PHÂN TÍCH DỮ LIỆU THÔNG MINH

ỨNG DỤNG CÔNG CỤ AI TRONG QUY TRÌNH PHÂN TÍCH DỮ LIỆU THỰC TẾ

Phân tích thời tiết tại thành phố Hồ Chí Minh

Nhóm QuQuBeTA





01

Giới thiệu



Nội dung

O1 Giới thiệu

03

Kết quả và đề xuất

Quy trình phân tích dữ liệu

Úng dụng hỗ trợ phân tích dữ liệu



Thành viên nhóm

22120029 - Nguyễn Hữu Bền

22120300 - Nguyễn Tiến Quốc

22120301 - Nguyễn Trung Quốc

22120324 - Võ Thành Tâm





1.Giới thiệu



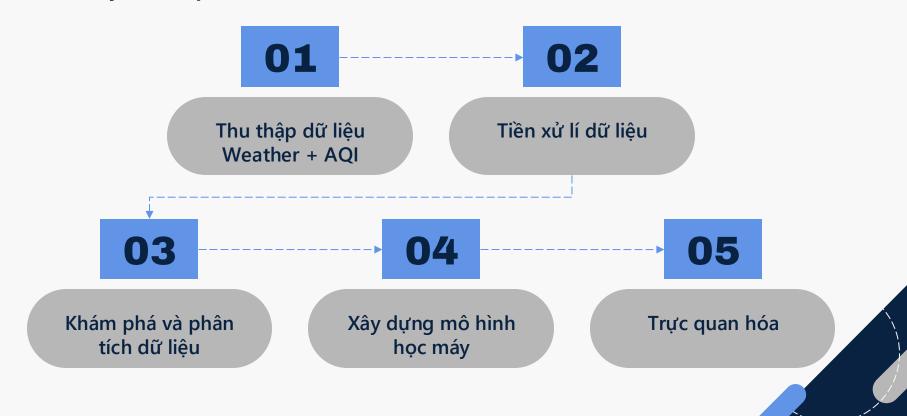
- Xây dựng pipeline phân tích dữ liệu thời tiết hoàn chỉnh.
- Vận dụng các công cụ AI (ChatGPT, Grok, Deepseek) để hỗ trợ các bước phân tích dữ liệu về thời tiết tại Thành Phố Hồ Chí Minh.
- Làm việc nhóm.

02

Quy trình phân tích dữ liệu









Nhóm quyết định sử dụng 2 mô hình ngôn ngữ lớn (bản có phí và bản miễn phí):

- ChatGPT Plus của Open Al.
- Grok của xAI.







- Đối với ChatGPT Plus, nhóm thực hiện đưa ra các prompt cho 5 khung chat trong 1 project (ứng với 5 công đoạn chính trong quá trình phân tích dữ liệu).
- Ở từng khung chat, ta lần lượt thực hiện prompt theo các công thức: T-A-G (Task, Action, Goal: mục tiêu)

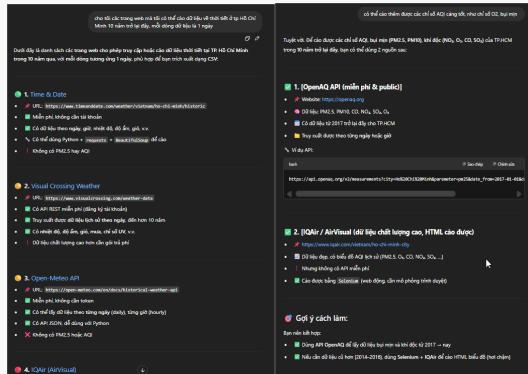


cho tôi các trang web mà tôi có thể cảo dữ liệu về thời tiết ở tp Hồ Chí Minh 10 năm trở lại đây, mỗi dòng dữ liệu là 1 ngày



Ví dụ:

Thu thập dữ liệu: prompt đưa ra nhằm tìm kiếm các trang nguồn có thể phục vụ cho công đoạn cào dữ liệu thời tiết: "Cho tôi các trang web mà tôi có thể cào dữ liệu về thời tiết ở tp Hồ Chí Minh 10 năm trở lại đây, mỗi dòng dữ liệu là 1 ngày".





Ví dụ Thu thập dữ liệu::

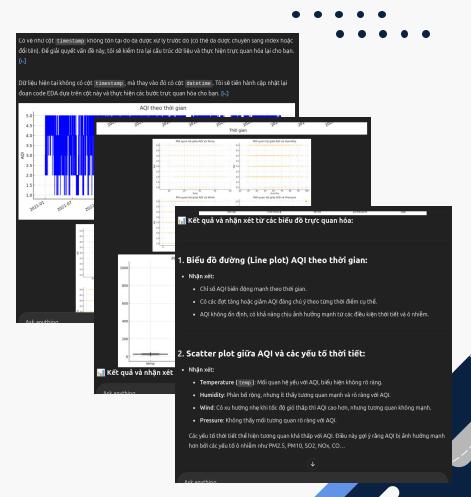
- "https://www.timeanddate.com/weather/vietnam/ ho-chi-minh/historic?month=5&year=2018 Cào dữ liệu trong này để lấy các thuộc tính thời tiết với mỗi dòng dữ liệu là một giờ (có thể thử trước với chỉ ngày trong ảnh".
- "Dùng request để lấy dữ liệu từ bảng sau (ảnh đính kèm). Chỉ nên thử với link này trước, sau muốn mở rộng bộ dữ liệu thì sẽ lặp để thay đổi tháng và năm trên link. Lấy ngày ở ảnh 2, giờ thì lấy bắt đầu từ 00h30 (ảnh 3) để khỏi có thêm thông tin ngày bên dưới. còn lại thông tin các chỉ số thời tiết thì lấy như bình thường".

```
2. Code mẫu lấy dữ liệu từ trang web:
    om selenium.webdriver.common.by import By
  from webdriver manager.chrome import ChromeDriverManager
 from selenium.webdriver.chrome.service import Service
 def scrape weather(date="20180501"):
     url = f"https://www.timeanddate.com/weather/vietnam/ho-chi-minh/historic?hd={date}*
     options = webdriver.ChromeOptions()
     options.add argument('--headless') # chay ngầm không hiển thị cửa số browser
     driver = webdriver.Chrome(service=Service(ChromeDriverManager().install()), options=options)
     driver.get(url)
     time.sleep(3) # chờ load trang
     rows = driver.find_elements(By.CSS_SELECTOR, "tablemet-his tbody tr")
     current date = pd.to datetime(date, format='XYXmXd').date()
         columns = row.find elements(By.TAG NAME, "td")
         if len(columns) == 0:
         time of day = row.find element(By.TAG NAME, "th").text.strip()
         # Bổ qua khung giờ 00:00 như yêu cầu của ban
         if time_of_day == "00:00":
         # Lấy dữ liệu các cột tương ứng
         temp = columns[1].text.replace("\u000a0"C", "").strip()
         weather = columns[2].text.strip()
         wind = columns[3].text.strip()
         humidity = columns[4].text.strip()
         barometer = columns[5].text.strip().replace(" mbar", "")
```

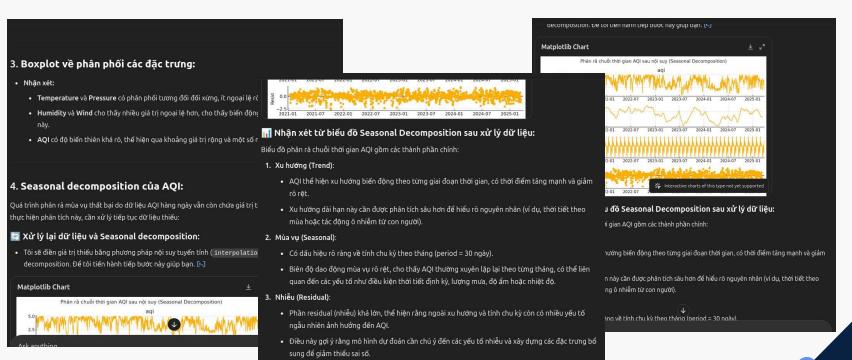
Ví dụ Phân tích dữ liệu và trực quan hóa dữ liệu: Nêu rõ yêu cầu mong muốn Al thực hiện

Dựa trên dữ liệu đã tải lên, hãy thực hiện các trực quan hóa sau:

- Vẽ biểu đồ đường cho sự thay đổi AQI theo thời gian.
- Vẽ scatter plot để kiểm tra mối quan hệ giữa các đặc trưng như temperature, humidity, wind_speed, pressure và AQI.
- Vẽ biểu đồ boxplot để kiểm tra phân phối của các đặc trưng temperature, humidity, wind_speed, pressure, và AQI.
- Vẽ seasonal decomposition cho AQI nếu có xu hướng theo mùa. Sau mỗi biểu đồ, vui lòng đưa ra nhận xét về các đặc điểm nổi bật từ kết quả trực quan.









Ví dụ yêu cầu AI tự động phân tích rút ra kết luận từ những thông tin và biểu đồ.

Kết luận và đề xuất:

- Đữ liệu AQI có tính chu kỳ và xu hướng rõ nét, do đó các mô hình chuỗi thời gian như ARIMA, SARIMA hoặc LSTM rất phù hợp để dự đoán AQI.
- Các yếu tố thời tiết (như nhiệt độ, độ ẩm, áp suất) có vai trò hạn chế trong việc dự đoán AQI, nên xem xét chúng như là các đặc trưng bổ sung chứ không phải là đặc trưng chính.
- Các yếu tố ô nhiễm (PM2.5, PM10, CO, NO, SO2, NH3) nên được ưu tiên hàng đầu trong mô hình.

Nếu bạn cần hỗ trợ tiếp theo để xây dựng và huấn luyện mô hình dự đoán AQI cụ thể, hãy cho tôi biết nhé!



A ale a acethia a

📌 1. Nhận xét tổng quan về dữ liệu và mối quan hệ giữa AQI và đặc trưng thời tiết:

- Dữ liệu thu thập về AQI và các yếu tố thời tiết như nhiệt độ (temperature), độ ẩm (humidity), tốc độ
 gió (wind), và áp suất (pressure) khá đầy đủ nhưng vẫn có lượng đáng kể dữ liệu thiểu ở các đặc trưng
 thời tiết.
- Các đặc trưng thời tiết (temp, humidity, wind, pressure) có mức tương quan tương đối thấp với AQI. Đặc biệt:
 - Nhiệt độ (temp) và độ ấm (humidity) không thể hiện mối quan hệ rõ ràng và mạnh mẽ với AQI.
 - Tốc độ gió (wind) có tương quan âm nhẹ với AQI, cho thấy AQI thường cao hơn khi tốc độ gió thấp (do khả năng phân tán các chất ô nhiễm kém hơn).
 - Áp suất (pressure) gần như không thể hiện mối tương quan rõ ràng với AQI.
- Trong khi đó, các yếu tố liên quan trực tiếp đến ô nhiễm như PM2.5, PM10, CO, NO, SO2, NH3 lại có tương quan rất mạnh với AQI. Điều này hợp lý vì các chất này trực tiếp định nghĩa nên AQI.

📌 2. Những sư bất thường, xu hướng, và mô hình phát hiện được:

- Xu hướng AQI:
 - AQI biến động mạnh mẽ theo thời gian. Có các giai đoạn AQI tăng đột biến, thể hiện những đợt ô nhiễm cao bất thường.
 - Xu hướng dài hạn cho thấy có các chu kỳ rõ ràng theo từng tháng, có thể do các yếu tố khí hậu
 theo mùa hoặc do tác động nhân tạo (giao thông, công nghiệp, cháy rừng...).
- Chu kỳ mùa vu:
 - Có đầu hiệu rất rõ về chu kỳ mùa vụ của AQI theo từng tháng. AQI thường đạt đính vào một số thời diểm nhất định, có thể trùng với những thay đối về thời tiết hoặc hoạt động con người (ví dụ: đốt rơm ra vào mùa thụ, cao điểm giao thông).
- Dữ liệu bất thường (ngoại lệ):
 - Có một số điểm ngoại lệ rõ nét xuất hiện trong biểu đô boxplot, đặc biệt ở các đặc trưng như độ ấm, tốc độ gió. Các ngoại lệ này cần được xem xét kỹ để xác định xem là lỗi đo đạc hay thực sự là những biến động tự nhiên.





2.1. Thu thập dữ liệu

Lựa chọn nguồn dữ liệu dựa trên các tiêu chí:

- Dữ liệu phải quan sát theo từng giờ
- Dữ liệu bao gồm: AQI (chỉ số chất lượng không khí), các yếu tố thời tiết như nhiệt độ, độ ẩm,..



2.1. Thu thập dữ liệu

Nhận lựa nhận thấy rằng dữ liệu chất lượng không khí và thời tiết không đi cùng nhau trong tập dữ liệu. Do đó quyết định tiến hành thu thập dữ liệu tại 2 nguồn khác nhau:

- Dữ liệu về AQI được thu thập bằng cách gọi API tại: https://openweathermap.org/
- Dữ liệu về các yếu tố thời tiết được thu thập tại https://www.timeanddate.com/

							Show weather for:	1 January 2025	~
	Conditio			Comfort					
lme		Temp	Weather	Wind		Humidity	Barometer	Visibility	
00:00 Wed, 1 Jan	3	26 °C	Clear,	11 km/h	4	70%	1011 mbar	16 km	
00:30	3	26 °C	Passing clouds.	11 km/h	4	65%	1011 mbar	N/A	
01:00	1	26 °C	Passing clouds.	9 km/h	7	70%	1010 mbar	N/A	
01:30	3	25 °C	Clear,	7 km/h	4	69%	1010 mbar	16 km	
02:00	2	25 °C	Clear.	9 km/h	1	69%	1010 mbar	16 km	
02:30	3	25 °C	Clear.	9 km/h	1	69%	1009 mbar	16 km	
03:30	2	24 °C	Passing clouds.	9 km/h	2	74%	1009 mbar	N/A	
04:00	4	25 °C	Mostly cloudy.	6 km/h	1	74%	1009 mbar	N/A	
04:30	3	25 °C	Mostly cloudy.	7 km/h	1	74%	1009 mbar	N/A	
05:00	2	24 °C	Passing clouds.	7 km/h	7	74%	1009 mbar	N/A	
05:00		24 °C 24 °C	Passing douds. Passing douds.	7 km/h	1	74%	1009 mbar	N/A N/A	

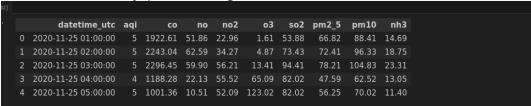
 OpenWeather		Guide	API I	Dashboard	Marketplace	Pricing	Maps	C
	weather index r Use as layers in OpenLayers, Le Please contact t	Direct Tiles, aflet, and Goog is to get a quot	е		n			
	Air Pollution A	PI		Fire	Weather I	ndex A	PI	
	API doc Subscribe			(API d	oc Get a quot	o)		
	Current, forecas pollution data Forecast for 4 d step Air Pollution API Quality Index an NO ₂ O ₂ , Sep. Included in both subscriptions	includes both and indices for Cl	1-hour Air O, NO,	5 k • J • F	Current fire index i days are availa ocation (lat/lon) SON format Please contact ur	ble for any	geo	for



2.2. Tiền xử lí dữ liệu

	Date	Time	Temperature (°C)	Weather	Wind	Wind Direction	Humidity	Barometer (mbar)	Visibility (km)
0	2019-02- 01	12:00 SAT6 01 Tháng hai p.	26	Passing clouds.	9 km/h	Wind blowing from 130° Southeast to Northwest	70%	1013 mbar	NaN
1	2019-02- 01	12:30 SA		Passing clouds.	9 km/h	Wind blowing from 130° Southeast to Northwest	74%	1013 mbar	NaN
2	2019-02- 01	1:00 SA	26	Passing clouds.	11 km/h	Wind blowing from 130° Southeast to Northwest	74%	1013 mbar	NaN
3	2019-02- 01	1:30 SA		Passing clouds.	9 km/h	Wind blowing from 140° Southeast to Northwest	79%	1012 mbar	NaN
4	2019-02- 01	2:00 SA		Passing clouds.	11 km/h	Wind blowing from 130° Southeast to Northwest	79%	1012 mbar	NaN

- Đối với các yếu tố thời tiết tiến hành loại bỏ đơn vị, xử lí lại thời gian(AM,PM -> 24h).
- Cột Visibility phần lớn giá trị đều bị lỗi nên sẽ tiến hành loại bỏ cột.



- Đối với chất lượng không khí, nhận thấy thời gian lưu trữ chỉ từ 25-11-2020 nên nhóm quyết định bắt đầu lấy từ 01-01-2021
- Sau đó tiến hành gộp 2 bộ dữ liệu dựa trên thời gian



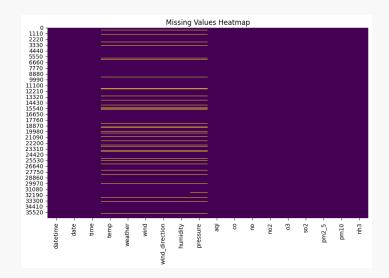
2.2. Tiền xử lí dữ liệu

Thu được bộ dữ liệu gồm 18 cột và 36624 mẫu dữ liệu

Tên Cột	Kiểu Dữ Liệu	Giải thích ý nghĩa
datetime	datetime	Thời gian đầy đủ (ngày + giờ)
date	date	Ngày quan sát
time	time	Giờ quan sát
temp	numerical	Nhiệt độ (°C)
weather	categorical	Tình trạng thời tiết
wind	numerical	Tốc độ gió km/h hoặc
wind_direction	numerical	Hướng gió (từ 0°–360°)
humidity	numerical	Độ ẩm tương đối (%)
pressure	numerical	Áp suất khí quyển (mbar)
aqi	numerical	Chất lượng không khí (Air Quality Index)
со	numerical	Nồng độ khí CO μg/m3
no	numerical	Nồng độ NO μg/m3
no2	numerical	Nồng độ NO₂μg/m3
о3	numerical	Nồng độ O₃ μg/m3
so2	numerical	Nồng độ SO₂ μg/m3
pm2_5	numerical	Nồng độ bụi mịn PM2.5 μg/m3
pm10	numerical	Nồng độ bụi mịn PM10 μg/m3
nh3	numerical	Nồng độ NH₃ μg/m3



- Kiểm tra thấy có 4 giá trị lỗi -9999 tại các chỉ số không khí nên thay thành các giá trị NaN
- Kiểm tra thấy bộ dữ liệu bị thiếu những khoảng nhỏ (và tỉ lệ bị thiếu cũng không cao 7%) nên tiến hành sử dụng phương pháp ForwardFill
- Dữ liệu không có sự trùng lặp

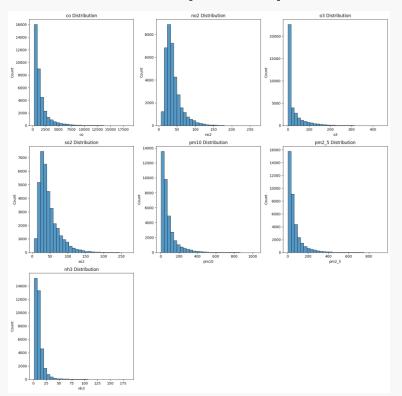


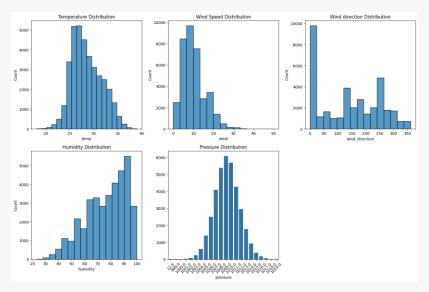
```
# Xem dữ liệu trùng lặp
print("Duplicate rows:\n", data.duplicated().sum())

... Duplicate rows:
0
```



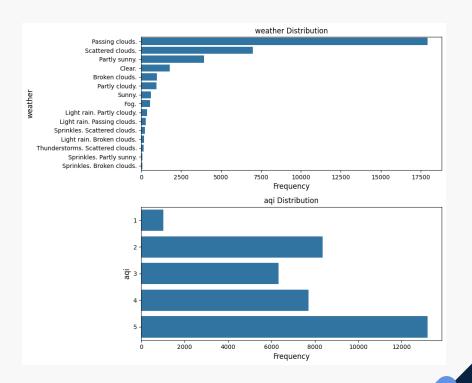






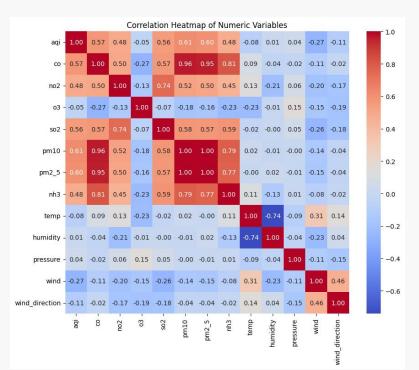


- Hầu hết các đặc trưng Numerical đều có phân phối chuẩn.
- Riêng đặc trừng Categorical:
 - Thời tiết chỉ có một vài kiểu thời tiết chiếm chiếm ưu thế.
 - Còn đối với chỉ số AQI thì cho thấy được mức độ ô nhiễm không khí của thành phố đang ở mức báo động.



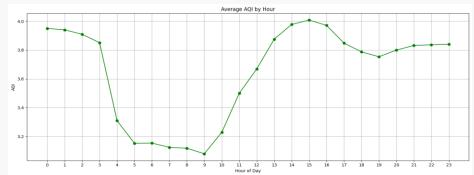


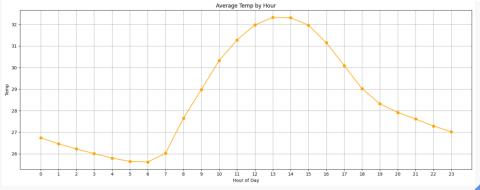
- Các chất ô nhiễm trong không khí như CO, PM2.5, PM10 và NH3 liên quan chặt chẽ với nhau, thường cùng xuất hiện trong môi trường ô nhiễm nặng (giao thông, công nghiệp).
- Humidity Temp: có mối tương quan âm. Độ ẩm giảm khi nhiệt độ tăng – mối quan hệ thời tiết thường thấy.
- AQI Wind: gió giúp phát tán khí ô nhiễm, làm giảm AQI.





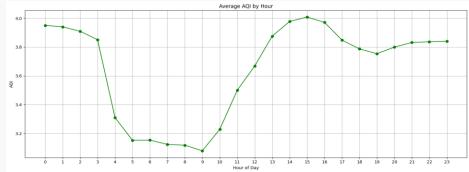
 Mặc dù có hình dạng tương tự với Nhiệt độ nhưng dường như Nhiệt độ không có sự liên quan tới chỉ số AQI trung bình trong 1 ngày.

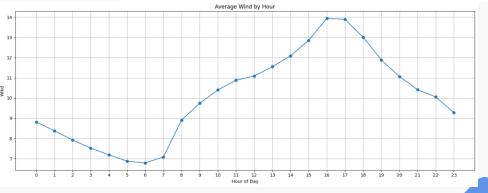






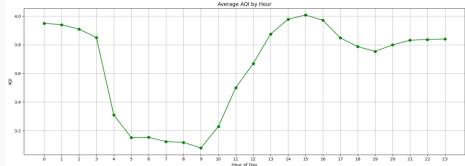
 Tương tự với Nhiệt độ, Gió dường như không có sự liên quan tới chỉ số AQI trung bình trong 1 ngày.

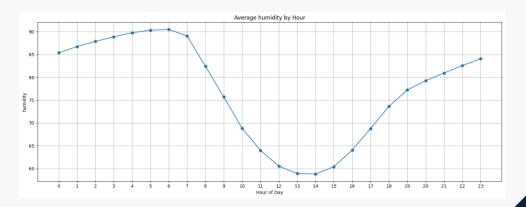






- Hai biểu đồ cho thấy xu hướng ngược chiều rõ rệt giữa độ ẩm và AQI trong ngày.
- Điều này phù hợp với nhận định rằng độ ẩm cao giúp giảm bụi mịn

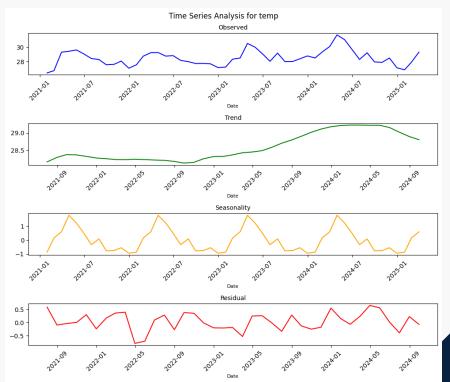






Đối với Nhiệt độ:

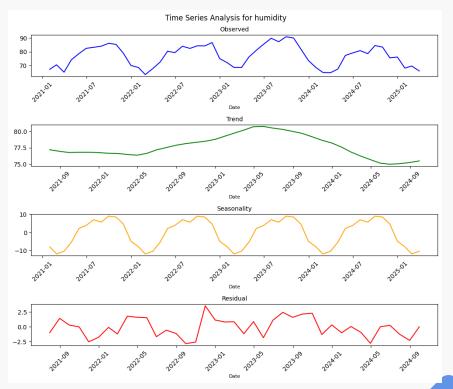
- Trend: Nhiệt độ tăng nhẹ từ 2021 đến giữa 2024, sau đó giảm ở 2025, phản ánh biến đổi khí hậu hoặc thay đổi thời tiết.
- Seasonality: Nhiệt độ có chu kỳ 12 tháng,
 cao vào giữa năm vì mùa hè, thấp vào đầu/cuối năm (mùa đông), phù hợp với khí hậu nhiệt đới/ôn đới.
- Residual: Dao động nhỏ, dữ liệu ổn định.
- -> Chuỗi có xu hướng và mùa vụ rõ, phù hợp cho dự báo bằng mô hình time-series (SARIMA, LSTM).





Đối với Độ ẩm:

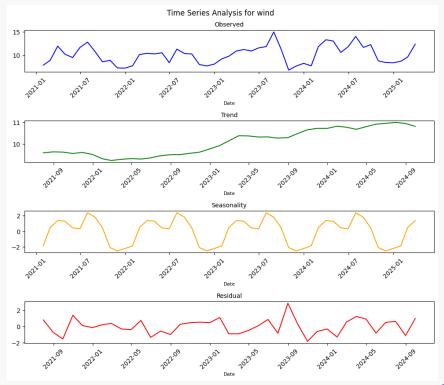
- Trend: Độ ấm trung bình giảm nhẹ từ 2021 đến giữa 2023, sau đó tăng trở lại lên khoảng vào 2025.
- Seasonality: Độ ẩm có chu kỳ 12 tháng, cao vào giữa năm (mùa mưa), thấp vào đầu/cuối năm (mùa khô).
- Residual: Dao động nhỏ, dữ liệu ổn định, ít nhiễu.
- -> Chuỗi có xu hướng và mùa vụ rõ, phù hợp cho dự báo





Đối với Tốc độ gió:

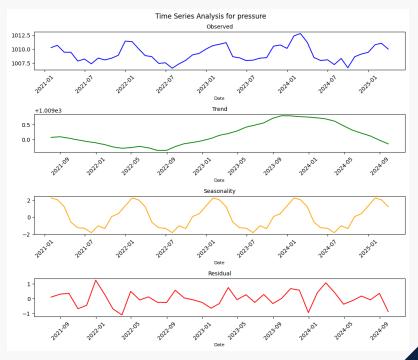
- Trend: Tốc độ gió trung bình tăng nhẹ từ 2021đến giữa 2024, sau đó giảm nhẹ về 10 vào 2025
- Seasonality: Tốc độ gió có chu kỳ 12 tháng, cao vào giữa năm (mùa hè), thấp vào đầu/cuối năm (mùa đông)
- Residual: Dao động nhỏ, dữ liệu ổn định, ít nhiễu.
- -> Chuỗi có xu hướng và mùa vụ rõ, phù hợp cho dự báo





Đối với Áp suất:

- Trend: Áp suất trung bình giảm nhẹ từ 2021 đến giữa 2022, sau đó tăng lên 1011 mBar vào giữa 2024, rồi giảm nhẹ về 1009 mBar vào 2025, phản ánh biến động khí hậu.
- Seasonality: Áp suất có chu kỳ 12 tháng, cao vào đầu/cuối năm (mùa đông), **thấp** vào giữa năm (mùa hè)
- Residual: Dao động nhỏ, dữ liệu ổn định, ít nhiễu.
- -> Chuỗi có xu hướng và mùa vụ rõ, phù hợp cho dự báo bằng mô hình





- Tiến hành sử dụng mô hình SARIMA để dự đoán các đặc trưng thời tiết (Nhiệt độ, độ ẩm, tốc độ gió và áp suất khí quyển).
- Trước khi huấn luyện mô hình, dữ liệu đầu vào được kiểm tra tính dừng (stationarity)
 nhằm đảm bảo điều kiện áp dụng phù hợp cho mô hình chuỗi thời gian. Cụ thể, nhóm đã
 thực hiện kiểm định Augmented Dickey-Fuller (ADF).
- Các đặc trưng thời tiết (Nhiệt độ, độ ẩm, tốc độ gió và áp suất khí quyển) sau khi kiểm tra đều có tính dừng. Cụ thể:

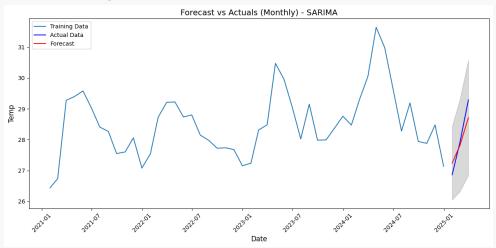
```
# kiêm tra tính dừng của đặc trưng 'temp'
is_stationary = check_stationarity(data, 'temp', freq='ME')

> 0.0s

ADF Test for Temp:
ADF Statistic: -4.0295961359064485
p-value: 0.0012632246327010648
Chuôî temp ôn định (stationary) với p-value < 0.05.
```



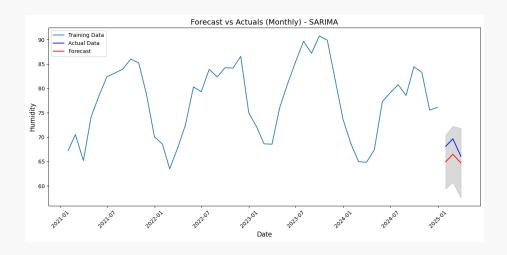
- Đối với Nhiệt độ:
 - Đường dự báo (Forecast) có xu hướng bám sát dữ liệu thực tế, đặc biệt trong những tháng đầu tiên của giai đoạn dự báo. Điều này cho thấy mô hình dự báo tương đối chính xác trong ngắn hạn.
 - Khoảng tin cậy (vùng xám) mở rộng dần về phía cuối chuỗi cho thấy mức độ không chắc chắn tăng theo thời gian, điều này là đặc điểm thường thấy trong các mô hình chuỗi thời gian như SARIMA







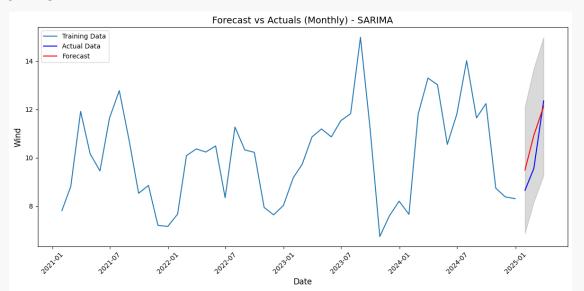
- Đối với Độ ẩm:
 - Dự báo từ mô hình (Forecast) có xu hướng dưới mức thực tế, đặc biệt ở tháng đầu tiên của giai đoạn dự đoán. Tuy nhiên, khoảng cách giữa dữ liệu thực tế và dự báo vẫn nằm trong vùng tin cậy.







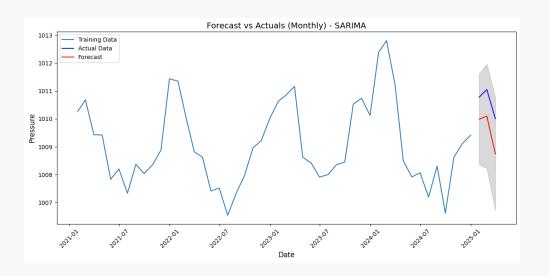
- Đối với Tốc độ gió:
 - Dự báo từ mô hình SARIMA nhìn chung bám khá sát xu hướng của dữ liệu thực tế trong các tháng gần đây.
 - Vùng xám mở rộng đáng kể so với hai biểu đồ trước (nhiệt độ và độ ẩm), phản ánh rằng tính không ổn định của chuỗi gió cao hơn, khiến dự báo trở nên ít chắc chắn hơn.







- Đối với áp suất không khí:
 - Dự báo từ mô hình (Forecast) có xu hướng trên mức thực tế, đặc biệt ở tháng đầu tiên của giai đoạn dự đoán. Tuy nhiên, khoảng cách giữa dữ liệu thực tế và dự báo vẫn nằm trong vùng tin cậy.





2.4. Xây dựng mô hình học máy

- Chỉ số AQI được phân loại thành 5 mức độ.
- Nhóm quyết định xây dựng mô hình để dự đoán phân loại AQI dựa theo các chỉ số thời tiết và chỉ số không khí.

Qualitative name	Index	ı
		:
Good	1	ı
Fair	2	ļ
Moderate	3	:
Poor	4	!
Very Poor	5	



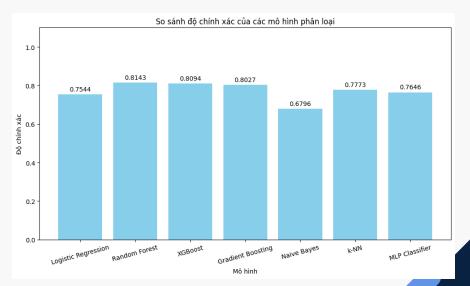
2.4. Xây dựng mô hình học máy

- Vì chỉ số được phân loại gán thành 5 nhãn. Do đó nhóm chọn các phương pháp máy học có giám sát:
 - Logistic Regression: Mô hình phân loại hồi quy.
 - Random Forest, XGBoost, GradientBoost.
 - Naive Bayes.
 - o k-NN.
 - Multilayer Perceptron: Mô hình Neural Network cơ bản (2 hidden layer).



2.4. Xây dựng mô hình học máy

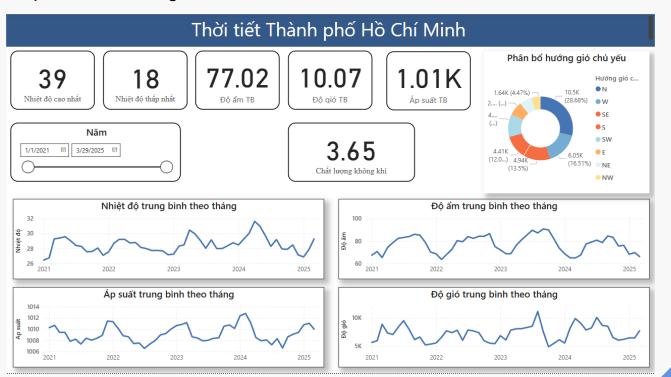
- Random Forest, XGBoost, Gradient Boosting là những thuật toán Tree-based algorithms.
 Có accuracy khá cao, cho thấy khả năng phân loại của phương pháp này tốt.
- MLP Classifier với 79.64%: đây là mô hình mạng Neural cơ bản cũng cho thấy độ hiệu quả khi phân loại.
- k-NN đạt 76.50%.
- Logistic Regression với 74.45%.
- Naive Bayes đạt 66.79%.





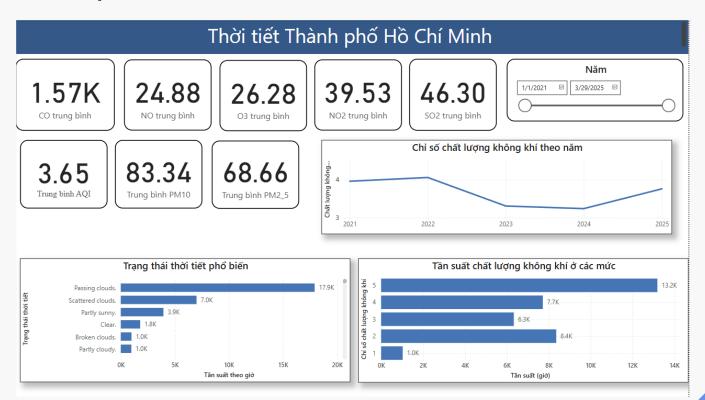
2.4. Trực quan hóa

Trực quan hóa sử dụng PowerBI





2.4. Trực quan hóa



03

Kết quả & Đề xuất





3. Kết quả và đề xuất

Kết quả:

- Phân tích chuỗi thời gian với mô hình SARIMA cho thấy khả năng dự báo tốt về xu hướng tổng thể và biến động mùa vụ của nhiệt độ, độ ẩm, vận tốc gió và áp suất trong 3 tháng đầu năm 2025.
- Sau khi phân tích ma trận tương quan và sử dụng các mô hình học máy cho thấy dường như
 yếu tố thời tiết không ảnh hưởng nhiều tới chỉ số chất lượng không khí.

Đề xuất:

- Khi xây dựng mô hình học máy, cần phải fine-tune mô hình để đưa ra các tham số tốt nhất của mô hình. Nhưng vì tài nguyên không cho phép nên chỉ thực hiện bằng những tham số tốt nhất của mô hình.
- Hoàn thiện thêm pipeline phân tích dữ liệu một cách tự động hóa.

04

Ứng dụng hỗ trợ phân tích dữ liệu





4. Ứng dụng hỗ trợ phân tích dữ liệu

Nhóm thực hiện build ứng dụng nhằm hỗ trợ việc phân tích dữ liệu file csv, bao gồm các tính năng như:

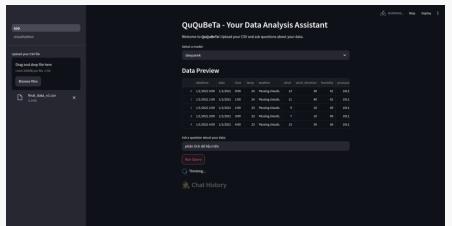
- Tải lên tệp CSV.
- Trả lời câu hỏi: Phân tích dữ liệu và đưa ra phản hồi thông minh thông qua giao diện trò chuyện. Tạo biểu đồ và hình ảnh minh họa (nếu có) dựa trên dữ liệu và các câu hỏi.
- Tương tác với dữ liệu: Công cụ trực quan hóa.

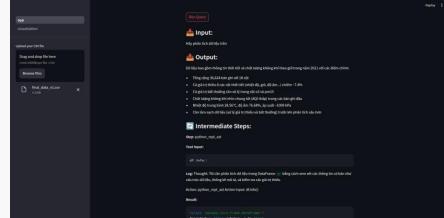
Ứng dụng này sử dụng:

- Streamlit
- Langchain
- Mô hình ngôn ngữ lớn (LLMs):
- PyGWalker: Công cụ mạnh mẽ để tạo trực quan hóa dữ liệu tương tác.
- API: (Tùy chọn) Sử dụng các mô hình ngôn ngữ lớn (DeepSeek)



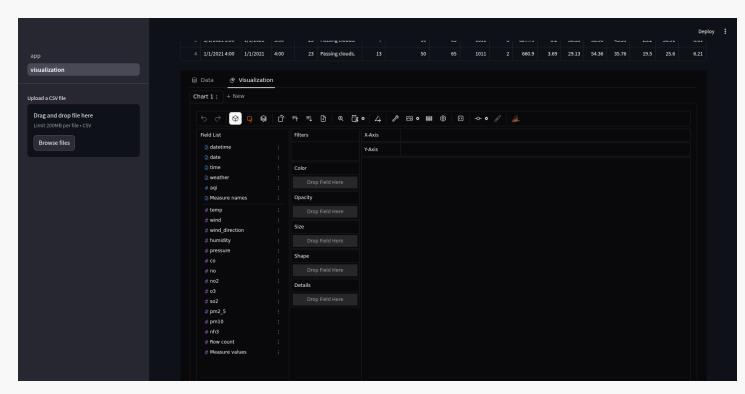
4. Ứng dụng hỗ trợ phân tích dữ liệu







4. Ứng dụng hỗ trợ phân tích dữ liệu



Cảm ơn đã lắng nghe

