Time Series Data Analysis and Forecasting

Muhammad Rasyid Ridha



9 November 2020

Agenda

- Konsep time series dan forecasting
 - Pengertian time series dan forecasting
 - Tujuan forecasting
 - Contoh data time series
 - Pola data time series
- Metode forecasting
 - Tahapan membuat model forecasting
 - Metode tradisional (statistika)
 - Machine learning
 - Kelemahan forecasting
- Use case
 - Menggunakan data dari Google Trend
- Tanya jawab

Konsep Time Series dan Forecasting

Pengertian Time Series dan Forecasting

Time series

 Data yang berurutan berdasarkan waktu yang biasanya dapat diperoleh dalam interval waktu yang sama (jam, harian, mingguan, bulanan dan sebagainya)

Forecasting

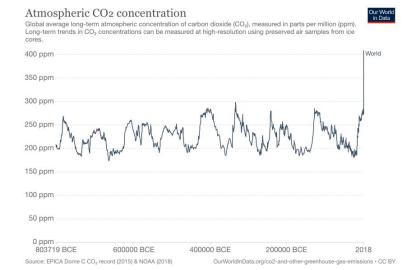
 Proses membuat model berdasarkan nilai di masa lampau untuk memprediksi nilai masa depan

Tujuan Forecasting

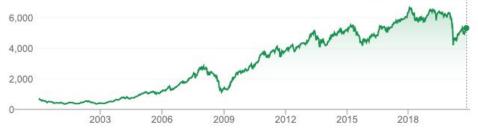
- Strategi dan Perencanaan Bisnis
- Deteksi dan Mitigasi Bencana
- Supply Chain
- Membuat data sintetis sebagai kontrol untuk kuasi-eksperimen

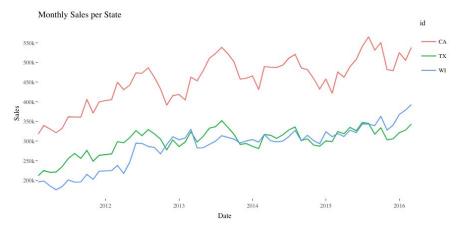
Contoh Data Time Series

- Data perekonomian
- Data permintaan (demand)
- Data penjualan (supply)
- Data terkait alam (curah hujan, suhu)



Indeks harga saham gabungan (IHSG)

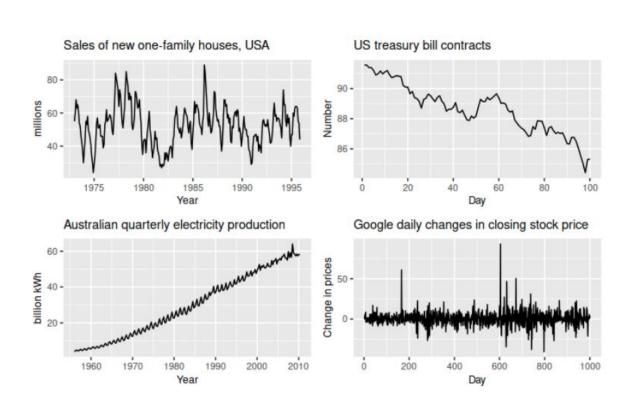




Pola Data Time Series

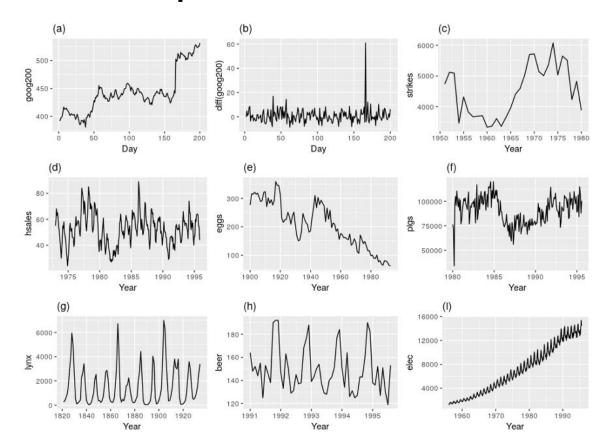
- Tren
- Musiman
- Siklik
- Point change





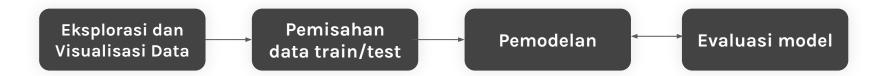
Pola Data Time Series (Konsep Stasioneritas)

- Stasioner → rata-rata dan varians data tidak tergantung waktu
- Tren dan musiman → tidak stasioner
- Siklik → bisa stasioner,
 bisa tidak stasioner
- (d),(h),(i) musiman
- (a),(c),(e),(f),(i) tren
- (b) dan (g) stasioner

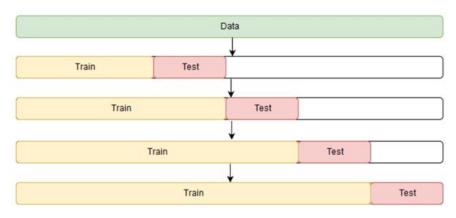


Metode Forecasting

Tahapan Pengembangan Model Forecasting



Time series cross validation



Time series error metrics

- RMSE
- MAE
- MAPE
- sMAPE
- MASE
- RMSSE

Metode Tradisional (Statistika)

- Model forecasting sederhana
 - Metode rata-rata
 - Metode Naive
 - Metode Naive musiman
- Exponential Smoothing (ETS)
- ARIMA

Model forecasting sederhana

Metode rata-rata

$$\hat{y}_{T+h|T}=ar{y}=(y_1+\cdots+y_T)/T$$

Metode Naive

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_T$$

Metode Naive musiman

$$\hat{y}_{T+h|T} = y_{T+h-m(k+1)}$$

- Model paling sederhana seperti ini bisa dicoba pertama kali sebagai benchmark awal
- Untuk kasus tertentu, model yang lebih kompleks bisa lebih buruk dibandingkan model di atas

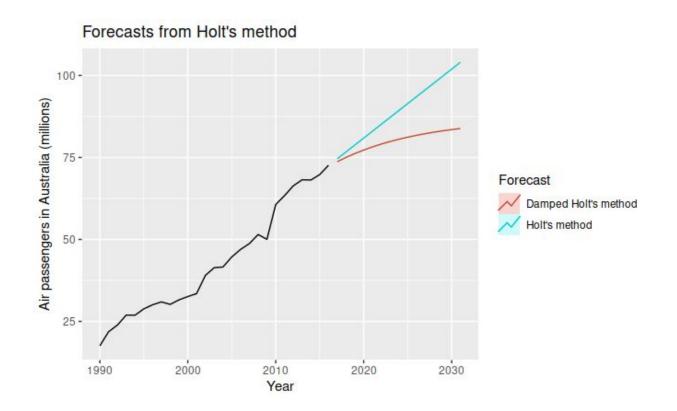
Exponential Smoothing

Komponen Tren	Komponen Musiman				
	N (None)	A (Additive)	M (Multiplicative)		
N (None)	(N,N)	(N,A)	(N,M)		
A (Additive)	(A,N)	(A,A)	(A,M)		
Ad (Additive damped)	(Ad,N)	(Ad,A)	(Ad,M)		

Parameter smoothing: alpha (level), beta (tren), gamma (musiman), phi (damped)

Notasi	Metode	Parameter					
		Alpha	Beta	Gamma	Phi	Seasonality (m)	
(N,N)	Simple exponential smoothing	✓					
(A,N)	Holt's linear	✓	✓				
(Ad,N)	Additive damped trend	✓	✓		✓		
(A,A)	Additive Holt-Winters'	✓	✓	✓		✓	
(A,M)	Multiplicative Holt-Winters'	✓	✓	1		✓	
(Ad,M)	Holt-Winters' damped	✓	✓	1	✓	✓	

Damped trend vs trend



ARIMA

• AR(p) autoregressive model

- Regresi menggunakan data masa lalunya sendiri sebagai input
- Ordo p ditentukan berdasarkan plot PACF (partial autocorrelation function)

I(d) integrated

- Apabila data deret waktu tidak stasioner (ada tren dan musiman) perlu dilakukan differencing (detrending) hingga data deret waktu menjadi stasioner
- o Ordo d ditentukan berdasarkan berapa kali differencing dilakukan

• MA(q) moving-average model

- $\circ \quad y_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q}$
- o Regresi menggunakan eror di masa lampau sebagai input
- Ordo q ditentukan berdasarkan plot ACF (autocorrelation function)
- Model musiman memiliki ordo tambahan
 - \circ ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)[m]

Machine Learning

- Model pohon
 - XGBoost
 - LightGBM
- Deep learning
 - o RNN
 - LSTM
 - o GRU

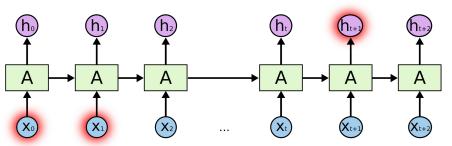
Model Pohon (XGBoost dan LightGBM)

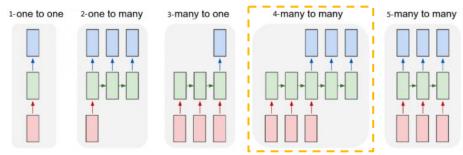


- Model nonlinear
- Gabungan dari banyak model decision tree (weak learner)
- Menggunakan algorithm boosting (model dilatih secara iteratif)
- Cepat dan lebih akurat dibandingkan satu model decision tree
- Flexibel (bisa menggunakan variabel kategorik sebagai input)
- Model pohon lainnya (Random Forest, Extra Trees, Catboost)

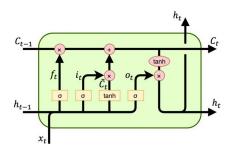
Deep Learning

Recurrent Neural Network (RNN)

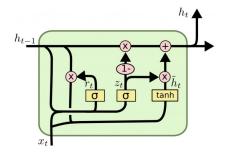




Long Short Term Memory (LSTM)

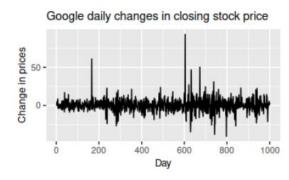


Gated Recurrent Unit (GRU)



Kelemahan Forecasting

- Hasil prediksi tidak akurat karena tidak ada pola sama sekali dalam deret waktu seperti musiman, tren maupun siklik
- Hasil prediksi tidak akurat karena hanya tergantung dari data masa lampau maupun data tertentu saja yang dimasukkan ke dalam model
- Akurasi prediksi yang didapatkan tidak stabil dari waktu ke waktu karena adanya faktor eksternal yang tidak ditangkap di dalam model (faktor musiman yang sifatnya tidak tentu)



Use Case

Use Case

- Mengambil data dari Google Trend https://trends.google.co.id/trends/?geo=ID
- Menggunakan R untuk membuat model
 - Memisahkan data menjadi dua bagian yaitu train dan test
 - Membuat model Naive menggunakan fungsi naive
 - Membuat model ARIMA menggunakan fungsi auto.arima
 - Membuat model ETS menggunakan fungsi ets

Terima Kasih

Muhammad Rasyid Ridha rasyidstat@gmail.com

linkedin.com/in/rasyidridha

rasyidridha.com