csv(TRAIN_PATH)
    data = preprocess_data(data)
    X = data.drop(TARGET_COLUMN, axis=1)
    y = data[TARGET_COLUMN]
    train_linear_models(X, y)

```

Ở đây, chúng em sử dụng 4 lớp mô hình: Linear, Tree-based, SVM, Ensemble. Mỗi lớp được đưa vào file riêng. Ở đây, em có tinh viết riêng hàm train cho từng model family, tuy chúng vẫn có cùng interface:

```
type TrainingInterface interface {
    X: pd.DataFrame,
    y: pd.Series,
    default: bool = True,
    fine_tune: bool = True
}
```

Điều này là vì tuy interface giống nhau, và có thể sử dụng chung các hàm trợ giúp, bản chất chức năng các hàm này có thể thay đổi, và vì thế chúng ta không nên tạo thêm 1 hàm utility mới, mà nên viết riêng ra từ đầu.

IV. Model Evalution

Quá trình fine tune, vì mô hình svm và ensemble có thời gian train quá lâu, nhóm chỉ có thể sử dụng tham số mặc định, tuy vậy, việc sử dụng tham số đã fine tune đã được giải thích ở trong thư mục [train/](#)

Sau khi thực hiện fine tune, chạy script [evaluate.py](#) sẽ tự động lưu đánh giá và lưu các mô hình đã fine tune lại:

```

import os
from pathlib import Path
from typing import Any

import joblib
import pandas as pd

from sklearn.svm import SVR
from sklearn.linear_model import Ridge
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
from sklearn.ensemble import ExtraTreesRegressor

from constants import TEST_PATH, TARGET_COLUMN, BENCHMARK_DIRPATH
from utils import train_default_models

MODEL_DICT: dict[str, Any] = {
    "Ridge": Ridge(),
    "Tree": DecisionTreeRegressor(
        criterion='poisson',
        max_depth=50,
        max_features=None,
        max_leaf_nodes=50,
        min_impurity_decrease=0.0,
        min_samples_leaf=4,
        min_samples_split=2,
        min_weight_fraction_leaf=0.0,
        splitter='best'
    ),
    "Rbf": SVR(kernel="rbf"),
    "Extra Tree": ExtraTreesRegressor(n_jobs=-1),
}
BENCHMARK_PATH = os.path.join(BENCHMARK_DIRPATH, "evaluate.csv")
MODEL_DIRPATH = os.path.join(os.path.dirname(__file__), "models")

def evaluate_models(
    X: pd.DataFrame, y: pd.Series
):
    Path(BENCHMARK_PATH).parent.mkdir(parents=True, exist_ok=True)

    # Clear all content in the benchmark file
    with open(BENCHMARK_PATH, "w") as file:
        pass
    print("Evaluate models using the fine tuned parameters.")
    train_default_models(X, y, model_dict=MODEL_DICT, benchmark_path=BENCHMARK_PATH)
    print(f"See the evaluation results at {BENCHMARK_PATH}")

def save_models(X: pd.DataFrame, y: pd.Series):
    Path(MODEL_DIRPATH).mkdir(parents=True, exist_ok=True)
    for model_name, model in MODEL_DICT.items():
        model.fit(X, y)
        model_path = os.path.join(MODEL_DIRPATH, f"{model_name}.joblib")
        joblib.dump(model, model_path)
    print(f"Models are saved at {MODEL_DIRPATH}.")

if __name__ == "__main__":
    data = pd.read_csv(TEST_PATH)
    X = data.drop(TARGET_COLUMN, axis=1)
    y = data[TARGET_COLUMN]
    evaluate_models(X, y)
    save_models(X, y)

```

Trong file này, ta sử dụng cách viết y hệt như cách viết các lớp mô hình kia.

Tuy vậy, vì việc lựa chọn metric để đánh giá xem mô hình nào là tốt nhất đòi hỏi có sự đánh giá của con người, ta cần phải nhập lại tham số của mô hình mà ta cho là tốt nhất trong từng lớp mô hình vào file này để chạy lại. Để có thông tin các tham số này, ta cần chạy file [train.py](#), và đọc kết quả đã lưu lại trong thư mục [benchmark](#), sau đó nhập thông tin của mô hình dưới dạng dictionary của Python.

Giải thích các metric

1. Root Mean Squared Error (RMSE):

- **Định nghĩa:** RMSE là căn bậc hai của trung bình bình phương sai số giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế.
- **Công thức:**

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

- **Diễn giải:** RMSE càng thấp thì mô hình càng tốt. RMSE nhạy cảm với các giá trị ngoại lai.

2. R-squared (R^2):

- **Định nghĩa:** R^2 đo lường tỷ lệ phương sai của biến phụ thuộc có thể được giải thích bởi các biến độc lập.
- **Công thức:**

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

- **Diễn giải:** R^2 dao động từ 0 đến 1. Giá trị R^2 càng cao thì mô hình càng tốt.

3. Akaike Information Criterion (AIC):

- **Định nghĩa:** AIC ước tính chất lượng của mỗi mô hình so với các mô hình khác.
- **Công thức:**

$$\text{AIC} = n \cdot \ln \left(\frac{\text{RSS}}{n} \right) + 2k$$

- **Diễn giải:** Giá trị AIC càng thấp thì mô hình càng tốt. AIC phạt các mô hình có nhiều tham số hơn.

4. Bayesian Information Criterion (BIC):

- **Định nghĩa:** BIC tương tự như AIC nhưng với mức phạt mạnh hơn cho các mô hình có nhiều tham số.
- **Công thức:**

$$\text{BIC} = n \cdot \ln \left(\frac{\text{RSS}}{n} \right) + k \cdot \ln(n)$$

- **Diễn giải:** Giá trị BIC càng thấp thì mô hình càng tốt.

5. Adjusted R-squared:

- **Định nghĩa:** Adjusted R^2 điều chỉnh giá trị R^2 dựa trên số lượng biến độc lập trong mô hình.
- **Công thức:**

$$\text{Adjusted } R^2 = 1 - \left(\frac{(1 - R^2)(n - 1)}{n - k - 1} \right)$$

- **Diễn giải:** Giá trị Adjusted R^2 càng cao thì mô hình càng tốt, có tính đến số lượng biến độc lập.

6. Mean Absolute Percentage Error (MAPE):

- **Định nghĩa:** MAPE đo lường độ chính xác của mô hình dưới dạng phần trăm.
- **Công thức:**

$$\text{MAPE} = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$$

- **Diễn giải:** Giá trị MAPE càng thấp thì mô hình càng tốt.

7. Mean Absolute Error (MAE):

- **Định nghĩa:** MAE là trung bình của các sai số tuyệt đối giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế.
- **Công thức:**

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

- **Diễn giải:** Giá trị MAE càng thấp thì mô hình càng tốt.

8. Explained Variance:

- **Định nghĩa:** Explained variance đo lường tỷ lệ phương sai của biến phụ thuộc có thể được giải thích bởi các biến độc lập.
- **Công thức:**

$$\text{Explained Variance} = 1 - \frac{\text{Var}(y - \hat{y})}{\text{Var}(y)}$$

- **Diễn giải:** Giá trị Explained variance càng cao thì mô hình càng tốt.

Kết quả

Dưới đây là kết quả đánh giá trên tập test.

model_name	rmse	r2	aic	bic	adjusted_r2	
Ridge	1.985795338722654	0.4538807588816463	1619.1695323956956	1664.7292570862746	0.4496326403249782	11628
Tree	1.6746113529910678	0.6116292027877468	1221.366311415272	1266.926036105851	0.6086081680644017	16928
Rbf	2.67829685309823	0.0065730757188575	2317.4126638969083	2362.972388587488	-0.0011545321623267	17394
Extra Tree	6.658766113998042e-15	1.0	-76170.39368474306	-76124.83396005248	1.0	9.853-16

Phân tích kết quả các mô hình:

- Ridge Regression: Mô hình Ridge cho hiệu suất trung bình với R2 = 0.45, có nghĩa là nó giải thích được 45% biến thiên trong dữ liệu. RMSE là 1.99 và MAE là 1.48 cho thấy độ lệch dự đoán trung bình. Thời gian huấn luyện rất nhanh (0.001s), phù hợp cho các ứng dụng thời gian thực.
- Decision Tree: Cây quyết định thể hiện hiệu suất khá tốt với R2 = 0.61, giải thích được 61% biến thiên. RMSE (1.67) và MAE (1.21) thấp hơn so với Ridge, cho thấy độ chính xác dự đoán tốt hơn. Thời gian huấn luyện vẫn rất nhanh (0.004s).
- SVM với kernel RBF: Mô hình RBF cho kết quả kém nhất với R2 gần như bằng 0 (0.0066), cho thấy mô hình hầu như không học được gì từ dữ liệu. RMSE (2.68) và MAE (2.09) cao nhất trong các mô hình. Thời gian huấn luyện cũng chậm hơn (0.049s).
- Extra Tree: Extra Tree cho kết quả hoàn hảo với R2 = 1.0 và RMSE gần như bằng 0.

Xét tất cả các metric, ta nhận thấy Extra Tree Regressor là mô hình tốt nhất.

V. Conclusion

Dự án "Dự đoán giá bất động sản tại TP.Hồ Chí Minh" đã hoàn thành với mục tiêu xây dựng một mô hình học máy để dự đoán giá nhà, giúp các nhà đầu tư và người mua đưa ra quyết định thông minh hơn. Qua quá trình thu thập, xử lý và làm sạch dữ liệu, nhóm nghiên cứu đã xử lý hơn 10,000 bài đăng bất động sản từ trang web [batdongsan.vn](#), ứng dụng các phương pháp như thu thập dữ liệu đa luồng, xử lý dữ liệu thiếu và dữ liệu bất thường, cùng với các kỹ thuật trích xuất thông tin từ mô tả bài đăng.

Phân tích dữ liệu đã chỉ ra một số yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến giá trị bất động sản, bao gồm diện tích, số phòng ngủ, số tầng và vị trí. Tuy nhiên, dữ liệu thiếu, lỗi nhập liệu, và các giá trị bất thường vẫn là các vấn đề cần khắc phục để nâng cao độ chính xác của mô hình.

Bằng cách áp dụng các kỹ thuật học máy như Random Forest và Gradient Boosting Regressor, cùng với việc cải tiến việc xử lý dữ liệu thiếu và đặc trưng hóa các yếu tố không gian, nhóm đã phát triển một mô hình có thể dự đoán giá bất động sản với độ chính xác khá cao. Hệ thống này có thể được triển khai dưới dạng công cụ hỗ trợ quyết định cho người mua, người bán và các nhà đầu tư trong lĩnh vực bất động sản.

Dự án này không chỉ giúp nâng cao kỹ năng phân tích dữ liệu và áp dụng Python trong thực tế mà còn cung cấp cái nhìn sâu sắc về thị trường bất động sản tại TP.Hồ Chí Minh, tạo tiền đề cho những nghiên cứu và ứng dụng tiếp theo trong ngành.