

Chương 1.

**Tổng quan về dữ liệu
chuỗi thời gian**

(Time Series Data)

PhD. Nguyễn Thị Khánh Tiên
email: tienntk@ukr.net



Nội dung chính trong chương 1:

- Các khái niệm quan trọng của dữ liệu chuỗi thời gian
- Quy trình khai phá Time Series theo từng bước
- Các ứng dụng quan trọng trong các lĩnh vực

Mục tiêu thực hành chương 1:

- Hiểu cấu trúc dữ liệu chuỗi thời gian
- Biết cách tiền xử lý, trực quan hóa và phân tích cấu trúc chuỗi
- Biết tạo đặc trưng cơ bản và đánh giá dữ liệu
- Sẵn sàng cho các bài thực hành nâng cao (ARIMA, LSTM, Transformer)

Các khái niệm cơ bản

Dữ liệu chuỗi thời gian (Time Series Data)

- là tập hợp các quan sát được ghi nhận theo trình tự thời gian, thường cách đều nhau.
- ví dụ: nhiệt độ mỗi giờ, doanh số mỗi ngày, lượng điện tiêu thụ mỗi tháng, giá cổ phiếu theo từng phút

Đặc trưng quan trọng nhất:

- thứ tự thời gian không được xáo trộn, vì tính phụ thuộc giữa các điểm dữ liệu.

Timestamp

- là thời điểm xảy ra một quan sát. Nó phải được làm sạch và chuẩn hóa trước khi phân tích (ví dụ chuyển về cùng timezone, cùng định dạng).

Các loại chuỗi thời gian:

- *Univariate Time Series*: chỉ có 1 biến mục tiêu
- *Multivariate Time Series*: nhiều biến diễn biến theo thời gian
- *Irregular Time Series*: dữ liệu không lấy mẫu đều (cần resampling)
- *High-frequency Time Series*: dữ liệu theo mili giây, micro giây (tài chính)

Các khái niệm cơ bản

Stationarity (Tính dừng).

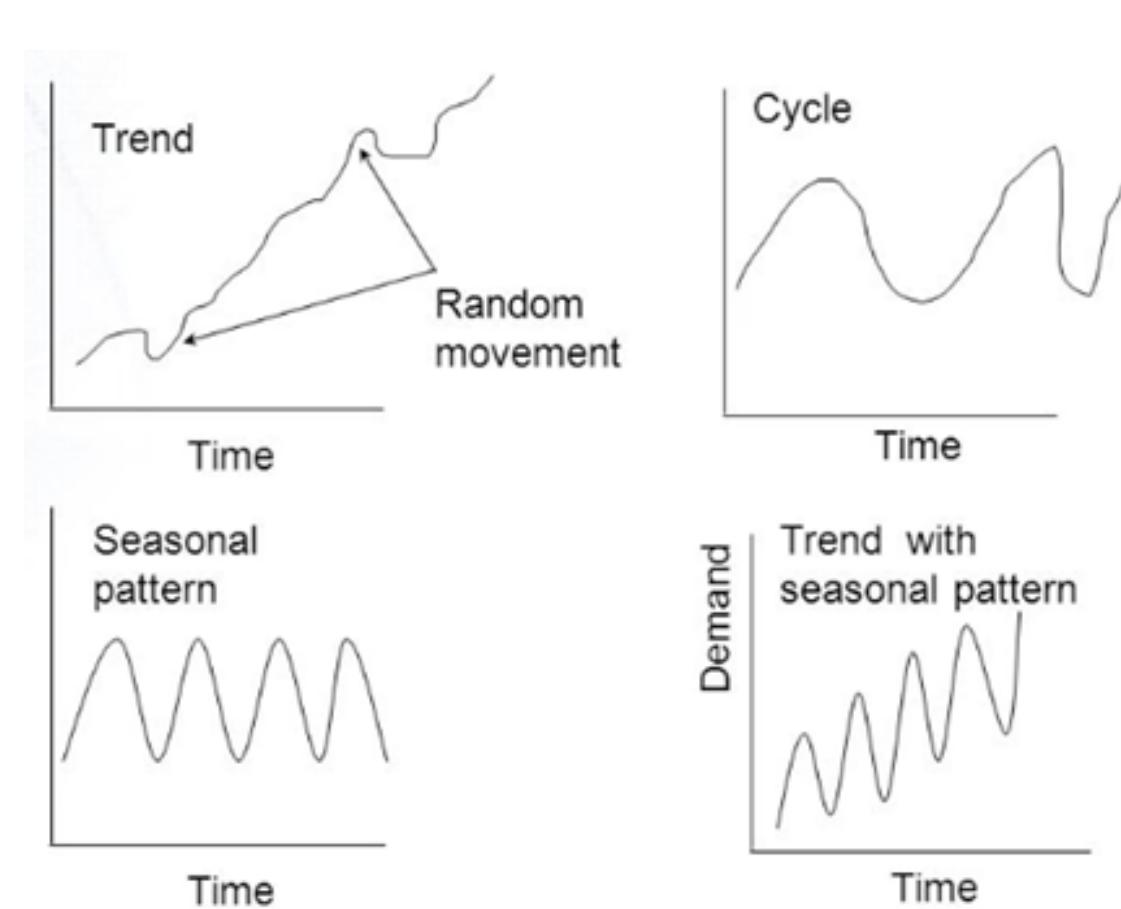
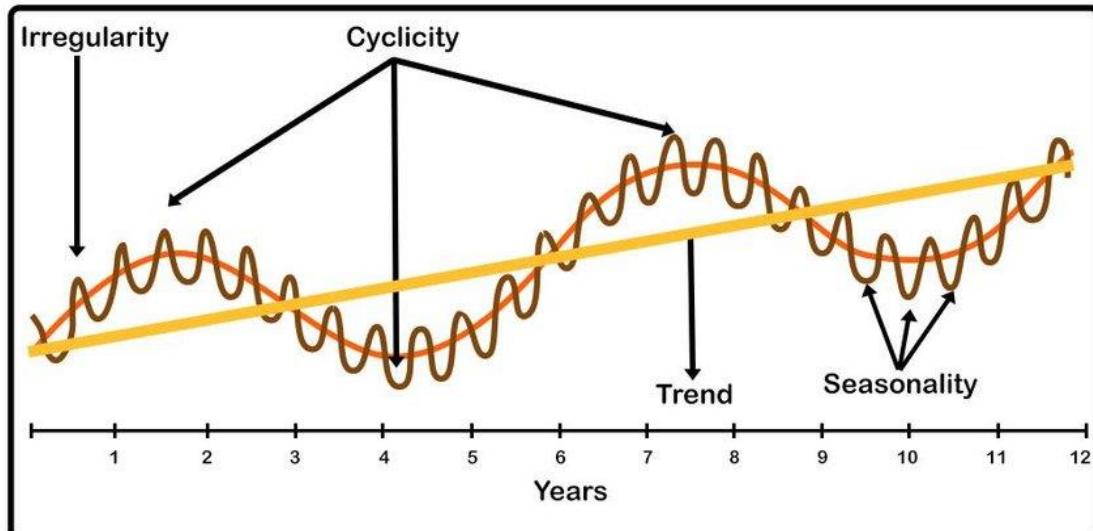
- Một chuỗi được xem là dừng nếu:
 - Giá trị kỳ vọng không đổi
 - Phương sai không đổi
 - Tự tương quan không thay đổi theo thời gian
 - Tính dừng rất quan trọng trong các mô hình truyền thống như ARIMA.

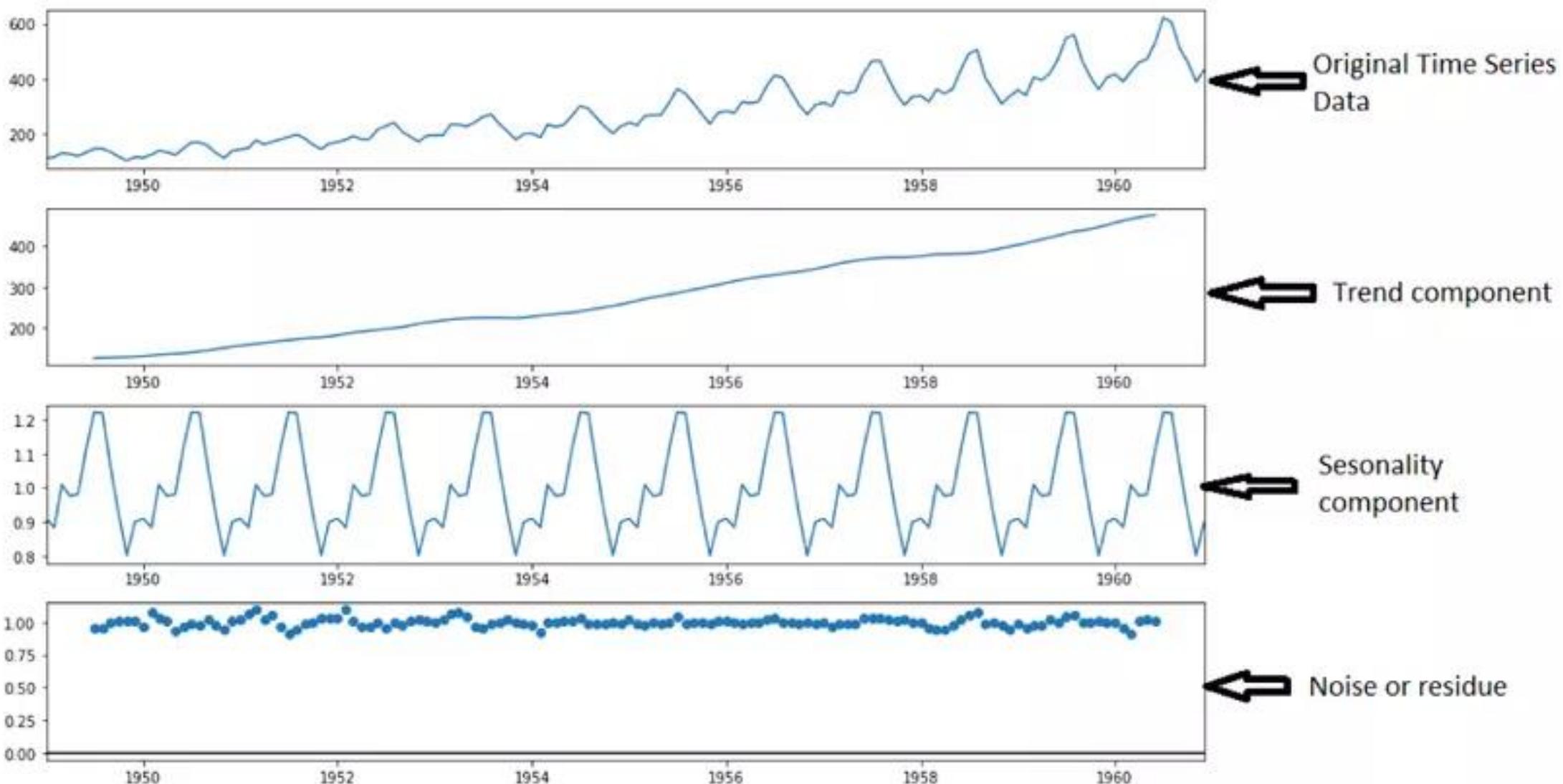
Autocorrelation & Partial Autocorrelation

- **ACF (Autocorrelation Function)**: đo mức độ tương quan giữa dữ liệu hiện tại và các giá trị quá khứ.
- **PACF (Partial Autocorrelation Function)**: đo tương quan "thuần", không bị ảnh hưởng các lag trung gian.

Các thành phần chính của chuỗi thời gian

- **Trend (Xu hướng).**
 - Biểu thị xu hướng tăng hoặc giảm trong thời gian dài.
 - Ví dụ: nhu cầu điện tăng theo năm.
- **Seasonality (Mùa vụ).**
 - Các mẫu lặp lại theo chu kỳ như giờ, ngày, tuần, quý, năm.
 - Ví dụ: doanh số tăng vào cuối tuần.
- **Cyclic (Tính chu kỳ không đều).**
 - Các biến động dài hạn nhưng không có chu kỳ cố định (khác seasonality).
 - Ví dụ: chu kỳ kinh tế (khủng hoảng – phục hồi).
- **Noise (Nhiễu).**
 - Những dao động ngẫu nhiên, khó dự đoán.





Các loại biểu đồ dùng để trực quan hóa dữ liệu chuỗi thời gian

Biểu đồ đường (Line Chart):

- Dùng để theo dõi xu hướng hoặc sự thay đổi của dữ liệu theo thời gian.
→ Phù hợp nhất cho dữ liệu liên tục, muốn xem tăng/giảm ra sao theo từng mốc thời gian.

Biểu đồ cột (Bar Chart):

- Dùng để so sánh giá trị giữa các khoảng thời gian khác nhau, đặc biệt hữu ích với dữ liệu dạng rời rạc theo tháng, quý, hoặc năm.

Biểu đồ vùng (Area Chart):

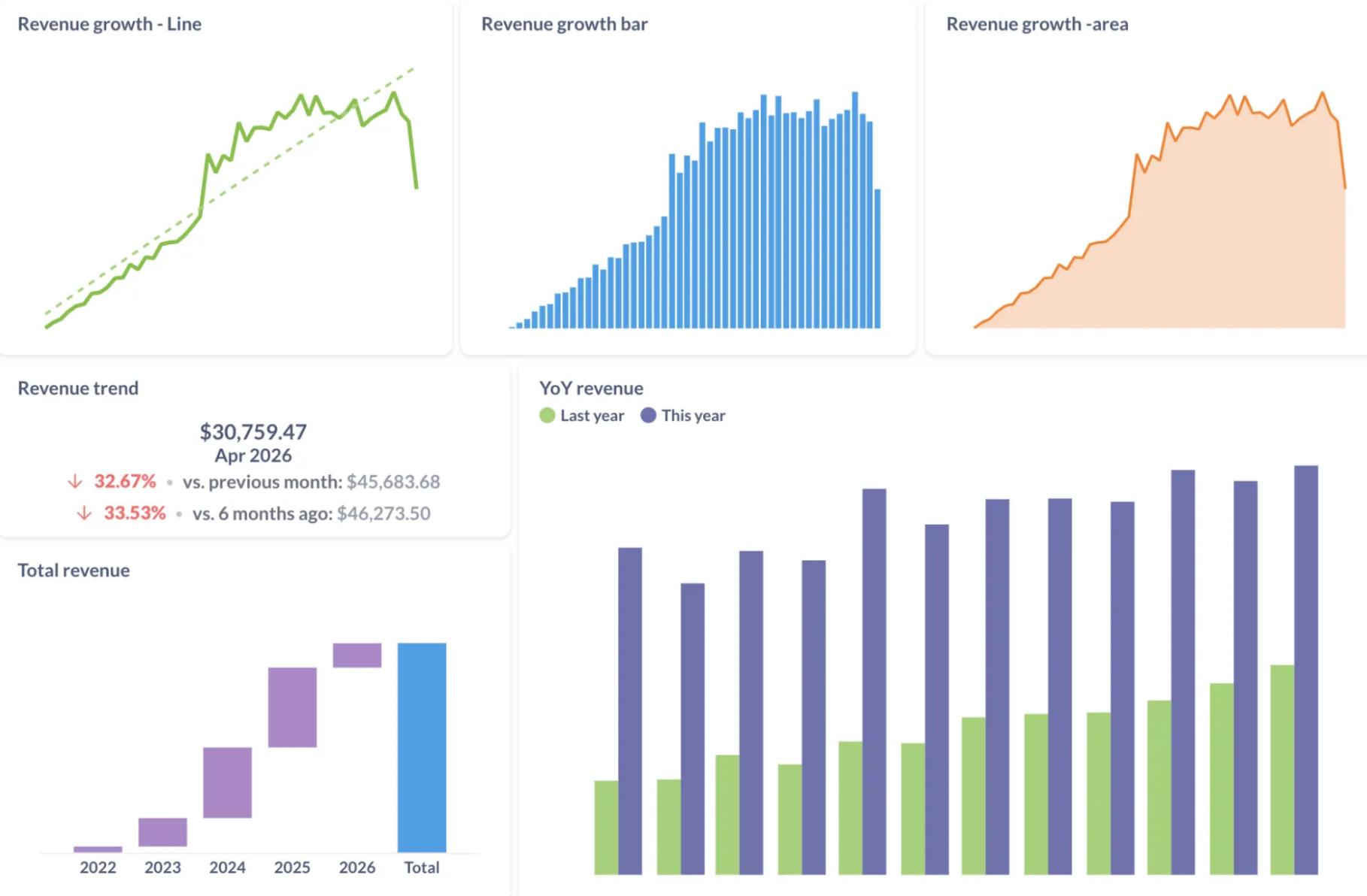
- Thể hiện giá trị tích lũy hoặc tổng thể theo thời gian, nhấn mạnh vào mức độ “lấp đầy” dưới đường biểu diễn để thấy quy mô tổng.

Biểu đồ xu hướng (Trend Chart):

- Dùng để phân tích sự thay đổi hiệu suất bằng cách so sánh giá trị hiện tại với các giai đoạn trước.
→ Hay dùng trong báo cáo tài chính, KPI hoặc đánh giá tăng trưởng.

Biểu đồ thác nước (Waterfall Chart):

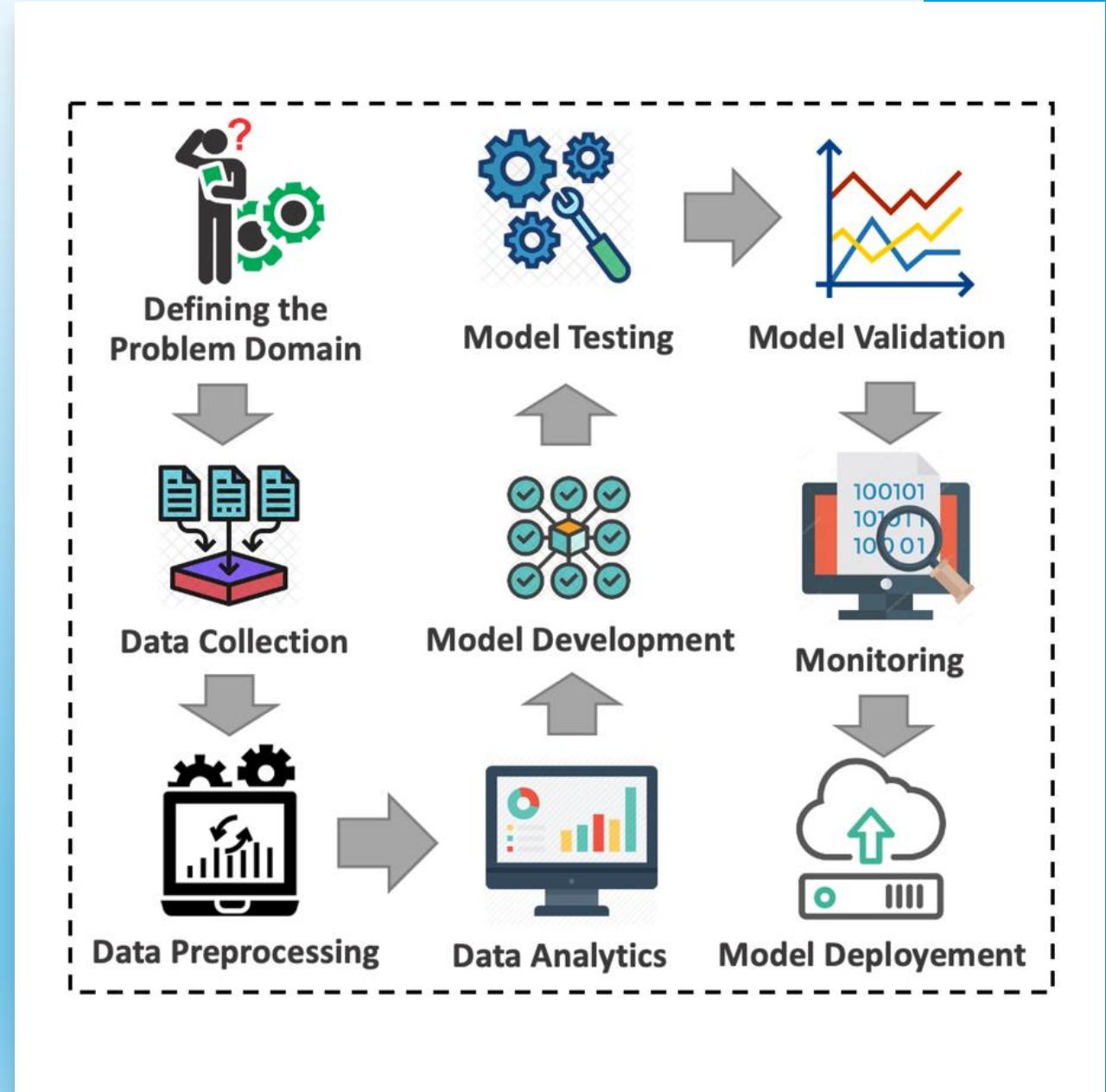
- Thể hiện các thay đổi liên tiếp của dữ liệu qua từng bước hoặc từng thời kỳ.
→ Ít phổ biến hơn nhưng rất hữu ích khi muốn xem từng yếu tố đóng góp vào thay đổi cuối cùng như thế nào.



<https://metabase-public.metabaseapp.com/public/dashboard/8d4961e2-15bd-4a8d-9ccl-d6451c570346?tab=199-chart-types-for-time-series>

Revenue by category									
		2022		2023		2024		2025	
Product → Category	Product added	Total	Quantity	Total	Quantity	Total	Quantity	Total	Quantity
Doohickey	2022	\$5,700.49	3.73	\$16,907.08	3.87	\$25,410.45	3.71	\$25,643.65	
	2023	\$1,955.04	4.05	\$18,785.52	4.26	\$40,534.53	3.59	\$40,953.54	
	2024	\$938.06	4.07	\$5,121.60	4.08	\$24,208.05	3.74	\$27,611.67	
	2025	\$437.96	4.27	\$2,254.94	3.61	\$8,362.44	3.78	\$16,113.33	
Totals for Doohickey		\$9,031.56	3.86	\$43,069.14	4.05	\$98,515.47	3.67	\$110,322.19	
Gadget	2022	\$6,221.79	4.62	\$17,322.80	4.06	\$29,602.17	4.18	\$28,701.18	
	2023	\$2,069.55	5.46	\$22,375.05	3.76	\$50,523.62	3.88	\$51,824.32	
	2024	\$1,699.26	3.9	\$10,068.58	4.02	\$37,139.37	4.46	\$51,662.65	
	2025	\$682.02	3.5	\$5,194.19	4.68	\$16,546.53	4.52	\$28,314.54	
Totals for Gadget		\$10,672.63	4.63	\$54,960.62	3.99	\$133,811.69	4.17	\$160,502.69	
Gizmo	2022	\$5,535.74	4.46	\$15,689.72	3.45	\$21,969.88	3.71	\$19,352.90	
	2023	\$2,579.40	4.8	\$20,318.05	3.72	\$53,947.63	3.83	\$50,507.97	
	2024	\$1,449.95	6.3	\$9,613.43	3.8	\$52,029.84	3.63	\$60,212.04	
	2025	\$261.00	4.00	\$2,500.51	2.05	\$2,000.15	2.17	\$1,071.01	

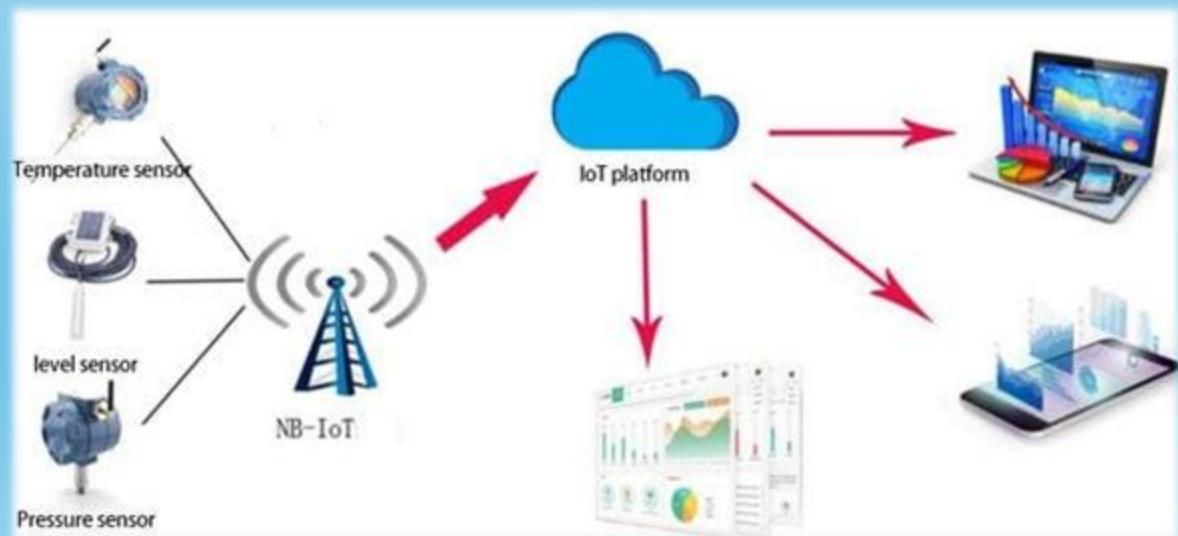
Quy trình khai phá dữ liệu chuỗi thời gian (tương tự CRISP-DM)



Bước 1: Thu thập dữ liệu (Data Collection)

Dữ liệu chuỗi thời gian có thể đến từ:

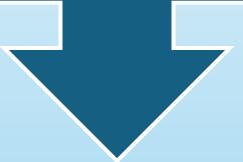
Sensor IoT	API tài chính	Logs server	CSDL doanh nghiệp	Hệ thống ERP / CRM
------------	---------------	-------------	-------------------	--------------------



Lưu ý:

- Đồng nhất timezone
- Loại bỏ duplicate timestamp
- Kiểm tra missing intervals

Bước 2: Tiền xử lý dữ liệu (Preprocessing)



a. Làm sạch dữ liệu

- Xử lý thiếu (impute bằng forward-fill, interpolate, rolling mean)
- Xử lý outliers
- Lọc nhiễu bằng moving average, exponential smoothing

b. Chuẩn hóa thời gian

- Chuyển timestamp về chuẩn ISO
- Đảm bảo tần suất đều (resampling)

c. Chuyển đổi & biến đổi

- Log transform để làm mượt chuỗi
- Differencing để làm dừng chuỗi

Bước 3: Phân tích khám phá dữ liệu (EDA)



Các biểu đồ thường dùng

- Line plot
- ACF, PACF
- Seasonal decomposition (trend / seasonality / residual)
- Heatmap seasonality theo giờ/ngày/tháng
- Boxplot theo ngày trong tuần

Mục tiêu của EDA:

- Hiểu cấu trúc chuỗi
- Kiểm tra tính dừng
- Nhận diện seasonality
- Đánh giá biến động và bất thường

Bước 4: Tạo đặc trưng (Feature Engineering)



a. Lag features:

- lag-1, lag-7, lag-30,...

b. Rolling features:

- rolling mean, std, min, max

c. Các đặc trưng theo thời gian (time features):

- hour, day, week, month, quarter, holiday flag

d. Cross-features:

- tương tác giữa các biến trong multivariate time series

Bước 5: Lựa chọn mô hình



Mô hình thống kê truyền thống ARIMA

- SARIMA (có mùa vụ)
- Holt-Winters (ETS)
- Ưu điểm: giải thích tốt. Nhược điểm: khó mở rộng với dữ liệu lớn, multivariate.

Mô hình Machine Learning

- Random Forest
- Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM)
- Linear Regression với lag features
- Ưu điểm: dễ triển khai, mạnh mẽ. Nhược điểm: không tự modeling được tính tuần tự.

Mô hình Deep Learning

- RNN, LSTM, GRU
- Temporal Convolutional Network (TCN)
- Transformer (mạnh nhất cho chuỗi dài)
- DeepAR, N-BEATS, Temporal Fusion Transformer (TFT)
- Ưu điểm: modeling được long-term dependency, non-linear. Nhược điểm: cần dữ liệu lớn & GPU.

Bước 6: Huấn luyện và đánh giá



Train-validation split đúng cách

- Không được shuffle dữ liệu.
- 80% train – 20% test
- TimeSeries Cross Validation (rolling windows)

Các chỉ số đánh giá

- MAE
- RMSE
- MAPE
- SMAPE
- MASE

Backtesting

- Kiểm tra mô hình bằng nhiều cửa sổ dự báo.

Bước 7: Dự báo & triển khai



Dự báo ngắn hạn (short-term)

Dự báo dài hạn (long-term)

Triển khai bằng REST API, batch, hoặc streaming

Theo dõi drift & tái huấn luyện định kỳ

Ứng dụng của dữ liệu chuỗi thời gian



Tài chính – Ngân hàng

- Dự báo giá cổ phiếu
- Dự báo rủi ro tín dụng
- Phát hiện gian lận
- Phân tích hành vi giao dịch

Kinh doanh – Marketing

- Dự báo doanh số
- Dự báo tồn kho (Inventory Forecasting)
- Dự báo nhu cầu khách hàng
- Pricing optimization

Sản xuất – IoT – Công nghiệp

- Predictive maintenance (dự đoán hỏng hóc)
- Phân tích dữ liệu cảm biến
- Kiểm soát chất lượng theo thời gian

Ứng dụng của dữ liệu chuỗi thời gian



Financial institutions:

- Stock prices
- Risks and volatility
- Market trends



Retail chains:

- Sales forecasting
- Inventory management
- Seasonal demand



Energy companies:

- Energy consumption
- Price forecasting
- Renewable energy production



Technology firms:

- Product demand
- User engagement
- Software performance



Telecommunications providers:

- Network traffic
- Call volume patterns
- Service quality



Healthcare providers:

- Patient admissions
- Disease outbreaks
- Medical resource allocation



Transportation and logistics companies:

- Shipping volumes
- Traffic patterns
- Route optimization



Insurance companies:

- Claim frequency
- Risk assessment
- Policy pricing

Giao thông – Vận tải – Logistics

- Dự báo lưu lượng xe
- Thời gian giao hàng
- Dự báo nhu cầu vận tải

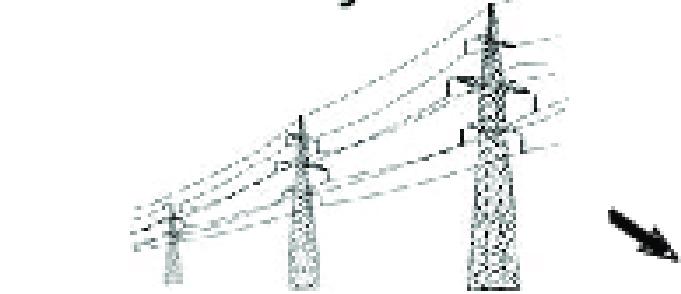
Y tế

- Phân tích tín hiệu ECG, EEG
- Theo dõi sức khỏe bệnh nhân
- Dự báo tiến triển bệnh

Năng lượng & Môi trường

- Dự báo nhu cầu điện
- Khí tượng: nhiệt độ, mưa, bão
- Chất lượng không khí, ô nhiễm

Electricity Load

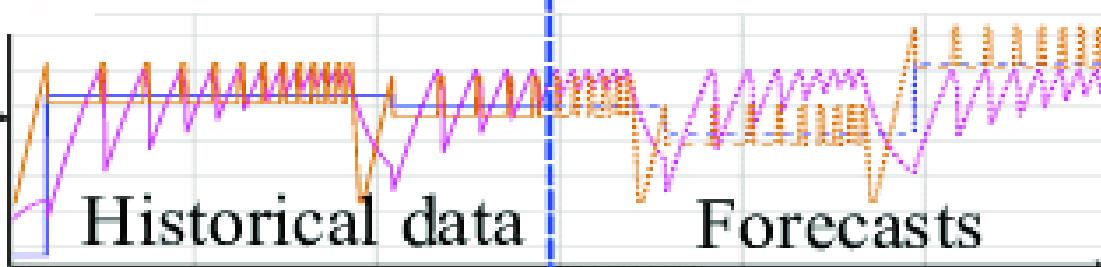


Chemical Plant

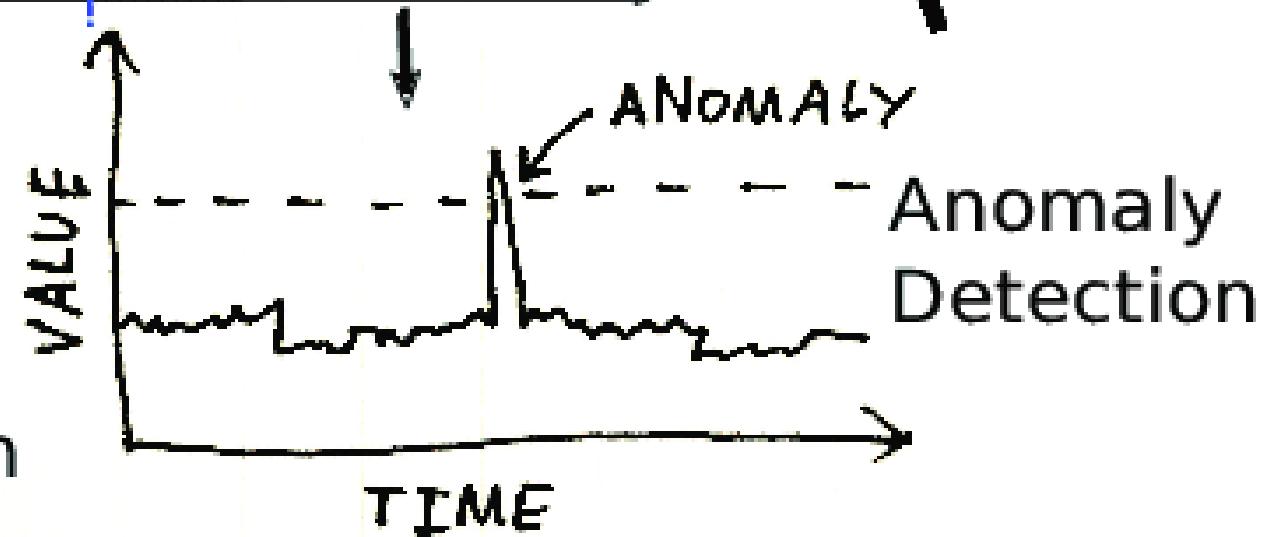
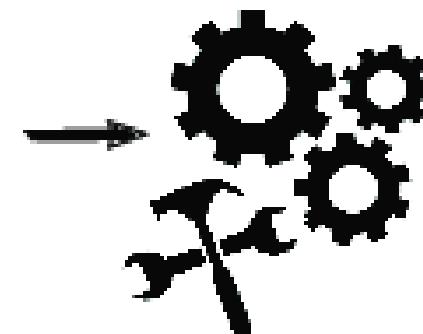


Industrial Control System

System Health monitoring



Component Failure
Identification



Python Framework & Libraries for Time Series Data Analysis

Forecasting

- PROPHET ★ 17,9k
- statsmodels ★ 9,6k
- SKTIME ★ 7,5k
- Darts ★ 7,4k
- Kats ★ 4,8k Time Series Library (TSLib) ★ 4,7k
- PyTorch Forecasting ★ 3,7k
- Statistical Forecast ★ 3,7k
- MERLION ★ 3,3k
- GREykite ★ 1,8k
- skforecast ★ 1k
- ETNA ★ 840
- FEDOT ★ 610

Changepoint detection

- RUPTURES ★ 1,5k
- PROPHET ★ 17,9k Time Series Library (TSLib) ★ 4,7k
- Kats ★ 4,8k
- MERLION ★ 3,3k
- ALIBI DETECT ★ 2,1k
- GREykite ★ 1,8k
- luminol ★ 1,2k
- Anomaly Detection Toolkit (ADTK) ★ 1,1k

Outlier detection

- Python Outlier Detection (PyOD) ★ 8k
- TODS ★ 1,3k
- ETNA ★ 840
- Luminaire ★ 750
- PySAD ★ 220

Classification

- SKTIME ★ 7,5k Time Series Library (TSLib) ★ 4,7k
- tslearn ★ 2,8k
- Deep Learning for Time Series Classification(dl-4-tsc) ★ 1,5k
- pyts ★ 1,7k
- ETNA ★ 840

Clustering

- SKTIME ★ 7,5k
- tslearn ★ 2,8k

Pattern detection

- stumpy ★ 3,1k

Aggregation (feature extraction)

- tsfresh ★ 8,2k
- Kats ★ 4,8k
- tsfel ★ 800
- tsflex ★ 370

Augmentation and data generation

- tsai ★ 4,8k
- RGAN ★ 630
- tsaug ★ 330
- TimeSynth ★ 330
- Time Series Augmentation ★ 320

Python Framework & Libraries for Time Series Data Analysis

- **Pandas** → xử lý chuỗi thời gian
- **Statsmodels** → ARIMA, SARIMA
- **Scikit-learn** → ML cho time series
- **XGBoost/LightGBM** → forecasting kiểu tabular
- **Prophet** → forecast tự động
- **Darts / GluonTS** → deep learning cho chuỗi thời gian
- **TensorFlow/PyTorch** → mô hình TS tự xây
- **Plotly/Matplotlib** → trực quan hóa



Python Framework & Libraries for Time Series Data Analysis

Nhóm thư viện	Tên thư viện	Mục đích chính	Ưu điểm	Hạn chế
Xử lý dữ liệu	Pandas	Resample, rolling window, xử lý time index	Dễ dùng, mạnh cho xử lý dữ liệu	Không hỗ trợ
	NumPy	Tính toán số học, hỗ trợ tạo feature	Nhanh, tối ưu	Không hỗ trợ time series trực tiếp
Trực quan hóa	Matplotlib	Vẽ biểu đồ time series cơ bản	Linh hoạt, phổ biến	Code dài, không tương tác
	Seaborn	Biểu đồ nâng cao, đẹp hơn	Dễ dùng, trình bày đẹp	Không chuyên cho time series
	Plotly	Biểu đồ tương tác	Rất trực quan, phù hợp dashboard	Hơi nặng

Python Framework & Libraries for Time Series Data Analysis

Nhóm thư viện	Tên thư viện	Mục đích chính	Ưu điểm	Hạn chế
Machine Learning	Scikit-learn	ML (Random Forest, SVM, SVR) cho time series	Pipeline mạnh, đơn giản	Không hỗ trợ forecasting tự động
	XGBoost	Forecast dạng supervised learning	Cực mạnh cho tabular, xử lý phi tuyến	Cần tự tạo lag/rolling
	LightGBM	ML boosting tối ưu tốc độ	Rất nhanh, chính xác cao	Tuning khó nếu dữ liệu nhiễu
	CatBoost	ML boosting tối ưu categorical	Không cần one-hot, mạnh mẽ	Chậm hơn LightGBM
Dự báo tự động	Prophet	Dự báo trend + seasonality tự động	Dễ dùng, ít cần tuning	Không tốt với chuỗi nhiễu/phi tuyến mạnh

Python Framework & Libraries for Time Series Data Analysis

Nhóm thư viện	Tên thư viện	Mục đích chính	Ưu điểm	Hạn chế
Deep Learning chuyên Time Series	Darts	Tập hợp mô hình: ARIMA, Prophet, RNN, LSTM, TCN, N-BEATS, Transformer	Full-stack, dễ dùng, multivariate tốt	Cài đặt nặng
	GluonTS	DeepAR, Transformer, seq2seq	Chuẩn research, mạnh với forecasting	Khá phức tạp, cần GPU
	Kats (Meta/Facebook)	Forecasting, anomaly detection	Nhiều thuật toán tích hợp sẵn	Chưa phổ biến rộng
Framework DL tự xây	TensorFlow/Keras	LSTM, GRU, TCN, Transformer	Tự do, mạnh nhất khi customise	Cần nhiều code & tuning
	PyTorch	Mô hình chuỗi nâng cao, research	Linh hoạt, mạnh cho mô hình phức tạp	Không phải thư viện chuyên TS

Reference

- <https://www.kaggle.com/code/prashant111/complete-guide-on-time-series-analysis-in-python#1>