



Analisis Deret Waktu

#9 Meeting

Moving Average

Ferdian Bangkit Wijaya, S.Stat., M.Si NIP. 199005202024061001



Proses Linier Umum



Definisi

- Di dalam pembahasan ini, $\{Z_t\}$ adalah data deret waktu dan $\{a_t\}$ adalah *white noise*
- Proses linier Umum $\{Z_t\}$ adalah suatu proses yang merupakan kombinasi linier dari white noise sekarang dan sebelumnya

$$Z_t = a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots$$

dengan

$$\sum_{i=1}^{\infty} \psi_i^2 < \infty$$

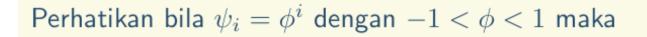




Proses Linier Umum



Kasus Khusus



$$Z_t = a_t + \phi_1 a_{t-1} + \phi_2 a_{t-2} + \dots$$

Nilai harapan

$$E(Z_t) = E(a_t + \phi a_{t-1} + \dots)$$

= $E(a_t) + \phi E(a_{t-1}) + \dots$
= 0

■ Ragam

$$Var(Z_t) = Var(a_t + \phi a_{t-1} + \phi^2 a_{t-2} + \dots)$$

$$= Var(a_t) + \phi^2 Var(a_{t-1}) + \phi^4 Var(a_{t-2}) + \dots)$$

$$= \sigma_a^2 (1 + \phi^2 + \phi^4 + \dots)$$

$$= \sigma_a^2 \frac{1}{1 - \phi^2}$$

■ Koragam

$$Cov(Z_{t}, Z_{t-1}) = Cov(a_{t} + \phi a_{t-1} + \phi^{2} a_{t-2} + \dots, a_{t-1} + \phi a_{t-2} + \dots)$$

$$= Cov(\phi a_{t-1}, a_{t-1}) + Cov(\phi^{2} a_{t-2}, \phi a_{t-2}) + \dots$$

$$= \phi \sigma_{a}^{2} + \phi^{3} \sigma_{a}^{2} + \phi^{5} \sigma_{a}^{2} + \dots$$

$$= \phi \sigma_{a}^{2} (1 + \phi^{2} + \phi^{4} + \dots)$$

$$= \frac{\phi \sigma_{a}^{2}}{1 - \phi^{2}}$$

- sehingga $Corr(Z_t, Z_{t-1}) = \frac{\frac{\phi \sigma_a^2}{1-\phi^2}}{\frac{\sigma_a^2}{1-\phi^2}} = \phi$
- Selain itu, $\gamma_k = Cov(Z_t, Z_{t-k}) = \frac{\phi^k \sigma_a^2}{1-\phi^2}$ dan $Corr(Z_t, Z_{t-k}) = \phi^k$ untuk $k=0,1,2,\ldots$



Proses Moving Average



Ide Dasar

lacktriangle Merupakan proses linier umum dengan hanya beberapa ψ yang tidak bernilai nol.

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

 \blacksquare Model tersebut dinamakan **Model Moving Average ordo** q atau MA(q)



Proses MA(1)



Proses MA(1)

- Nilai harapan: $E(Z_t) = E(a_t \theta a_{t-1}) = 0$
- Ragam: $\gamma_0 = Var(Z_t) = \sigma_a^2(1+\theta^2)$
- Koragam:

$$Cov(Z_t, Z_{t-1}) = Cov(a_t - \theta a_{t-1}, a_{t-1} - \theta a_{t-2})$$

 $\gamma_1 = Cov(-\theta a_{t-1}, a_{t-1}) = -\theta \sigma_a^2$

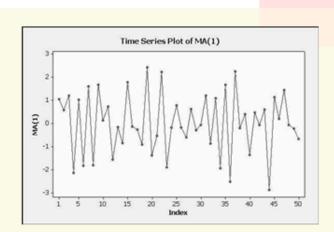
$$Cov(Z_t, Z_{t-2}) = Cov(a_t - \theta a_{t-1}, a_{t-2} - \theta a_{t-3})$$

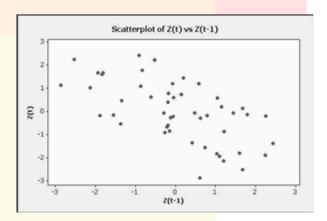
 $\gamma_2 = 0$

■ Korelasi:

$$\rho_k = \begin{cases} \frac{-\theta}{1+\theta^2} & \text{jika} \quad k = 1\\ 0 & \text{jika} \quad k \ge 2 \end{cases}$$

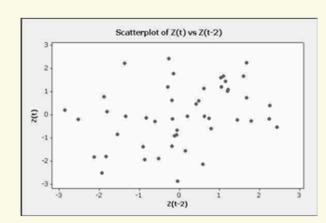
Contoh Pola Data MA(1)





Plot MA(1): $\theta = 0.9$

Plot Z_t vs Z_{t-1}



Plot Z_t vs Z_{t-2}

Gambar 1: Contoh MA(1)



Plot ACF (Autocorrelation Function) MA(1)

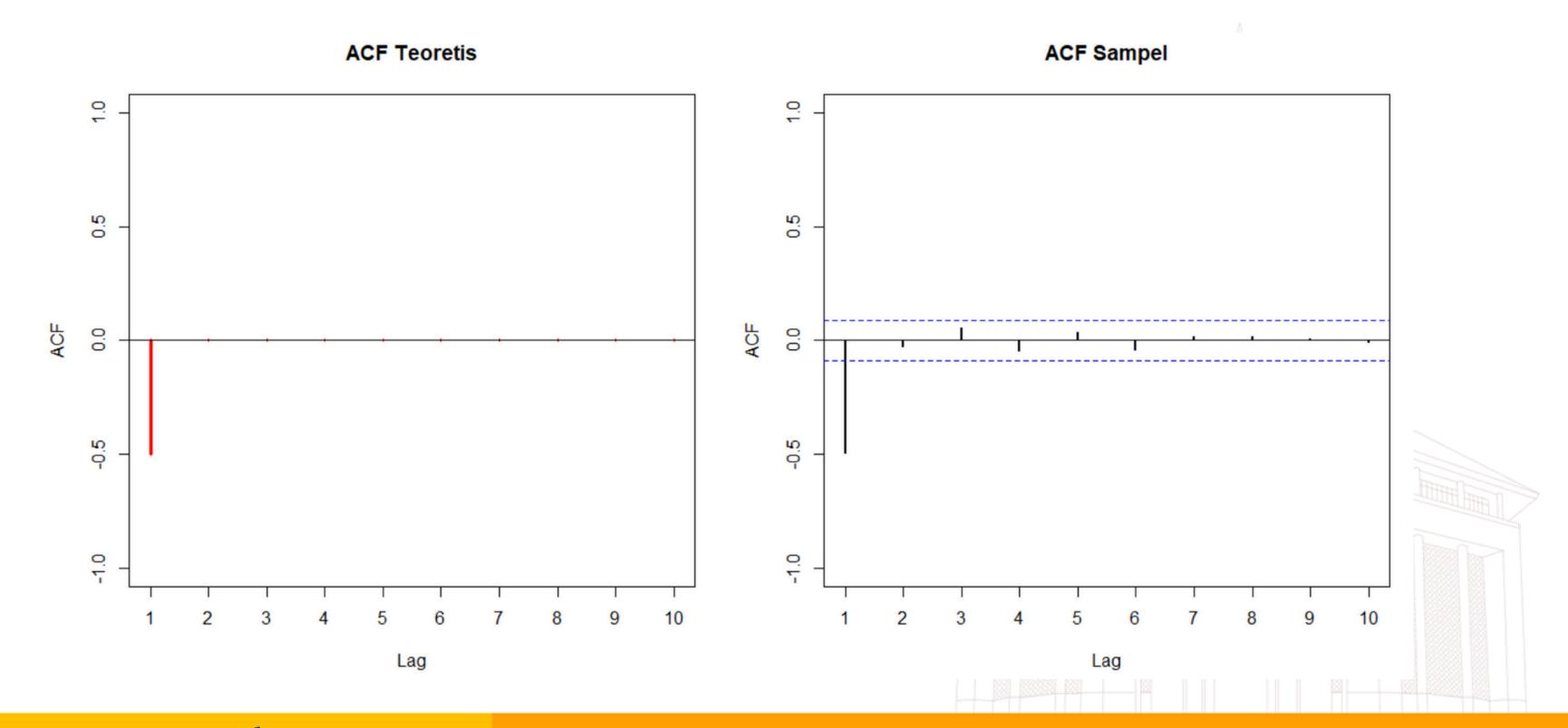


```
# PLOT KANAN (SAMPEL)
# Model: Y_t = e_t - 0.9 * e_{t-1}
                                                          set.seed(123)
dev.new()
                                                          data_sim <- arima.sim(model = list(ma = -0.9), n = 500)
par(mfrow = c(1, 2))
                                                          acf_sampel_obj <- acf(data_sim, lag.max = 10, plot = FALSE)
                                                          plot(acf_sampel_obj$lag[-1], acf_sampel_obj$acf[-1], type = "h",
# PLOT KIRI (TEORETIS)
                                                             main = "ACF Sampel (Mulai Lag 1)",
acf_teori_vector <- ARMAacf(ma = -0.9, lag.max = 10)
                                                             xlab = "Lag", ylab = "ACF",
lags <- 1:10
                                                             ylim = c(-1, 1),
nilai_acf <- acf_teori_vector[2:(10 + 1)]</pre>
                                                             lwd = 2,
# Plot nilai vs lag yang benar
                                                             xaxt = "n") # Matikan sumbu x default
plot(lags, nilai_acf, type = "h",
                                                          axis(1, at = seq(1, 10, by = 1)) # Buat sumbu x manual 1, 2, 3...
   main = "ACF Teoretis",
                                                          abline(h = 0)
   xlab = "Lag", ylab = "ACF",
                                                          # Tambahkan garis batas signifikansi (rumus 1.96 / sqrt(n))
   ylim = c(-1, 1),
                                                          n <- 500
   lwd = 3, col = "red",
                                                          batas_signifikan <- 1.96 / sqrt(n)
   xaxt = "n")
                                                          abline(h = c(batas_signifikan, -batas_signifikan), lty = 2, col = "blue")
axis(1, at = seq(1, 10, by = 1)).
                                                          par(mfrow = c(1, 1))
abline(h = 0)
```



Plot ACF (Autocorrelation Function) MA(1)







PACF (Partial Autocorrelation Function) MA(1)



Untuk model MA(1) yang didefinisikan dengan notasi Box-Jenkins (tanda negatif):

$$Z_t = a_t - \theta a_{t-1}$$

Fungsi Autokorelasi Parsial (PACF) teoretisnya, ϕ_{kk} , untuk **lag** k (di mana $k \geq 1$) adalah:

$$\phi_{kk} = rac{- heta^k(1- heta^2)}{1- heta^{2(k+1)}}$$

Nilai ini akan semakin mengecil (meluruh) menuju nol saat k bertambah besar, tetapi tidak pernah menjadi nol persis (kecuali $\theta=0$). Ini adalah bukti matematis bahwa PACF untuk model MA(1) murni bersifat *tails off* (meluruh).



PACF (Partial Autocorrelation Function) MA(1)



Perhitungan PACF (ϕ_{kk}) didasarkan pada Persamaan Yule-Walker.

1. PACF lag 1 (ϕ_{11}): PACF pada lag 1 selalu sama dengan ACF pada lag 1.

$$\phi_{11}=
ho_1=rac{- heta}{1+ heta^2}$$

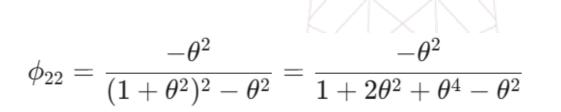
(Ini jelas tidak nol).

2. PACF lag 2 (ϕ_{22} **):** Rumus untuk PACF lag 2 adalah:

$$\phi_{22} = rac{
ho_2 -
ho_1^2}{1 -
ho_1^2}$$

Kita masukkan nilai ho teoretis kita: $ho_2=0$ dan $ho_1=rac{- heta}{1+ heta^2}.$

$$\phi_{22} = rac{0 - \left(rac{- heta}{1 + heta^2}
ight)^2}{1 - \left(rac{- heta}{1 + heta^2}
ight)^2} = rac{-rac{ heta^2}{(1 + heta^2)^2}}{1 - rac{ heta^2}{(1 + heta^2)^2}}$$



$$\phi_{22} = \frac{-\theta^2}{1 + \theta^2 + \theta^4}$$

Kesimpulan: Meskipun ACF (ρ_k) menjadi nol di lag 2, PACF (ϕ_{kk}) **tidak** menjadi nol di lag 2. Jika kita teruskan, ϕ_{33} , ϕ_{44} , dst. juga tidak akan nol. Inilah yang kita sebut **meluruh (tails off)**.



Plot PACF (Partial Autocorrelation Function) MA(1)

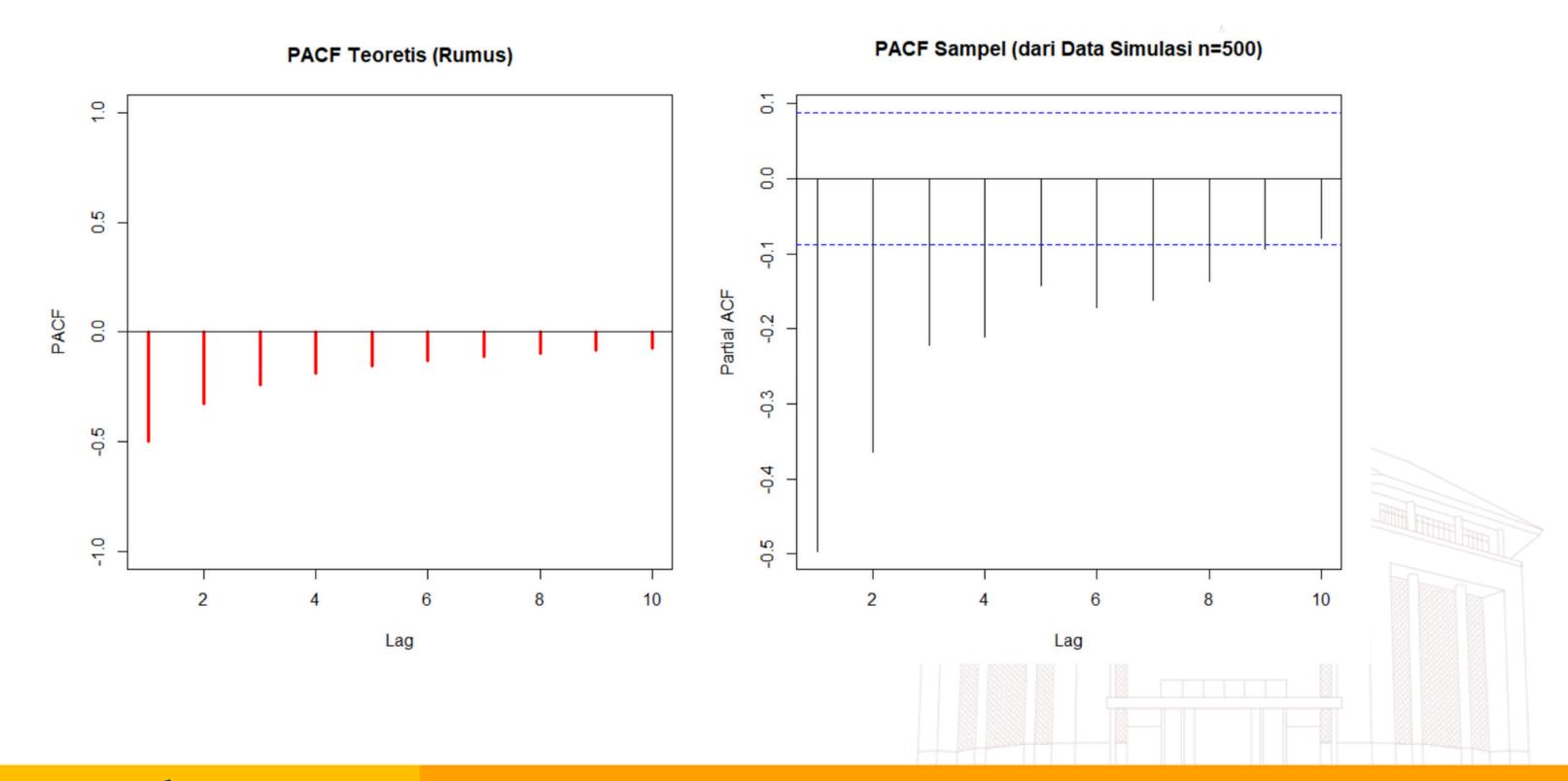


```
# --- PLOT KANAN (SAMPEL) ---
# Model: Y_t = e_t - 0.9 * e_{t-1}
dev.new()
                                                        # Atur seed
par(mfrow = c(1, 2))
                                                        set.seed(123)
                                                        # Simulasi data yang sama
# --- PLOT KIRI (TEORETIS) ---
                                                        data_sim <- arima.sim(model = list(ma = -0.9), n = 500)
pacf_teori <- ARMAacf(ma = -0.9, lag.max = 10, pacf
= TRUE)
                                                        # Buat plot PACF dari data sampel
                                                        pacf(data_sim,
# Plot nilai teoretis (dimulai dari Lag 1)
                                                         main = "PACF Sampel (dari Data Simulasi n=500)",
plot(pacf_teori, type = "h",
                                                         lag.max = 10
   main = "PACF Teoretis (Rumus)",
                                                        # Hasil: Plot ini juga meluruh.
   xlab = "Lag", ylab = "PACF",
   ylim = c(-1, 1),
                                                        # Kembalikan layout ke normal
   lwd = 3, col = "red")
                                                        par(mfrow = c(1, 1))
abline(h = 0)
# Hasil: Plot ini meluruh, tidak terputus.
```



Plot PACF (Partial Autocorrelation Function) MA(1)



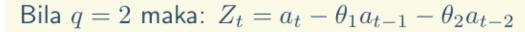




Proses MA (2)



Proses MA(2)



- Nilai harapan: $E(Z_t) = 0$
- Koragam:

$$\begin{split} \log k &= 0: \\ \gamma_0 &= Var(Z_t) \\ &= Var(a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}) \\ &= (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2)\sigma_a^2 \\ \mathrm{Lag} \; k &= 1: \\ \gamma_1 &= Cov(Z_t, Z_{t-1}) \\ &= Cov(a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}, a_{t-1} - \theta_1 a_{t-2} - \theta_2 a_{t-3}) \\ &= Cov(-\theta_1 a_{t-1}, a_{t-1}) + Cov(-\theta_2 a_{t-2}, -\theta_1 a_{t-2}) \\ &= (-\theta_1 + \theta_1 \theta_2)\sigma_a^2 \end{split}$$



■ Koragam (lanjutan)

Lag
$$k=2$$
:
$$\gamma_2 = Cov(Z_t, Z_{t-2})$$

$$= Cov(a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}, a_{t-1} - \theta_1 a_{t-2} - \theta_2 a_{t-3})$$

$$= -\theta_2 \sigma_a^2$$

■ Korelasi:

$$\rho_k = \begin{cases} \frac{-\theta_1 + \theta_1 \theta_2}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2} & \text{jika} \quad k = 1\\ \frac{-\theta_2}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2} & \text{jika} \quad k = 2\\ 0 & \text{jika} \quad k \ge 3 \end{cases}$$



PACF MA (2)



Bentuk umum dari PACF (ϕ_{kk}) selalu didefinisikan oleh **solusi dari Persamaan Yule-Walker**.

Untuk model MA(2), kita memiliki nilai ACF teoretis:

- $\rho_1 \neq 0$
- $\rho_2 \neq 0$
- $ho_k=0$ untuk semua $k\geq 3$

1. PACF lag 1 (ϕ_{11}):

$$\phi_{11}=\rho_1$$

(Sama seperti MA(1)).

2. PACF lag 2 (ϕ_{22}):

$$\phi_{22} = rac{
ho_2 -
ho_1^2}{1 -
ho_1^2}$$

(Ini juga masih sama, tapi ho_2 sekarang tidak nol).

3. PACF lag 3 (ϕ_{33}): Di sinilah mulai rumit. ϕ_{33} adalah solusi ϕ_3 dari sistem 3x3:

$$egin{pmatrix} 1 &
ho_1 &
ho_2 \
ho_1 & 1 &
ho_1 \
ho_2 &
ho_1 & 1 \end{pmatrix} egin{pmatrix} \phi_1 \ \phi_2 \ \phi_3 \end{pmatrix} = egin{pmatrix}
ho_1 \
ho_2 \
ho_3 \end{pmatrix}$$

Karena ini model MA(2), kita tahu $\rho_3=0$. Jadi persamaannya menjadi:

$$egin{pmatrix} 1 &
ho_1 &
ho_2 \
ho_1 & 1 &
ho_1 \
ho_2 &
ho_1 & 1 \end{pmatrix} egin{pmatrix} \phi_1 \ \phi_2 \ \phi_3 \end{pmatrix} = egin{pmatrix}
ho_1 \
ho_2 \ \mathbf{0} \end{pmatrix}$$

Menyelesaikan ini untuk ϕ_3 (yang merupakan ϕ_{33}) akan menghasilkan ekspresi yang sangat rumit yang bergantung pada ρ_1 dan ρ_2 . Yang penting, nilainya **tidak nol**.

4. PACF lag k (ϕ_{kk} **):** Untuk ϕ_{kk} (dengan $k \geq 3$), kita harus menyelesaikan sistem $k \times k$ di mana semua nilai ρ di sisi kanan (dari ρ_3 ke ρ_k) adalah **nol**.

$$egin{pmatrix} 1 &
ho_1 & \ldots &
ho_{k-1} \
ho_1 & 1 & \ldots &
ho_{k-2} \ dots & dots & \ddots & dots \
ho_{k-1} &
ho_{k-2} & \ldots & 1 \end{pmatrix} egin{pmatrix} \phi_1 \ \phi_2 \ dots \ \phi_k \end{pmatrix} = egin{pmatrix}
ho_1 \
ho_2 \ 0 \ dots \ 0 \end{pmatrix}$$

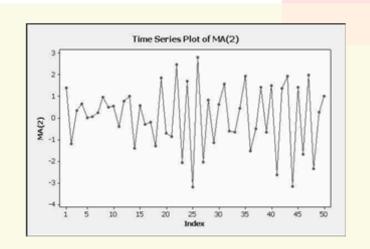
Solusi untuk ϕ_k (yaitu ϕ_{kk}) tidak akan nol; nilainya akan meluruh perlahan.



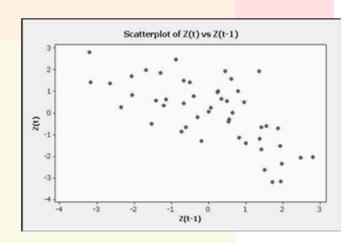
PACF MA (2)



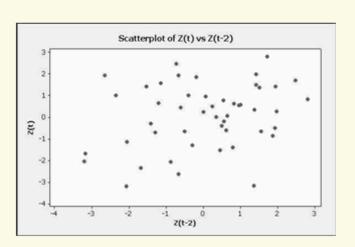
Contoh Pola Data MA(2)



Plot MA(2): $\theta_1 = 1$; $\theta_2 = -0.6$



Plot Z_t vs Z_{t-1}



Plot Z_t vs Z_{t-2}

Gambar 2: Contoh MA(2)

Tugas :
Buatkan Plot ACF dan PACF untuk Model MA (2) ini di program R !







SEE YOU NEXT WEEK!

Ferdian Bangkit Wijaya, S.Stat., M.Si NIP. 199005202024061001 ferdian.bangkit@untirta.ac.id