

UAD

Universitas
Ahmad Dahlan

PENERAPAN REVERSIBLE JUMP MARKOV CHAIN MONTE CARLO PADA PEMODELAN BAYESIAN HIRARKI BERDIMENSI VARIABEL

Prof. Dr. Suparman, M.Si., DEA.

Pengukuhan Guru Besar
Universitas Ahmad Dahlan

Yogyakarta, 14 Rabi'ul Akhir 1444 H/ 9 November 2022 M

Pidato

Guru Besar

Prof. Dr. Suparman, M.Si., DEA.

Universitas Ahmad Dahlan

09 November 2022

**PENERAPAN REVERSIBLE JUMP MARKOV CHAIN
MONTE CARLO PADA PEMODELAN BAYESIAN
HIRARKI BERDIMENSI VARIABEL**

Prof. Dr. Suparman, M.Si., DEA.

Bismillahirrohmanirohim

Assalamualaikum w. w.

Yang terhormat Ketua dan Sekretaris Majelis DIKTI PP Muhammadiyah

Yang saya hormati Kepala Lembaga Layanan Pendidikan Tinggi (LLDIKTI) Wilayah V Yogyakarta, Bapak Prof. drh. Aris Junaidi, Ph.D.

Yang saya hormati Ketua, Sekretaris, dan Anggota BPH UAD

Yang saya hormati Rektor Universitas Ahmad Dahlan (UAD), Bapak Dr. Muchlas, M.T.

Yang saya hormati Rektor PTMA DIY dan Jateng

Yang saya hormati Rektor PTN DIY

Yang saya hormati Rektor PTS DIY

Yang saya hormati Ketua APTISI

Yang saya hormati Ketua PWM dan PWA

Yang saya hormati Ketua PDM dan PDA

Yang saya hormati Ketua, Sekretaris, dan Anggota Senat UAD

Yang saya hormati Wakil Rektor Bidang Al Islam dan Kemuhammadiyah UAD, Bapak Drs. Parjiman, M.Ag.

Yang saya hormati Wakil Rektor Bidang Akademik UAD, Bapak Rusydi Umar, S.T., M.T., Ph.D.

Yang saya hormati Wakil Rektor Bidang Sumber Daya Manusia Universitas Ahmad Dahlan, Ibu Dr. Norma Sari, S.H., M. Hum.

Yang saya hormati Wakil Rektor Bidang Keuangan, Kehartabendaan, dan Administrasi Umum UAD, Ibu Utik Bidayati, S.E., M.M.

Yang saya hormati Wakil Rektor Bidang Kemahasiswaan dan Alumni UAD, Dr. Gatot Sugiharto, S.H., M.H.

Yang saya hormati Para Ketua Badan/ Biro/ Lembaga/ Kantor di lingkungan UAD

Yang saya hormati Para Dekan di lingkungan UAD

Yang saya hormati Para Wakil Dekan di lingkungan UAD

Yang saya hormati Para Ketua, Sekretaris, dan Anggota Senat Fakultas di lingkungan UAD

Yang saya hormati Para Kaprodi dan Sekprodi di lingkungan UAD

Yang saya hormati pula Bapak/Ibu para tamu undangan

Alhamdulillah wasyukrulillah wa la haula wala quwwata illa billah.

Pertama-pertama marilah kita panjatkan puji syukur kepada Allah Subhanahu wa ta'ala atas segala nikmat dan karunia yang telah diberikan kepada kita semua sehingga kita semua bisa menjalankan aktifitas-aktifitas kita dan khususnya pada saat ini bisa mengikuti acara pengukuhan GB atas nama saya. Sholawat dan salam semoga Allah SWT limpahkan kepada Nabi Muhammad SAW yang telah menerima wahyu berupa kitab suci Alqur 'an yang menjadi kabar baik dan petunjuk bagi orang-orang yang beriman.

Selanjutnya, saya menghaturkan terima kasih yang setinggi-tingginya pada Bapak, Ibu, Saudara, Saudari sekalian yang telah berkenan menghadiri pengukuhan guru besar ini.

Ijinkan saya untuk berdiri di sini guna menyampaikan pidato ilmiah dengan judul: Penerapan reversible jump Markov chain Monte

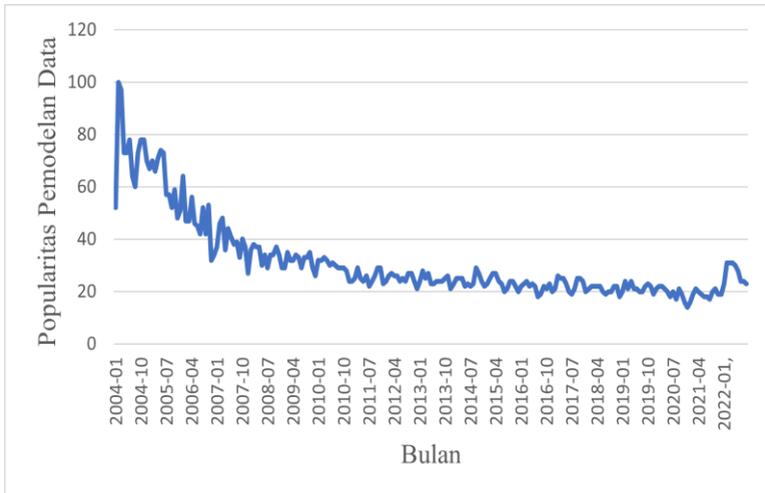
Carlo pada pemodelan Bayesian hirarki berdimensi variabel. Pidato ini disampaikan dalam rangka pengukuhan guru besar dalam bidang ilmu matematika terapan di Universitas Ahmad Dahlan.

Pidato ini dibagi dalam beberapa bagian. Bagian pertama adalah pendahuluan yang berisi pemodelan matematika, bagian kedua adalah metode reversible jump MCMC, bagian ketiga adalah implementasi metode reversible jump MCMC untuk mengestimasi parameter pada beberapa model matematika di mana parameter memiliki ruang berdimensi variabel. Bagian terakhir adalah penutup dan diikuti dengan ucapan terima kasih.

PENDAHULUAN

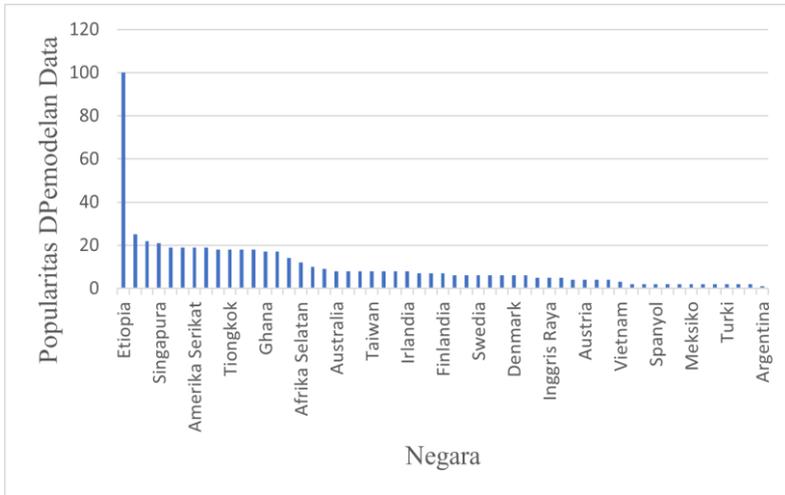
Kegiatan pemodelan didefinisikan sebagai kegiatan untuk memecahkan masalah kompleks yang dihadapi dalam situasi kehidupan nyata yang membutuhkan penciptaan model matematika sebagai produk [1]. Model matematika secara umum memiliki peran penting dalam memecahkan masalah [2]. Model matematika telah digunakan secara luas untuk memodelkan berbagai data, misalnya [3], [4], [5], [6], dan [7].

Penelusuran web menggunakan Google Trends, minat terhadap topik data modeling di seluruh dunia dari bulan Januari 2004 sampai dengan September 2022 ditunjukkan oleh Gambar 1.



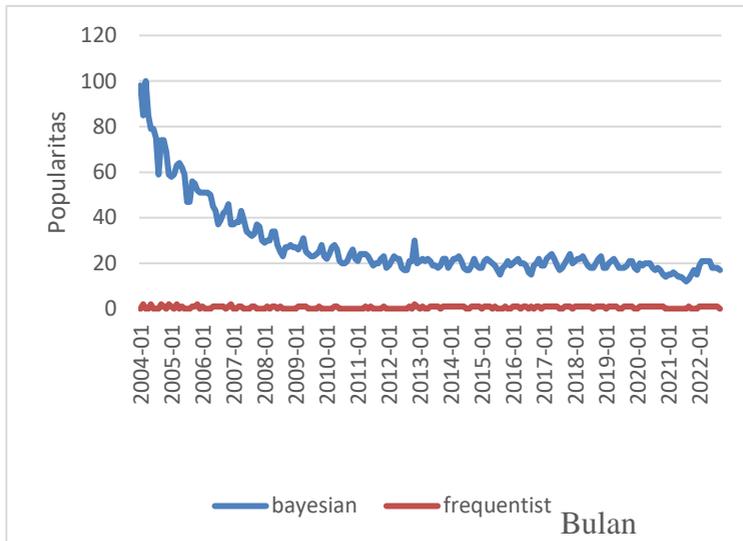
Gambar 1. Popularitas topik pemodelan data (Sumber: Google trends)

Gambar 2 menunjukkan negara di mana Data Modeling menjadi istilah paling populer dari tahun 2004 sampai dengan 2022. Dari 55 negara, Etiopia adalah negara yang paling populer sedangkan Indonesia menempati urutan ke 39.



Gambar 2. Popolaritas pemodelan data diberbagai negara (Sumber: Google Trends)

Suatu model matematika memuat parameter. Banyaknya parameter model matematika bervariasi. Apabila data dimodelkan dengan suatu model matematika, nilai parameter ini umumnya tidak diketahui [8]. Semakin banyak parameter dalam suatu model matematika, semakin estimasi parameternya semakin sulit. Terdapat dua pendekatan dalam mengestimasi parameter, yaitu: Bayesian dan frequentist. Studi terkait Bayesian dan frequentist dapat ditemukan diberbagai literatur, misalnya [9], [10], [11], [12], dan [13]. Gambar 3 menunjukkan popularitas pencarian topik Bayesian dibandingkan dengan topik frequentist.

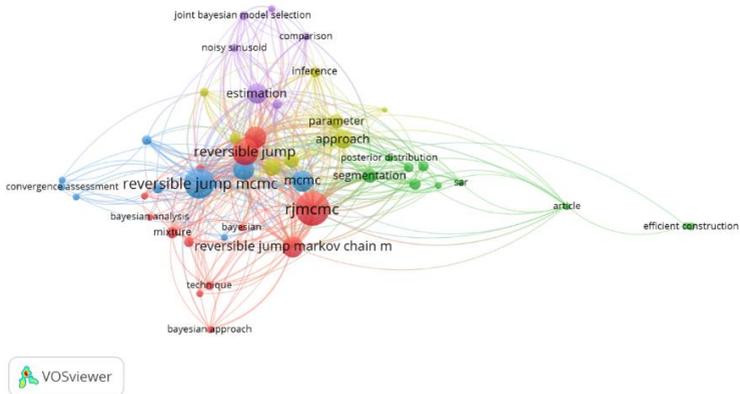


Gambar 3. Popularitas topik bayesian dan frequentist (Sumber : Google trends)

Gambar 3 menunjukkan bahwa pencarian topik Bayesian lebih populer dibandingkan dengan frequentist. Namun pendekatan Bayesian memiliki parameter lebih banyak jika dibandingkan dengan pendekatan frequentist. Pendekatan Bayesian memiliki lebih banyak parameter karena pendekatan bayesian menggunakan informasi baik dari data maupun distribusi prior. Bahkan parameter-parameter tersebut memiliki ruang berdimensi variabel. Hal ini mengakibatkan penaksir Bayesian tidak dapat ditentukan dengan mudah.

Reverible jump MCMC [14] merupakan perluasan algoritma Metropolis-Hasting [15], [16]. Dalam algoritma Metropolis-Hatings, parameter memiliki ruang berdimensi tetap. Sedangkan dalam algoritma reversible jump MCMC, parameter memiliki ruang berdimensi variabel. Kelebihan algoritma reversible jump MCMC ini

memungkinkan rantai markov berpindah dari suatu ruang ke ruang lain yang berbeda dimensi. Algoritma reversible jump MCMC telah digunakan oleh berbagai peneliti, misalnya [17], [18], [5], dan [19]. Penelusuran literatur untuk topik RJMCMC atau reversible jump MCMC dengan bantuan software Publish or Perish menghasilkan 293 dokumen. Selanjutnya 293 dokumen ini dianalisis menggunakan Vosviewer. Visualisasi jaringan topik reversible jump MCMC dengan topik lainnya disajikan pada Gambar 4.



Gambar 4. Visualisasi jaringan antara reversible jump MCMC dengan Bayesian

Gambar 4 menunjukkan bahwa terdapat keterkaitan antara reversible jump MCMC dan Bayesian. Dalam tulisan ini, reversible jump MCMC digunakan untuk menyelesaikan permasalahan estimasi bayesian pada pemodelan data di mana ruang parameter berdimensi variabel.

METODE

Apabila suatu model matematika dicocokkan terhadap data, parameter model diestimasi berdasarkan data. Parameter ini bisa berada dalam ruang berdimensi tetap, bisa juga berada dalam ruang berdimensi variabel. Dalam kasus ruang parameter berdimensi variabel, ruang parameter terdiri dari gabungan dari ruang-ruang yang berdimensi berbeda. Di sini, parameter model diestimasi menggunakan pendekatan Bayesian. Dalam pendekatan Bayesian, estimasi parameter didasarkan pada teorema Bayes. Pengetahuan yang tersedia tentang parameter dalam model diperbarui dengan informasi dalam data yang diamati [20]. Prosedur estimasi meliputi penentuan fungsi kemungkinan, pemilihan distribusi prior, dan penentuan distribusi posterior. Dalam kasus ini, ruang parameter berdimensi variabel sehingga distribusi posterior mempunyai bentuk yang kompleks. Hal ini menyebabkan penaksir Bayes dari parameter model tidak dapat ditentukan secara eksplisit. Untuk mengatasi hal ini, algoritma RJMCMC digunakan untuk menentukan penaksir Bayes.

Kevalidan algoritma RJMCMC diuji menggunakan data sintesis. Dalam studi simulasi ini, data sintesis dibuat menggunakan model matematika di mana parameter yang ditetapkan. Kemudian, parameter ini ditaksir menggunakan algoritma RJMCMC di mana data sintesis sebagai input. Algoritma RJMCMC dikatakan valid apabila penaksir parameter mendekati nilai parameter model matematika.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sebagai ilustrasi, bagian ini menyajikan permasalahan pemodelan data pada pemrosesan sinyal dan runtun waktu. Selanjutnya, algoritma RJMCMC digunakan untuk mengestimasi parameter model tersebut.

Model PC dengan noise multiplikatif

Misalkan y_1, \dots, y_n menyatakan sinyal di mana n adalah banyaknya pengamatan. Sinyal ini dikatakan bermodel Piecewise Constant (PC) dengan noise multiplikatif jika untuk $t = 1, \dots, n$, sinyal ini memenuhi persamaan (1) berikut [21]:

$$y_t = r_t z_t \quad (1)$$

Dalam persamaan (1), r_t merupakan fungsi tangga yang dinyatakan oleh persamaan (2) berikut:

$$r_t = \begin{cases} h_1, \tau_1 < t \leq \tau_2 \\ h_2, \tau_2 < t \leq \tau_3 \\ \dots \\ h_{k+1}, \tau_{k+1} < t \leq \tau_{k+2} \end{cases} \quad (2)$$

Di sini, $k = 0, 1, \dots, k_{\text{maks}}$, $\tau_1 = 1$ dan $\tau_{k+2} = n$. Sedangkan z_t adalah noise multiplikatif. Tulisan ini membahas 3 jenis noise, yaitu: Gamma, Rayleigh, dan Inverse Gamma.

a. Noise Gamma

Kasus pertama, noise z_t diasumsikan berdistribusi Gamma. Variabel random z_t dikatakan berdistribusi Gamma dengan parameter $\alpha > 0$ dan $\beta > 0$ jika fungsi probabilitas dari z_t memenuhi persamaan (3) berikut:

$$f(z_t|\alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} z_t^{\alpha-1} \exp - \beta z_t \quad (3)$$

Dalam tulisan ini, nilai $\alpha = 5$. Sehingga model PC dengan noise Gamma multiplikatif ini memiliki parameter, yaitu : k , $\tau = (\tau_2, \dots, \tau_{k+1})$, $h = (h_1, \dots, h_{k+1})$, dan β .

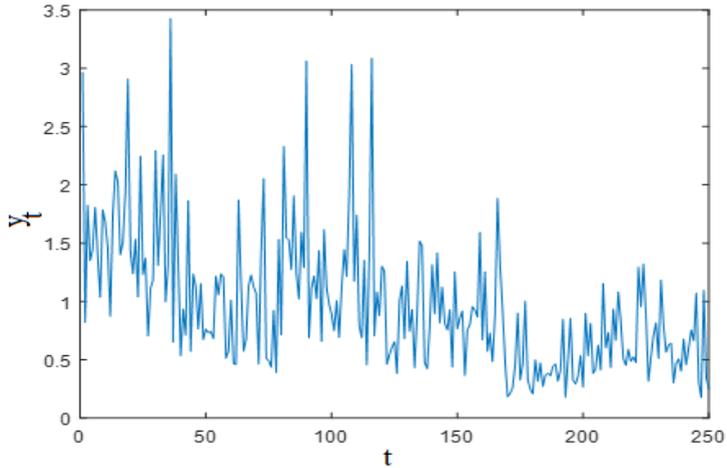
Dalam model PC dengan noise multiplikatif Gamma ini, parameter model dalam ruang berdimensi variabel karena k adalah parameter. Parameter τ dan h tergantung pada nilai k . Dalam tulisan ini, parameter model PC ini akan diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC.

Validitas algoritma RJMCMC diuji menggunakan 250 sinyal sintesis. Sinyal sintesis dibuat menggunakan persamaan (1) dengan noise Gamma (3). Nilai parameternya disajikan dalam Tabel 1. Sedangkan nilai $\beta = 5$ dan $k_{maks} = 10$.

Tabel 1. Nilai parameter model PC dengan noise Gamma multiplikatif [22]

Nilai k	Nilai τ	Nilai h
5	$\begin{pmatrix} 40 \\ 80 \\ 120 \\ 170 \\ 200 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1,5 \\ 1,1 \\ 1,6 \\ 0,8 \\ 0,4 \\ 0,7 \end{pmatrix}$

Sinyal sintesis ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman Matlab. Sinyal sintesis disajikan dalam Gambar 5.



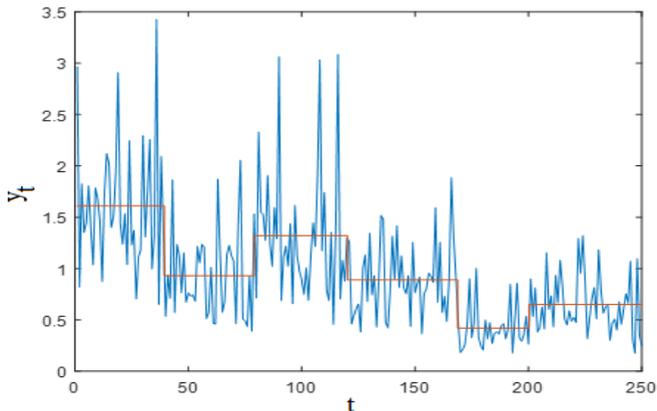
Gambar 5. Sinyal sintesis bermodel PC dengan noise Gamma multiplikatif [22]

Berdasarkan sinyal sintesis ini, parameter diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC di mana sinyal sintesis ini sebagai inputnya. Algoritma dijalankan sebanyak 100000 iterasi dengan *burn-in period* sebanyak 20000 iterasi. Outputnya adalah penaksir parameter model. Penaksir parameter disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Nilai penaksir parameter model PC dengan noise Gamma multiplikatif [22]

Penaksir k	Penaksir τ	Penaksir h
5	$\begin{pmatrix} 39,40 \\ 79,02 \\ 120,16 \\ 168,76 \\ 200,33 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1,61 \\ 0,93 \\ 1,32 \\ 0,89 \\ 0,42 \\ 0,65 \end{pmatrix}$

Jika nilai parameter dalam Tabel 1 dibandingkan dengan penaksir parameter dalam Tabel 2, penaksir parameter mendekati nilai parameter. Secara kuantitatif, jarak antara τ dan $\hat{\tau}$ adalah $|\tau - \hat{\tau}| = 1,73$ sedangkan jarak antara h dan \hat{h} adalah $|h - \hat{h}| = 0,36$. Hal ini menunjukkan bahwa algoritma reversible dapat mengestimasi parameter model dengan baik. Sinyal sintesis dengan noise Gamma dan sinyal hasil estimasi menggunakan algoritma RJMCMC disajikan dalam Gambar 6.



Gambar 6. Sinyal sintesis bermodel PC dengan noise Gamma multiplikatif dan sinyal rekontruksinya [22]

b. Noise Inversi Gamma

Kasus kedua, z_t merupakan noise multiplikatif berdistribusi Inverse Gamma. Variabel random z_t dikatakan berdistribusi Inverse Gamma dengan parameter $\alpha > 0$ dan $\beta > 0$, jika fungsi probabilitas dari z_t memenuhi persamaan (4).

$f(z_t \alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} z_t^{-\alpha-1} \exp - \frac{\beta}{z_t}$	(4)
---	-------

Dalam kasus kedua ini, nilai $\alpha = 5$. Dengan demikian, model PC dengan noise mutiplikatif Inverse Gamma ini juga memiliki parameter yaitu k , $\tau = (\tau_2, \dots, \tau_{k+1})$, $h = (h_1, \dots, h_{k+1})$, dan β .

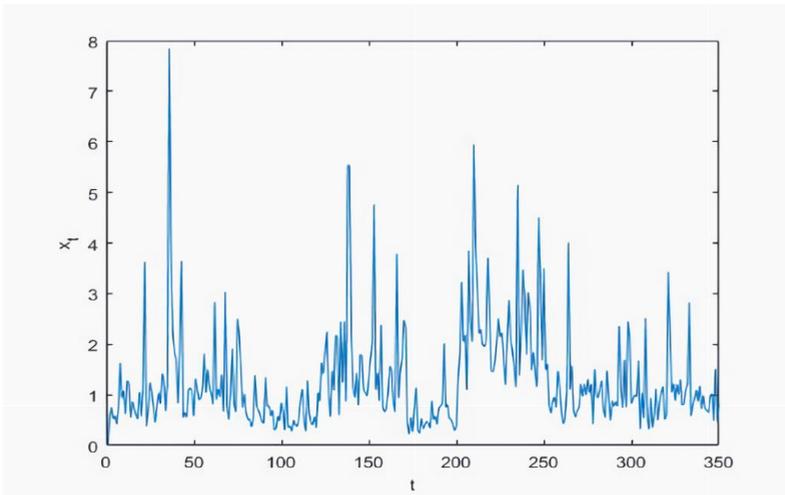
Dalam model PC dengan noise inverse Gamma ini, parameter model memiliki ruang berdimensi variable. Parameter ini juga akan diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC.

Validitas algoritma RJMCMC juga diuji menggunakan sinyal sintesis. Sinyal sintesis dibuat menggunakan persamaan (1) dengan noise Inverse Gamma (4). Nilai parameternya disajikan dalam Tabel 3 sedangkan nilai $\beta = 5$ dan $k_{maks} = 10$.

Tabel 3. Nilai parameter model PC dengan noise Inverse-Gamma multiplikatif

k	τ	h
6	$\begin{pmatrix} 1 \\ 30 \\ 80 \\ 120 \\ 170 \\ 200 \\ 250 \\ 350 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0,91 \\ 1,25 \\ 0,67 \\ 1,43 \\ 0,67 \\ 2,50 \\ 1,00 \end{pmatrix}$

Sinyal sintesis ini disajikan dalam Gambar 7.



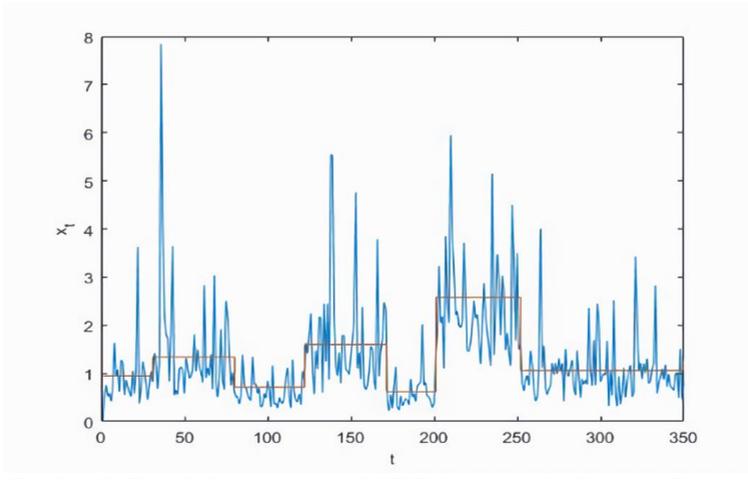
Gambar 7. Sinyal sintesis bermodel PC dengan noise Inverse-Gamma multiplikatif

Berdasarkan sinyal sintesis ini, parameter diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC. Sinyal sintesis ini sebagai input, algoritma dijalankan sebanyak 100000 iterasi dengan *burn-in period* sebanyak 25000 iterasi. Algoritma ini menghasilkan output berupa penaksir parameter model. Penaksir parameter disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Nilai penaksir parameter model PC dengan noise Inverse-Gamma multiplikatif

\hat{k}	$\hat{\tau}$	\hat{h}
6	$\begin{pmatrix} 1 \\ 31 \\ 80 \\ 122 \\ 172 \\ 201 \\ 252 \\ 350 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0,95 \\ 1,34 \\ 0,71 \\ 1,60 \\ 0,61 \\ 2,58 \\ 1,06 \end{pmatrix}$

Jika nilai parameter dalam Tabel 3 dibandingkan dengan penaksir parameter dalam Tabel 4, penaksir parameter mendekati nilai parameter. Jarak antara τ dan $\hat{\tau}$ adalah $|\tau - \hat{\tau}|=3,74$ sedangkan jarak antara h dan \hat{h} adalah $|h - \hat{h}| = 0,23$. Hal ini membuktikan bahwa algoritma RJMCMC ini dapat mengestimasi parameter model dengan baik. Sinyal sintesis dengan noise inverse Gamma dan sinyal hasil estimasi menggunakan algoritma RJMCMC disajikan dalam Gambar 8.



Gambar 8. Sinyal sintesis bermodel PC dengan noise Inverse-Gamma multiplikatif dan sinyal rekonstruksinya

c. Noise Rayleigh

Kasus ketiga, noise z_t diasumsikan berdistribusi Rayleigh. Variabel random z_t dikatakan berdistribusi Rayleigh dengan parameter σ , jika fungsi probabilitas dari z_t memenuhi persamaan (5) berikut [23]:

$g(z \sigma) = \frac{z}{\sigma^2} \exp - \frac{z_t^2}{2\sigma^2}.$	(5)
--	-----

Dalam kasus ketiga ini, model PC dengan noise mutliplikatif Rayleigh ini juga memiliki parameter yaitu k , $\tau = (\tau_2, \dots, \tau_{k+1})$, $h = (h_1, \dots, h_{k+1})$, dan σ .

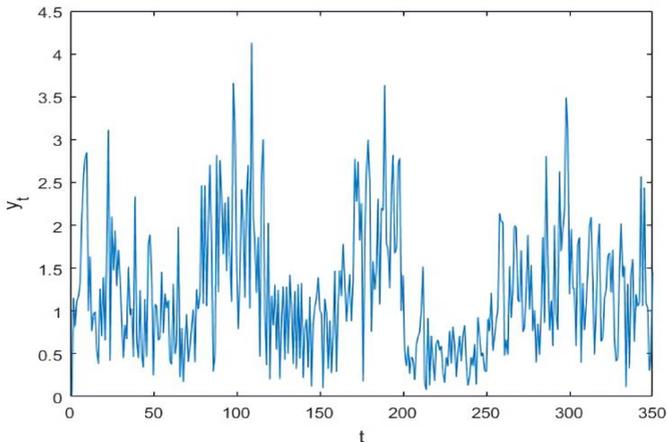
Dalam model PC dengan noise Rayleigh ini, parameter model berada dalam ruang berdimensi variabel. Parameter juga akan diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC.

Validitas algoritma RJMCMC juga diuji menggunakan sinyal sintesis. Sinyal sintesis dibuat menggunakan persamaan (1) dengan noise Rayleigh (5). Nilai parameternya disajikan dalam Tabel 5. Nilai $\sigma = 0.20$ dan $k_{maks} = 20$.

Tabel 5. Nilai parameter model PC dengan noise Rayleigh multiplikatif [24]

k	τ	h
6	$\begin{pmatrix} 30 \\ 80 \\ 120 \\ 170 \\ 200 \\ 250 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1,0 \\ 0,8 \\ 1,5 \\ 0,7 \\ 1,5 \\ 0,4 \\ 1,0 \end{pmatrix}$

Sinyal sintesis ini diberikan dalam Gambar 9.



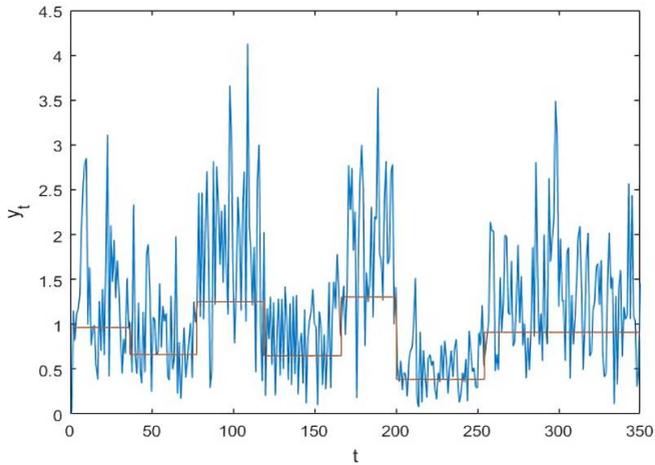
Gambar 9. Sinyal sintesis bermodel PC dengan noise Rayleigh multiplikatif [24]

Berdasarkan sinyal sintesis ini, parameter diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC. Sinyal sintesis ini sebagai input, algoritma dijalankan sebanyak 100000 iterasi dengan burn-in period sebanyak 25000 iterasi. Outputnya adalah berupa penaksir parameter model. Penaksir parameter diberikan pada Tabel 6.

Tabel 6. Nilai penaksir parameter model PC dengan noise Rayleigh multiplikatif [24]

\hat{k}	$\hat{\tau}$	\hat{h}
6	$\begin{pmatrix} 37 \\ 78 \\ 119 \\ 167 \\ 201 \\ 255 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1,4 \\ 0,9 \\ 1,8 \\ 0,9 \\ 1,8 \\ 0,6 \\ 1,3 \end{pmatrix}$

Jika nilai parameter dalam Tabel 5 dibandingkan dengan penaksir parameter dalam Tabel 6, penaksir parameter mendekati nilai parameter. Secara kuantitatif, jarak antara τ dan $\hat{\tau}$ adalah $|\tau - \hat{\tau}| = 9,43$ sedangkan jarak antara h dan \hat{h} adalah $|h - \hat{h}| = 0,72$. Hal ini membuktikan bahwa algoritma reversible yang dikembangkan dalam tulisan ini dapat mengestimasi parameter model dengan baik. Sinyal sintesis dengan noise Rayleigh dan sinyal hasil estimasi menggunakan algoritma RJMCMC disajikan dalam Gambar 10.



Gambar 10. Sinyal sintesis bermodel PC dengan noise Rayleigh multiplikatif dan sinyal rekontruksinya [24]

Pengembangan model sinyal dengan noise Gamma, Inverse Gamma, dan Rayleigh ini dapat diterapkan salah satunya untuk memodelkan sinyal Synthetic Aperture Radar (SAR).

Model ARMA

Misalkan $x = (x_1, \dots, x_n)$ adalah suatu data deret berkala di mana n menyatakan banyaknya pengamatan. Deret berkala ini dikatakan mempunyai model ARMA berorde (p,q) , ditulis ARMA (p,q) , jika deret berkalnya memenuhi persamaan (6) berikut [25]:

$x_t = z_t + \sum_{j=1}^q \theta_j z_{t-j} - \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} \text{ untuk } t = 1, \dots, n$	(6)
--	-------

Di mana z_t adalah noise. Sedangkan ϕ_i ($i = 1, 2, \dots, p$) dan θ_j ($j = 1, 2, \dots, q$) adalah koefisien-koefisien. Di sini, $p = 0, \dots, p_{maks}$ dan $q = 0, \dots, q_{maks}$. Tulisan ini mempertimbangkan 2 jenis noise, yaitu : Gaussian dan Laplace.

a. Noise Gaussian

Kasus pertama, z_t diasumsikan berdistribusi normal dengan mean 0 dan variansi σ^2 . Variabel random z_t dikatakan berdistribusi Gaussian dengan mean 0 dan variansi σ^2 , jika fungsi probabilitas dari z_t memenuhi persamaan (7) berikut:

$f(z_t \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp - \frac{z_t^2}{2\sigma^2}$	(7)
--	-------

Dalam kasus ini, model ARMA dengan noise Gaussian ini memiliki parameter yaitu (p, q) , $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_p)$, $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_q)$, dan σ^2 .

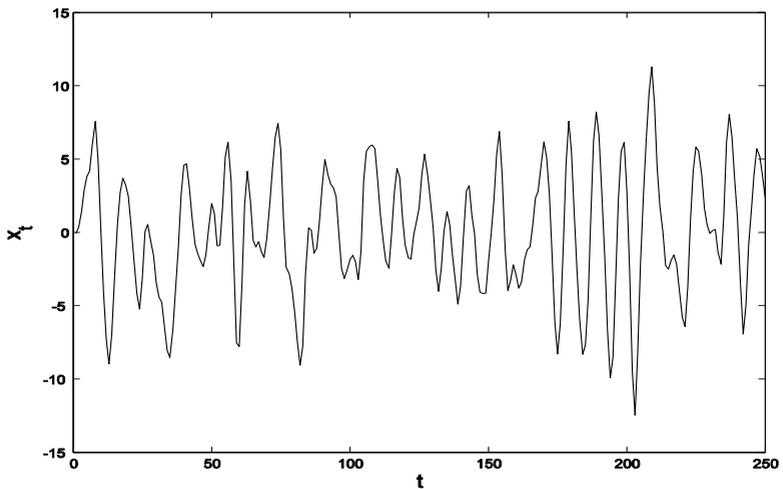
Dalam model ARMA dengan noise Gaussian ini, parameter model berada dalam ruang berdimensi variabel. Algoritma RJMCMC diadopsi untuk mengestimasi parameter ini.

Kinerja algoritma RJMCMC juga diuji menggunakan 250 data sintesis. Data sintesis dibuat menggunakan persamaan (6) dengan noise Gaussian (7). Nilai parameternya disajikan dalam Tabel 7. Nilai $\sigma = 1$, $p_{maks} = 10$, dan $q_{maks} = 10$.

Tabel 7. Nilai parameter model ARMA (2,1) dengan noise Gaussian

(p, q)	(ϕ)	(θ)	σ^2
(2,1)	$\begin{pmatrix} -1,36 \\ 0,7 \end{pmatrix}$	(0,7)	1

Data sintesis ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman Matlab. Sinyal sintesis disajikan dalam Gambar 11.



Gambar 11. Data sintesis bermodel ARMA (2,1) dengan noise Gaussian

Berdasarkan sinyal sintesis ini, parameter diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC. Sinyal sintesis ini sebagai input, algoritma dijalankan sebanyak 70000 iterasi dengan burn-in period sebanyak 20000. Algoritma ini menghasilkan output berupa penaksir parameter model. Penaksir parameter disajikan pada Tabel 8.

Tabel 8. Nilai penaksir parameter model ARMA (2,1) dengan noise Gaussian

(\hat{p}, \hat{q})	$(\hat{\phi})$	$(\hat{\theta})$	σ^2
(2,1)	$\begin{pmatrix} -0,36 \\ 0,70 \end{pmatrix}$	(0,70)	1,09

Jika nilai parameter dalam Tabel 7 dibandingkan dengan penaksir parameter dalam Tabel 8, penaksir parameter mendekati nilai parameter. Secara kuantitatif, jarak antara ϕ dan $\hat{\phi}$ adalah $|\phi - \hat{\phi}| = 1,06$ sedangkan jarak antara θ dan $\hat{\theta}$ adalah $|\theta - \hat{\theta}| = 0$. Hal ini membuktikan bahwa algoritma RJMCMC ini dapat mengestimasi parameter model dengan baik.

b. Noise Laplace

Kasus kedua, noise ini diasumsikan berdistribusi Laplace dengan rata-rata 0 dan variasi $2\beta^2$. Variabel random z_t dikatakan berdistribusi Laplace dengan mean 0 dan variansi $2\beta^2$, jika fungsi probabilitas dari z_t memenuhi persamaan (8):

$f(z_t \beta) = \frac{1}{2\beta} \exp - \frac{ z_t }{\beta}.$	(8)
---	-------

Dalam kasus ini, model ARMA dengan noise Laplacian ini memiliki parameter yaitu (p, q) , $\phi = (\phi_1, \dots, \phi_p)$, $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_q)$, dan β .

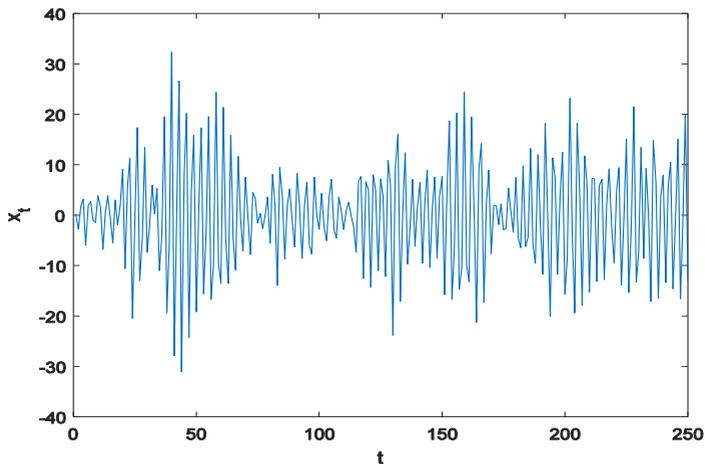
Dalam model ARMA dengan noise Laplacian ini, parameter model dalam ruang berdimensi variabel. Parameter ini akan diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC.

Validitas algoritma RJMCMC juga diuji menggunakan 250 data sintesis. Data sintesis dibuat menggunakan persamaan (6) dengan noise Laplace (8). Nilai parameternya disajikan dalam Tabel 9. Nilai $\beta = 2$, , $p_{maks} = 10$, dan $q_{maks} = 10$.

Tabel 9. Nilai parameter model ARMA (2,2) dengan noise Laplace [26]

p	q	(ϕ)	(θ)	β
2	2	$\begin{pmatrix} 0,81 \\ 0,85 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -0,001 \\ 0,997 \end{pmatrix}$	2

Data sintesis ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman Matlab. Sinyal sintesis disajikan dalam Gambar 12.



Gambar 12. Data sintesis bermodel ARMA (2,2) dengan noise Laplace [26]

Berdasarkan sinyal sintesis ini, parameter diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC. Sinyal sintesis ini sebagai input, algoritma dijalankan sebanyak 20000 iterasi dengan burn-in period sebanyak 5000 iterasi. Outputnya adalah penaksir parameter model. Penaksir parameter disajikan pada Tabel 10.

Tabel 10. Nilai penaksir parameter model ARMA (2,2) dengan noise Laplace [26]

\hat{p}	\hat{q}	$\hat{\phi}$	$\hat{\theta}$	$\hat{\beta}$
2	2	$\begin{pmatrix} 0,82 \\ 0,87 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -0,008 \\ 0,932 \end{pmatrix}$	1,53

Jika nilai parameter dalam Tabel 9 dibandingkan dengan penaksir parameter dalam Tabel 10, penaksir parameter mendekati nilai parameter. Secara kuantitatif, jarak antara ϕ dan $\hat{\phi}$ adalah $|\phi - \hat{\phi}| = 0,02$ sedangkan jarak antara θ dan $\hat{\theta}$ adalah $|\theta - \hat{\theta}| = 0,07$. Hal ini membuktikan bahwa algoritma RJMCMC ini dapat mengestimasi parameter model dengan baik.

Pengembangan model sinyal ini dapat diterapkan diperbagai jenis data, misalnya pada data saham dan data denyut nadi.

Model PC dengan noise aditif

Tulisan ini mempertimbangkan 2 jenis model, yaitu : model Autoregresif (AR) dan model Moving Average (MA).

a. Model ARPC

Kasus pertama, misalkan x_1, \dots, x_n adalah sinyal. Sinyal ini dikatakan mempunyai model Autoregresif Piecewise Constant (ARPC) dengan banyaknya segmen k ($k = 0, 1, \dots, k_{maks}$) apabila (untuk $t = 1, 2, \dots, n$) data tersebut memenuhi persamaan (9) berikut [27]:

$x_t = z_t - \sum_{j=1}^{p_{i,k}} \phi_{i,k,j} x_{t-j} \quad \text{untuk } \tau_{i,k} < t \leq \tau_{i+1,k}$	(9)
--	-------

Di mana $i = 0, 1, \dots, k$ dan di bawah asumsi k segmen : $\tau_{i,k}$ adalah waktu terjadinya perubahan model AR ke- i , dengan konvensi $\tau_{0,k} = 0$ dan $\tau_{k+1,k} = n$ dan untuk tiap-tiap segmen ke- i :

- $p_{i,k}$ dan $\phi_{i,k} = (\phi_{i,k,1}, \dots, \phi_{i,k,p_{i,k}})$ adalah orde dan koefisien model AR yang bersesuaian dengan segmen ke- i . Di sini, $p_{i,k} = 0, \dots, p_{maks}$.
- z_t adalah nilai gangguan stokhastik pada saat t yang bersesuaian dengan segmen ke- i . z_t dimodelkan sebagai distribusi normal dengan mean 0 dan variansi $\sigma_{i,k}^2$.

Dalam kasus ini, model ARPC dengan noise Gaussian ini memiliki parameter yaitu k , $\tau = (\tau_1, \dots, \tau_k)$, $p = (p_{0,k}, \dots, p_{k,k})$, $\phi = (\phi_{0,k}, \dots, \phi_{k,k})$, dan $\sigma^2 = (\sigma_{0,k}^2, \dots, \sigma_{k,k}^2)$.

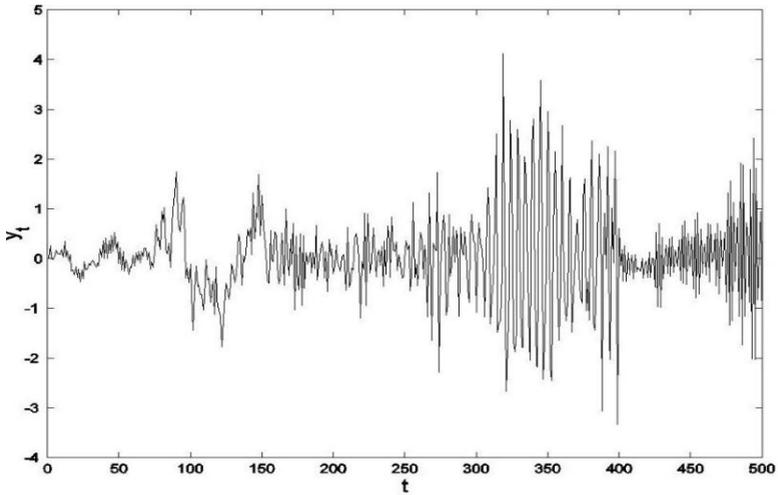
Dalam model ARPC dengan noise Gaussian ini, parameter model dalam ruang berdimensi variabel. Parameter akan diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC.

Validitas algoritma RJMCMC juga diuji menggunakan 500 data sintesis. Data sintesis dibuat menggunakan persamaan (9). Nilai parameternya disajikan dalam Tabel 11. Nilai $k_{maks} = 10$ dan $p_{maks} = 10$.

Tabel 11. Nilai parameter model ARPC dengan noise Gaussian [26]

k	τ	p	ϕ	σ
4	$\begin{pmatrix} 75 \\ 150 \\ 250 \\ 400 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 3 \\ 2 \\ 1 \\ 4 \\ 3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -0,25 & -0,79 & 0,34 \\ & -1,54 & -0,41 \\ & & 0,19 \\ 0,59 & 0,99 & 0,64 & 0,87 \\ 0,86 & -0,83 & -0,96 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0,12 \\ 0,5 \\ 0,4 \\ 0,5 \\ 0,12 \end{pmatrix}$

Data sintesis ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman Matlab. Sinyal sintesis disajikan dalam Gambar 13.



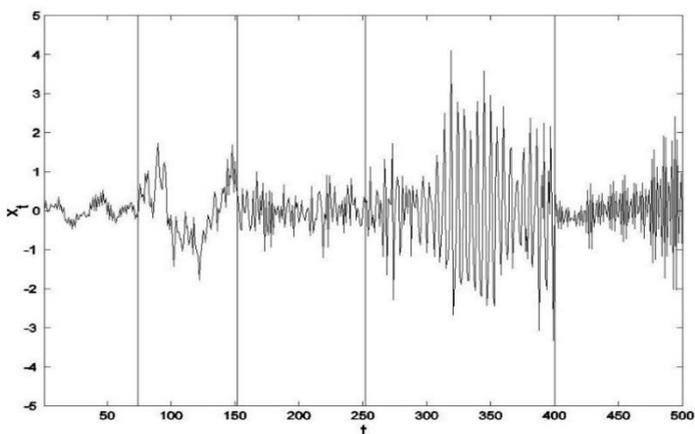
Gambar 13. Sinyal sintesis bermodel ARPC dengan noise Gaussian [27]

Berdasarkan sinyal sintesis ini, parameter diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC. Sinyal sintesis ini sebagai input, algoritma dijalankan sebanyak 70000 iterasi dengan burn-in period sebanyak 10000 iterasi. Outputnya adalah penaksir parameter model. Penaksir parameter disajikan pada Tabel 12.

Tabel 12. Nilai penaksir parameter model ARPC dengan noise Gaussian [27]

\hat{k}	$\hat{\tau}$	\hat{p}	$\hat{\phi}$	$\hat{\sigma}$
4	$\begin{pmatrix} 75 \\ 150 \\ 250 \\ 400 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 3 \\ 2 \\ 1 \\ 4 \\ 3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -0,23 & -0,76 & 0,23 \\ & -1,50 & -0,27 \\ & & 0,34 \\ 0,57 & 0,93 & 0,62 & 0,83 \\ 0,86 & -0,79 & -0,94 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0,13 \\ 0,47 \\ 0,41 \\ 0,52 \\ 0,13 \end{pmatrix}$

Jika nilai parameter dalam Tabel 11 dibandingkan dengan penaksir parameter dalam Tabel 12, penaksir parameter mendekati nilai parameter. Hal ini membuktikan bahwa algoritma reversible yang dikembangkan dalam tulisan ini dapat mengestimasi parameter model dengan baik. Sinyal sintesis dengan dan segmentasinya menggunakan algoritma RJMCMC disajikan dalam Gambar 14.



Gambar 14. Segmentasi sinyal sintesis bermodel ARPC dengan noise Gaussian [27]

b. Model MAPC

Kasus kedua, misalkan x_1, \dots, x_n adalah suatu sinyal. Sinyal ini dikatakan mempunyai model Moving Average Piecewise Constant (MAPC) dengan banyaknya segmen k ($k = 0, 1, \dots, k_{max}$) apabila (untuk $t = 1, 2, \dots, n$) sinyal tersebut memenuhi persamaan (10) berikut:

$x_t = z_t + \sum_{j=1}^{q_{i,k}} \theta_{i,k,j} z_{t-j} \quad \text{untuk } \tau_{i,k} < t \leq \tau_{i+1,k}$	(10)
--	--------

Di mana $i = 0, 1, \dots, k$ dan di bawah asumsi k segmen : $\tau_{i,k}$ adalah waktu terjadinya perubahan model MA ke- i , dengan konvensi $\tau_{0,k} = 0$ dan $\tau_{k+1,k} = n$ dan untuk tiap-tiap segmen ke- i :

- $q_{i,k}$ dan $\theta_{i,k} = (\theta_{i,k,1}, \dots, \theta_{i,k,q_{i,k}})$ adalah orde dan koefisien model MA yang bersesuaian dengan segmen ke- i .
- z_t adalah nilai gangguan stokhastik pada saat t yang bersesuaian dengan segmen ke- i . z_t dimodelkan sebagai distribusi normal dengan mean 0 dan variansi $\sigma_{i,k}^2$.

Dalam kasus ini, model MAPC dengan noise Gaussian ini memiliki parameter yaitu k , $\tau = (\tau_1, \dots, \tau_k)$, $q = (q_{0,k}, \dots, q_{k,k})$, $\theta = (\theta_{0,k}, \dots, \theta_{k,k})$, dan $\sigma^2 = (\sigma_{0,k}^2, \dots, \sigma_{k,k}^2)$.

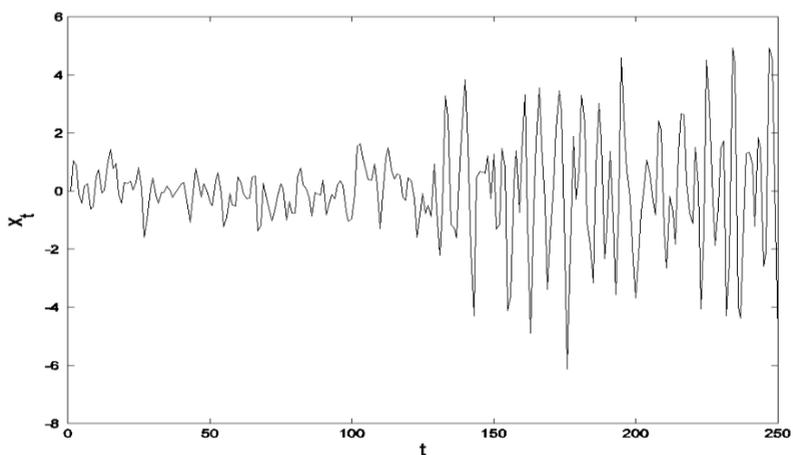
Dalam model MAPC dengan noise Gaussian ini, parameter model dalam ruang berdimensi variabel. Algoritma RJMCMC digunakan untuk mengestimasi parameter model MAPC.

Validitas algoritma RJMCMC juga diuji menggunakan 250 data sintesis. Data sintesis dibuat menggunakan persamaan (10). Nilai parameternya disajikan dalam Tabel 13 Nilai $k_{maks} = 10$ dan $q_{maks} = 10$.

Tabel 13. Nilai parameter model MAPC dengan noise Gaussian

k	τ	q	θ	σ
1	(125)	$\begin{pmatrix} 1 \\ 3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0.78 \\ 0,52 & -0,09 & -0,96 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0,5 \\ 1,5 \end{pmatrix}$

Data sintesis ini dibuat menggunakan bahasa pemrograman Matlab. Sinyal sintesis disajikan dalam Gambar 15.



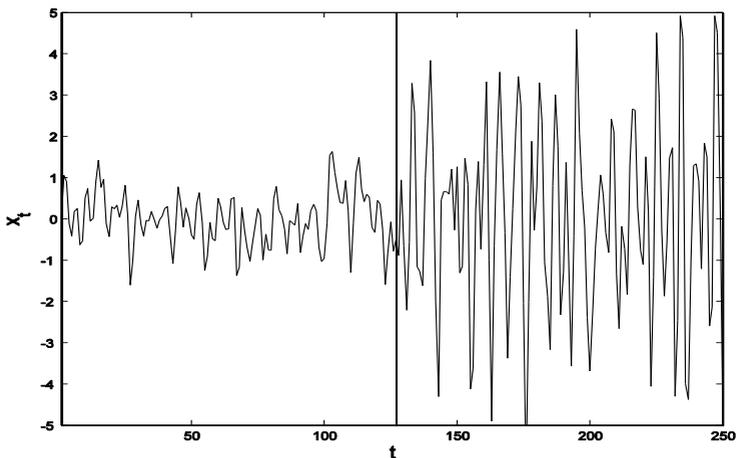
Gambar 15. Sinyal sintesis bermodel MAPC dengan noise Gaussian

Berdasarkan sinyal sintesis ini, parameter diestimasi menggunakan algoritma RJMCMC. Sinyal sintesis ini sebagai input, algoritma dijalankan sebanyak 70000 iterasi dengan burn-in period sebanyak 10000 iterasi. Outputnya adalah penaksir parameter model. Penaksir parameter disajikan pada Tabel 14.

Tabel 14. Nilai penaksir parameter model MAPC dengan noise Gaussian

\hat{k}	$\hat{\tau}$	\hat{q}	$\hat{\theta}$	$\hat{\sigma}$
1	(127)	$\begin{pmatrix} 1 \\ 3 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0,47 \\ 0,22 & -0,21 & -0,34 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0,41 \\ 1,16 \end{pmatrix}$

Jika nilai parameter dalam Tabel 13 dibandingkan dengan penaksir parameter dalam Tabel 14, penaksir parameter mendekati nilai parameter. Hal ini membuktikan bahwa algoritma reversible yang dikembangkan dalam tulisan ini dapat mengestimasi parameter model dengan baik. Sinyal sintesis dan segmentasinya menggunakan algoritma RJMCMC disajikan dalam Gambar 16.



Gambar 16. Segmentasi sinyal sintesis bermodel MAPC dengan noise Gaussian

Pengembangan model sinyal ini dapat diaplikasi diperbagai data, misalnya sinyal Electroencephalogram (EEG).

KESIMPULAN

Tulisan ini menjelaskan bahwa algoritma RJMCMC memberikan solusi terhadap estimasi model matematika yang parameternya memiliki dimensi variabel. Di samping itu, algoritma ini juga sekaligus memberikan solusi terhadap estimasi model matematika yang noisalnya tidak berdistribusi normal. Dengan demikian, pengembangan model matematika tidak terhambat akibat penaksir parameter model yang tidak dapat ditentukan secara eksplisit. Namun, untuk mengetahui aplikasi model matematika yang dikembangkan dalam tulisan ini masih diperlukan penelitian lebih lanjut,

Tulisan ini diharapkan berkontribusi pada riset nasional pada bidang fokus Teknologi Informasi dan Komunikasi pada tema riset Pengembangan sistem berbasis Kecerdasan buatan dengan topik riset pengembangan aplikasi sistem cerdas.

PENUTUP

Sebagai penutup pidato ilmiah ini, ijinakan saya menghaturkan ucapan terima kasih dengan tulus kepada semua pihak yang telah memberikan bantuan dan fasilitas dalam pencapaian guru besar ini.

Pertama, saya mengucapkan terima kasih kepada Menteri Pendidikan, Kebudayaan, Riset, dan Teknologi Republik Indonesia, Nadiem Anwar Makarim, B.A., M.B.A. yang melalui SK No. 43839/MPK.A/KP.05.01/2022 telah menaikkan jabatan akademik/fungsional saya menjadi Profesor dalam bidang Ilmu Matematika Terapan. Kedua, saya mengucapkan terima kasih kepada Plt. Direktur Jenderal Pendidikan Tinggi, Riset, dan Teknologi, Prof. Ir. Nizam, M.Sc., DIC., Ph.D yang telah menetapkan PAK GB saya melalui SK No. 0508/E4/KP/GB/2022. Ketiga, ucapan terima kasih ditujukan kepada Tim Penilai Pusat Jabatan Fungsional Dosen, Kepala Biro SDM Setjen Kemendikbudristek,

Keempat, saya menghaturkan terima kasih kepada Kepala Lembaga Layanan Pendidikan Tinggi Wilayah V di Yogyakarta, Prof. drh. Aris Junaidi, Ph.D., Taufiqurahman, S.E. (Kepala Bagian Umum), Fatimah, S. IP., M.M., (Kepala Subbagian Kepegawaian), dan Rahman Hakim, S.E. yang telah mengusulkan kenaikan jabatan fungsional saya sebagai guru besar pada tanggal 12 November 2020.

Kelima, terima kasih kepada Prof. Dr. Marsudi Triatmodjo, S.H., L.L.M., Ketua BPH UAD, Rektor Universitas Ahmad Dahlan, Dr. Muchlas, M.T., Ketua senat UAD, Prof. Dr. Dwi Sulisworo, MT. Drs. Parjiman, M.Ag. Wakil Rektor Bidang Al Islam dan Kemuhammadiyah Rusydi Umar, S.T., M.T., Ph.D. Wakil Rektor Bidang Akademik Dr. Norma Sari, S.H., M. Hum. Wakil Rektor Bidang Sumber Daya Manusia Utik Bidayati, S.E., M.M., Wakil Rektor Bidang Keuangan, Kehartabendaan, dan Administrasi Umum Dr. Gatot Sugiharto, S.H., M.H. Wakil Rektor Bidang Kemahasiswaan dan Alumni, Kepala Biro Sumber Daya Manusia, Dr. Hendro Widodo, M.Pd. Kepala Bidang Seleksi dan Pengembangan Karir (BSDM), Dr. Farid Setiawan, S.Pd., M.Pd.I., yang telah memfasilitasi dan memberi bantuan kepada saya sehingga SK Guru Besar saya terbit pada tanggal 1 Juli 2022.

Keenam, terima kasih kepada tim review eksternal, Prof. Akhmad Fauzy, S.Si., M.Si.. Ph.D. (Universitas Islam Indonesia) dan Prof. Dr. I Nengah Suparta, M.Si. (Universitas Pendidikan Ganesha) yang telah memberikan peer review atas karya ilmiah bidang penelitian.

Ketujuh, terima kasih kepada Prof. Dr. Achmad Nurmandi, M.Sc, (Ketua Assosiasi Program Pascasarjana PTMA) yang telah membantu dan mendukung dalam pencapaian Guru Besar ini. Melalui program APPTMA, beliau telah mengikutsertakan saya dalam berbagai pendampingan/pelatihan di berbagai perguruan tinggi Muhammadiyah 'Aisyiyah sehingga jejaring saya menjadi lebih luas.

Kedelapan, terima kasih kepada Dr. Suwadi, M.Pd (Ketua Majelis Dikdasmen PDM Sleman) yang telah memberikan dorongan dalam pencapaian Guru Besar ini. Melalui program Dikdasmen PDM Sleman, beliau telah memberikan kesempatan kepada saya dalam berbagai kegiatan pembinaan dan peningkatan mutu sekolah-sekolah Muhammadiyah di Kabupaten Sleman sehingga jejaring saya menjadi lebih luas.

Kesembilan, ucapan terima kasih kepada Dekan FKIP periode 2018-2022, Dr. Trikinasih Handayani, M.Si dan Dekan FKIP saat ini, Muhammad Sayuti, S.Pd., M.Pd., M.Ed., Ph.D., Wakil Dekan FKIP, Ketua dan Sekretaris senat FKIP, dan anggota senat FKIP. Ketua dan sekretaris Program Studi baik S1 maupun S2 di lingkungan FKIP yang telah memberikan bantuan dalam proses pengusulan Guru Besar ini.

Kesepuluh, ucapan terima kasih kepada berbagai pihak yang telah memberikan beasiswa kepada saya ketika kuliah S1, kuliah S2, dan kuliah S3. Dengan bantuan beasiswa-beasiswa ini, saya sebagai anak yang dilahirkan di desa dari keluarga petani bisa mewujudkan cita-cita saya untuk sekolah setinggi-tingginya (S3) sampai ke Prancis (Eropa). Dimulai dari studi di Prancis ini, saya memiliki pengalaman bepergian ke luar negeri. Berbekal pengalaman ini, saya telah berkesempatan mengunjungi 17 negara yang tersebar di 5 benua dalam rangka seminar internasional, kunjungan ke universitas, pendampingan mahasiswa, dan city tour. Berbekal pengalaman ini pula, saya berani mengajak istri dan kedua anak saya untuk liburan ke luar negeri di beberapa negara di Asia.

Kesebelas, ucapan terima kasih kepada DRPM atas pemberian penelitian skema hibah fundamental, hibah pengabdian skema program kemitraan pada Masyarakat, hibah Bantuan Seminar Luar Negeri (BSLN). Hibah fundamental diperoleh tahun 2014, 2015, 2019, dan 2020. Hibah pengabdian diperoleh tahun 2014, 2019, dan 2020. Sedangkan hibah BSLN tahun 2015, 2017, 2018, dan 2019.

Hibah-hibah ini sangat berkontribusi dalam menghasilkan luaran bidang penelitian dan pengabdian sehingga raihan Guru Besar ini menjadi lebih cepat. Hibah BSLN memberikan kesempatan kepada saya untuk mempresentasikan hasil penelitian saya di Tokyo dan Nagoya (Jepang), Brisbane (Australia), dan London (Britania Raya).

Kedua belas, terima kasih kepada kepala TK ABA Gerso Srandakan Bantul, kepala SD Muhammadiyah Gerso, kepala SMP Muhammadiyah Way Jepara, SMA Negeri Way Jepara, Rektor Universitas Lampung, Rektor Universitas Gadjah Mada, dan Le président de l'Université Toulouse III (Prancis). Saya menghabiskan waktu sekitar 26 tahun untuk belajar di sekolah dan universitas tersebut sehingga pada tanggal 9 November 2022 ini saya dikukuhkan menjadi Guru Besar ke-8 di Universitas Ahmad Dahlan dan sekaligus menjadi Profesor pertama dalam bidang ilmu Matematika Terapan di lingkungan LLDIKTI Wilayah 5 Yogyakarta.

Ketiga belas, terima kasih kepada Michel Doisy (INPT/ENSEEIH, Prancis) dan Profesor Jean-Marc Azais (Université Toulouse III, Prancis) yang telah menjadi pembimbing tesis ketika saya mengambil doktoral di Université Toulouse III. Terima kasih kepada Profesor Jean-Marc Azais (Université Toulouse III), Profesor Bernard Bercu (Université Toulouse III), Profesor Michel Doisy (INPT/ENSEEIH, Toulouse), Profesor Marc Lavielle (Université René Descartes, Paris-Prancis), Profesor Guy Melard (Université Libre de Bruxelles, Belgia), dan Profesor Jean-Yves Tournet (INPT/ENSEEIH, Toulouse-Prancis) yang telah penguji disertasi saya.

Keempat belas, terima kasih kepada Prof. Abdellah Salhi (Essex University – UK), Prof Allan Leslie White (Western Sydney University - Australia), Assoc. Prof. Dr. Mohd Saifullah (UTHM – Malaysia), Assoc. Prof. Dr. Mohamed Nor Azhari (UPSI – Malaysia), Assoc. Prof. Dr. Asnul Dahar (UTM – Malaysia), Dr. Chong Su Li

(UTP - Malaysia), Dr. Dahlia (UPSI – Malaysia), Assoc. Prof. Dr. Rungchatchadaporn Vehachart (Thaksin University - Thailand), Prof. Dr. Astri Rinanti, MT (Universitas Trisakti), Dr. Irawaty Igrisa, M.Si (Universitas Negeri Gorontalo), dan Dr. Radjiman Ismail (IAIN Ternate) yang telah bersedia untuk berkerjasama dalam berbagai kegiatan akademik.

Kelima belas, terima kasih pada Bapak Adian Silalahi (Duta Besar Indonesia untuk Prancis periode 2001-2004), Bapak Zubir Amin (Konsul Jenderal Indonesia di KJRI Marseille periode 2000-2003), dan Atase Pendidikan dan Kebudayaan KBRI Paris, yang telah bersedia datang untuk memberikan dukungan dan motivasi pada pendadaran disertasi S3 saya di Universitas Toulouse 3 pada tanggal 18 Maret 2003. Sungguh ini merupakan pengalaman yang sangat terkesan dan mengharukan bagi saya ketika selesai ujian pendadaran, Bapak Duta Besar secara spontan tampil kedepan untuk menyampaikan ucapan terima kasih dari Pemerintah Indonesia kepada Universitas Toulouse 3 yang telah memberikan gelar doktor kepada saya.

Keenam belas, terima kasih pada YDB IPTEK dan Universitas Teknologi Yogyakarta (UTY) yang telah memberikan kepercayaan kepada saya untuk menjadi Dekan Fakultas Sains dan Teknologi dari tahun 2006-2010 dan Wakil Rektor Bidang Kemahasiswaan dari tahun 2010 sampai 2011. Terima kasih juga saya ucapkan kepada BPH dan UAD yang telah memberikan kepercayaan kepada saya untuk menjadi Wakil Dekan Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan dari tahun 2013-2018 dan Ketua Program Studi Magister Pendidikan Matematika dari tahun 2016 sampai sekarang. Pengalaman ini membuat kemampuan saya dalam kepemimpinan dan manajerial menjadi lebih terasah dan teruji. Pengalaman ini pula, kemampuan saya dalam mengelola waktu terlatih sehingga pada tahun 2007 saya meraih Lektor (200) ketika saya menjadi Dekan di UTY,

pada tahun 2017 meraih Lektor Kepala (400) ketika menjadi Wakil Dekan di UAD, dan pada tahun 2022 saya meraih Guru Besar (850) ketika menjadi Ketua Program Studi S2 di UAD.

Ketujuh belas, terima kasih kepada kedua orang tua saya (almarhum Bapak Kariya Suwita dan almarhumah Ibu Ngadinah) dan Mertua saya (Bapak Dulhadi dan Ibu Sukinem). Istri saya (Titik S), Kedua anak saya (drh. Magistera Laningratum dan Ayudea Azzahra Zulfa), Saudara-saudara saya (almarhumah Wiji, Samijo), Kedua besan saya (Bapak Hendra Sukoco dan Ibu Erna Zulianita, S.Pd), dan menantu saya (Rashif Dhiya Nuha Sukoco, ST) atas semua dukungan dan bantuannya.

Terakhir, saya mengucapkan kembali terima kasih yang sebesar-besarnya kepada bapak. Ibu, saudara, saudari semua yang telah berkenan mendengarkan pidato ilmiah saya ini. Saya mohon maaf apabila ada sesuatu yang kurang berkenan. Semoga Allah SWT selalu melimpahkan rahmat kepada kita semua. Amiin.

Wassalamualaikum w. w.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] A. Bora and S. Ahmed, “Mathematical Modeling: An Important Tool for Mathematics Teaching.,” *Online Submiss.*, 2019, [Online]. Available: <https://eric.ed.gov/?id=ED594778>
- [2] L. O. Tedeschi, “Asn-asas symposium: future of data analytics in nutrition: Mathematical modeling in ruminant nutrition: Approaches and paradigms, extant models, and thoughts for upcoming predictive analytics,” *J. Anim. Sci.*, vol. 97, no. 5, pp. 1921–1944, 2019, doi: 10.1093/jas/skz092.
- [3] J. Comas *et al.*, “Identification of line-specific strategies for improving carotenoid production in synthetic maize through data-driven mathematical modeling,” *Plant J.*, vol. 87, no. 5, pp. 455–471, 2016, doi: 10.1111/tbj.13210.
- [4] M. Rosenthal, D. Bryner, F. Huffer, S. Evans, A. Srivastava, and N. Neretti, “Bayesian estimation of three-dimensional chromosomal structure from single-cell Hi-C Data,” *J. Comput. Biol.*, vol. 26, no. 11, pp. 1191–1202, 2019, doi: 10.1089/cmb.2019.0100.
- [5] Suparman, “Hierarchical bayesian choice of laplacian ARMA models based on reversible jump MCMC computation,” *Int. J. Comput. Intell. Syst.*, vol. 13, no. 1, pp. 310–317, 2020, doi: 10.2991/ijcis.d.200310.006.
- [6] J. Sun, J. Yan, and D. Yang, “Mathematical Modeling Analysis of Data Attribute Encryption for Robot,” *Journal of Sensors*. hindawi.com, 2022. [Online]. Available: <https://www.hindawi.com/journals/js/2022/3976806/>
- [7] T.-T. Nguyen, B. Delobel, A. Demortière, and C. Delacourt, “Mathematical Modeling of Energy-dense NMC Electrodes: Part II. Data Analysis with Newman Model and with an Extended Model Accounting for Particle Agglomeration,” *J.*

- Electrochem. Soc.*, vol. 169, no. 6, p. 060510, 2022, doi: 10.1149/1945-7111/ac72c8.
- [8] Suparman, M. Toifur, A. D. Minghat, E. Hikamudin, and M. S. Rusiman, “Bayesian detection of signal under Rayleigh multiplicative noise based on reversible jump MCMC,” *Geomate*, vol. 22, no. 89, pp. 24–31, 2022.
- [9] C. Serrat *et al.*, “Frequentist and Bayesian approaches for a joint model for prostate cancer risk and longitudinal prostate-specific antigen data,” *J. Appl. Stat.*, vol. 42, no. 6, pp. 1223–1239, 2015, doi: 10.1080/02664763.2014.999032.
- [10] R. Jacobucci and K. J. Grimm, “Comparison of Frequentist and Bayesian Regularization in Structural Equation Modeling,” *Struct. Equ. Model.*, vol. 25, no. 4, pp. 639–649, 2018, doi: 10.1080/10705511.2017.1410822.
- [11] X. Fang *et al.*, “Comparison of frequentist and bayesian generalized additive models for assessing the association between daily exposure to fine particles and respiratory mortality: A simulation study,” *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 16, no. 5, 2019, doi: 10.3390/ijerph16050746.
- [12] F. Kristiani, Y. Claudia, B. Yong, and A.-M. Hilsdon, “A comparative analysis of frequentist and Bayesian approaches to estimate dengue disease transmission in Bandung-Indonesia,” *J. Stat. Manag. Syst.*, vol. 23, no. 8, pp. 1543–1559, 2020, doi: 10.1080/09720510.2020.1756049.
- [13] A. H. Muse, S. Mwalili, O. Ngesa, H. M. Alshanbari, S. K. Khosa, and E. Hussam, “Bayesian and frequentist approach for the generalized log-logistic accelerated failure time model with applications to larynx-cancer patients,” *Alexandria Eng. J.*, vol. 61, no. 10, pp. 7953–7978, 2022, doi: 10.1016/j.aej.2022.01.033.
- [14] P. J. Green, “Reversible jump Markov chain Monte Carlo

- computation and Bayesian model determination,” *Biometrika*, vol. 82, no. 4, pp. 711–743, 1995.
- [15] N. Metropolis, A. W. Rosenbluth, M. N. Rosenbluth, A. H. Teller, and E. Teller, “Equations of state calculations by fast computing machines,” *J. Chem. Phys.*, vol. 21, pp. 1087–1092, 1953.
- [16] W. K. Hastings, “Monte carlo sampling methods using Markov chains and their applications,” *Biometrika*, vol. 57, no. 1, pp. 97–109, 1970.
- [17] C. E. Utazi, “Bayesian Single Change-point Estimation in a Parameter-driven Model,” *Scand. J. Stat.*, vol. 44, no. 3, pp. 765–779, 2017, doi: 10.1111/sjos.12274.
- [18] T. Baghfalaki and E. F. Jalali, “Reversible jump MCMC to identify dropout mechanism in longitudinal data,” *Commun. Stat. - Theory Methods*, vol. 48, no. 11, pp. 2717–2733, 2019, doi: 10.1080/03610926.2018.1472790.
- [19] Y. Chen, Y. Liu, S. A. Culpepper, and Y. Chen, “Inferring the Number of Attributes for the Exploratory DINA Model,” *Psychometrika*, vol. 86, no. 1, pp. 30–64, 2021, doi: 10.1007/s11336-021-09750-9.
- [20] Rens van de Schoot *et al.*, “Bayesian statistics and modelling,” *Nat. Rev. Methods Prim.*, vol. 1, no. 1, 2021.
- [21] C. Oliver and S. Quegan, *Understanding Synthetic Aperture Radar Images - Chris Oliver, Shaun Quegan - Google Livres*. SciTech, 2004. [Online]. Available: https://books.google.co.ma/books/about/Understanding_Synthetic_Aperture_Radar_I.html?id=IeGKe40S77AC&redir_esc=y
- [22] Suparman, “Bayesian estimation in piecewise constant model with gamma noise by using reversible jump MCMC,” *Math. Stat.*, vol. 8, no. 2A, pp. 17–22, 2020, doi:

- 10.13189/ms.2020.081303.
- [23] D. J. Best, J. C. W. Rayner, and O. Thas, “Easily applied tests of fit for the Rayleigh distribution,” *Sankhyā Indian J. Stat. Ser. B*, vol. 72, no. 2, pp. 254–263, 2008.
 - [24] Suparman, M. Toifur, A. . Minghat, E. Hikamudin, and M. S. Rusiman, “Bayesian detection of signal under Rayleigh multiplicative noise based on reversible jump MCMC,” vol. 22, no. 89, pp. 24–31, 2022.
 - [25] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 5th ed. John Wiley & Sons, 2015.
 - [26] S. S., *Teori dan Aplikasi Model Runtun Waktu dengan Galat Laplace*, 1st ed. Yogyakarta: Suryacahya.
 - [27] Suparman, “Hierarchical Bayesian segmentation for piecewise stationary autoregressive model based on reversible jump MCMC,” in *Journal of Physics: Conference Series*, Nov. 2019, vol. 1321, no. 2. doi: 10.1088/1742-6596/1321/2/022067.

Diproduksi oleh
Bidang Humas dan Protokol
Universitas Ahmad Dahlan