

# Prediksi Kekeringan berbasis Data BMKG dengan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) dan Standarized Precipitation Index (SPI) di Kota Bandung

1<sup>st</sup> Rakka Pratama Putra Sumpena  
1305210042

S1 Data Sains Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia  
[rakkapps@student.telkomuniversity.ac.id](mailto:rakkapps@student.telkomuniversity.ac.id)

2<sup>nd</sup> Rizqi Fajar  
1305210094

S1 Data Sains Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia  
[rizqifajar@student.telkomuniversity.ac.id](mailto:rizqifajar@student.telkomuniversity.ac.id)

3<sup>rd</sup> Rheisa Putri Anjani  
1305213014

S1 Data Sains Universitas Telkom  
Bandung, Indonesia  
[rheisaaputri@student.telkomuniversity.ac.id](mailto:rheisaaputri@student.telkomuniversity.ac.id)

**Abstract**—Penelitian ini memprediksi kemungkinan kekeringan di Kota Bandung, Jawa Barat, menggunakan metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) dan SPI (Standardized Precipitation Index). Data iklim harian dari BMKG digunakan untuk model prediksi curah hujan. SARIMA digunakan dalam memprediksi curah hujan berikutnya. *Prediction Interval* digunakan dalam mencari rentang kepercayaan. Klasifikasi kekeringan dilakukan menggunakan SPI, yang mengelompokkan kondisi kelembaban dalam tujuh kategori. Hasil luarannya berupa aplikasi berbasis Streamlit yang menyediakan analisis data dan prediksi curah hujan yang dapat membantu mitigasi kekeringan di masa depan.

**Keywords**—kekeringan, SARIMA, PI, SPI, prediksi curah hujan, Kota Bandung.

## I. LATAR BELAKANG

Kondisi kemarau yang berkepanjangan di Kota Bandung, Jawa Barat, dari Juli hingga Agustus 2023 menjadi isu serius yang menyebabkan penurunan curah hujan dan meningkatkan risiko kekeringan di luar pola iklim biasanya [1]. Kekeringan, sebagai bencana alam, ditandai dengan kelangkaan air dalam jangka waktu yang lama, berdampak luas terhadap sektor ekonomi, kesehatan, dan pendidikan. Dampaknya termasuk kekeringan sumur di beberapa wilayah Kota Bandung, menyebabkan keterbatasan akses masyarakat terhadap air bersih, seperti yang disoroti oleh warga di kelurahan Tamansari seperti dilaporkan di Kompas.com.

Melihat masalah ini, langkah-langkah mitigasi dan adaptasi perlu diambil sebelum terjadinya kekeringan. Penelitian ini bertujuan untuk memprediksi kemungkinan kekeringan di Kota Bandung agar masyarakat bisa melakukan mitigasi. Penulis akan menggunakan metode SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) yang digunakan untuk model Prediksi kekeringan dan SPI (Standardized Precipitation Index) untuk melakukan klasifikasi hasil kekeringan yang telah diprediksi sebelumnya.

Dataset yang digunakan merupakan data laporan iklim harian di kota Bandung. Data ini didapatkan dari situs opendata milik BMKG dan dapat diakses oleh publik. Adapun isi dari datanya meliputi curah hujan, suhu udara, kelembapan

relatif, radiasi matahari, kecepatan angin, debit sungai, dan penggunaan lahan serta tutupan vegetasi di kota Bandung.

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa SARIMA lebih efektif dalam menangani data musiman daripada metode lain seperti Smoothing Holt-Winters, Double Exponential Smoothing, dan Extreme Learning Machine. Mutmainnah menemukan bahwa SARIMA memiliki akurasi MSE lebih baik daripada Smoothing Holt-Winters dalam meramalkan curah hujan di Kota Makassar [2]. Begitu pula penelitian Natalie Efrata Susanti, Rizki Saputra, dan Ika Apriani Situmorang menemukan bahwa SARIMA memiliki nilai MSD paling rendah dalam memprediksi penjualan mobil Honda [3]. Penelitian Bayu Galih Prianda dan Edy Widodo juga menunjukkan bahwa SARIMA memiliki MAPE yang lebih rendah daripada Extreme Learning Machine dalam meramalkan jumlah wisatawan mancanegara ke Bali [4].

## II. KAJIAN TEORI

### A. Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

SARIMA merupakan model yang dihasilkan dari pengembangan metode Box-Jenkins yang memungkinkan untuk dapat mengatasi data dengan pola musiman [5]. Pada dasarnya, metode SARIMA penerapannya seperti dengan metode ARIMA, namun yang membedakan adalah metode SARIMA digunakan untuk data *seasonal* [6].

Adapun untuk rumus SARIMA dapat dinotasikan sebagai berikut:

$$\phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B)^Dy_t = \theta_q(B)\theta_q(B)^s\varepsilon_t \quad (1)$$

Dengan:

$\phi_p(B)$  = order *Autoregressive* (AR) non-musiman

$(1-B)^d$  = derajat *differencing* non-musiman

$\theta_q(B)$  = order *Moving Average* (MA) non-musiman

$\phi_p(B^s)$  = order *Seasonal Autoregressive*

$(1-B)^D$  = derajat *Seasonal Differencing*

$\theta_q(B)^s$  = order *Seasonal Moving Average*

$s$  = periode musiman

$y_t$  = nilai observasi (pengamatan) pada waktu ke  $t$

$\varepsilon_t$  = nilai residual pada saat  $t$

Pada penelitian ini, metode SARIMA digunakan untuk melakukan prediksi curah hujan berikutnya dari data *time series* yang digunakan serta digunakan untuk menghitung nilai *Prediction Interval* (PI).

### B. Prediction Interval

*Prediction Interval* (PI) merupakan komponen krusial dalam model peramalan seperti SARIMA, yang bertujuan untuk menentukan seberapa besar kemungkinan hasil prediksi berada dalam suatu rentang tertentu dengan tingkat kepercayaan tertentu. PI sangat berguna untuk menilai risiko kekeringan atau kelebihan air yang mungkin terjadi.

Rumus dasar untuk menghitung PI pada model SARIMA dinyatakan sebagai berikut [7]:

$$\hat{y}_{t+k|t} \pm z \cdot SE_{t+k|t} \quad (2)$$

Dimana:

- $\hat{y}_{t+k|t}$  adalah prediksi nilai pada waktu  $t + k$  berdasarkan informasi hingga waktu  $t$ .
- $z$  adalah nilai z-score dari distribusi normal yang sesuai dengan tingkat kepercayaan yang diinginkan (misalnya 1.96 untuk tingkat kepercayaan 95%).
- $SE_{t+k|t}$  adalah standar error dari prediksi pada waktu  $t + k$ , yang menggambarkan ketidakpastian dalam estimasi.

PI menggambarkan rentang di mana nilai aktual diharapkan jatuh dengan tingkat kepercayaan yang ditentukan, berdasarkan model SARIMA yang telah diestimasi. Hal ini memungkinkan pengguna untuk memahami kemungkinan variasi hasil dan untuk mengantisipasi kondisi yang mungkin menyimpang dari nilai prediksi.

### C. Standarized Precipitation Index

*Standardized Precipitation Index* (SPI) adalah alat yang digunakan untuk mengklasifikasikan kekeringan berdasarkan tingkat penyimpangan curah hujan dari normalnya di suatu lokasi untuk periode waktu tertentu. SPI memberikan cara yang kuantitatif untuk menilai intensitas dan durasi kekeringan, yang sangat penting untuk pengambilan keputusan dalam manajemen sumber daya air dan perencanaan kekeringan.

SPI dihitung menggunakan formula berikut [8]:

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{\sigma_j} \quad (3)$$

Dimana:

- $Z_{ij}$  = Peubah Z tahun ke-i bulan ke-j.
- $X_{ij}$  = Hujan bulanan tahun ke-i bulan ke-j.
- $\bar{X}_j$  = Rata-rata hujan bulan j.
- $\sigma_j$  = Simpangan baku bulan j.

Simpangan baku dihitung menggunakan rumus:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum(x - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (4)$$

Keterangan :

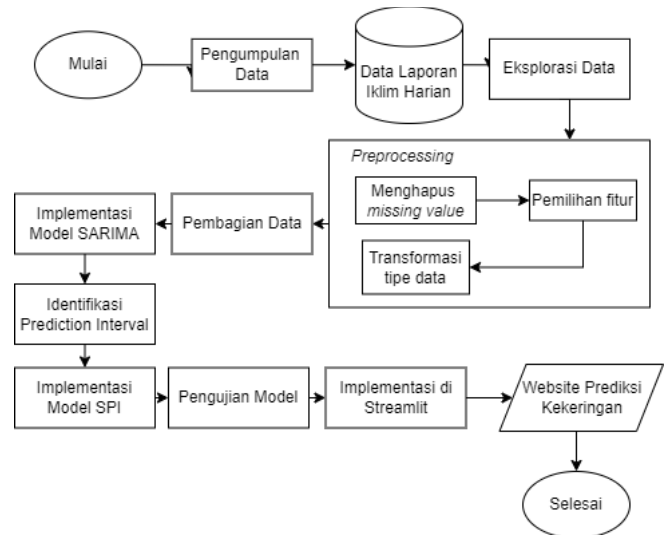
- $x$  = Data curah hujan.

- $\bar{x}$  = Jumlah rata-rata curah hujan.
- $n$  = Jumlah data.

SPI mengklasifikasikan kondisi kelembaban dari sangat basah hingga sangat kering, yang memberikan alat yang efektif untuk mendeteksi dan memantau kekeringan. Indeks ini dapat dikomputasi untuk berbagai skala waktu, seperti bulanan atau triwulanan, yang memungkinkan berbagai aplikasi, mulai dari pertanian hingga pengelolaan bencana.

## III. METODE PENELITIAN

Tahapan penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini meliputi:



Gambar 1. Alur Metode Penelitian

### A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan mengumpulkan data laporan curah hujan Kota Bandung yang didapatkan dari opendata BMKG. Data tersebut memiliki rentang tahun 2021 hingga 2024. Data tersebut memiliki atribut sebagai berikut:

Atribut	Keterangan
Tanggal	Tanggal merupakan atribut yang menunjukkan keterangan tanggal.
Tn	Temperatur minimum dalam satuan celcius.
Tx	Temperatur maksimum dalam satuan celcius.
Tavg	Temperatur rata-rata dalam satuan celcius.
RH_avg	Kelembaban rata-rata (%)
RR	Curah hujan (mm)
ss	Lamanya penyinaran matahari (jam)
ff_x	Kecepatan angin maksimum (m/s)
ddd_x	Arah angin saat kecepatan maksimum
ff_avg	Kecepatan angin rata-rata (m/s)
ddd_car	Arah angin terbanyak

Tabel 1. Atribut Data Laporan Curah Hujan

## B. Eksplorasi Data

Setelah proses pengumpulan data, selanjutnya adalah proses *data cleaning* dan eksplorasi data. Hal ini dilakukan untuk menyiapkan data sebelum dilakukan pembangunan model. Adapun hal-hal yang dilakukan meliputi:

- Identifikasi *missing value*

Pada data yang sudah dikumpulkan, perlu diperiksa apakah terdapat *missing value* atau tidak. Hal ini perlu dilakukan agar *missing value* tersebut tidak mempengaruhi model. Pada data yang dimiliki, dapat diketahui terdapat beberapa *missing value* yang tercantum di Tabel 2. *Missing Value* Atribut.

Atribut	Jumlah Missing Value
Tanggal	0
Tn	35
Tx	14
Tavg	14
RH_avg	15
RR	156
ss	10
ff_x	7
ddd_x	7
ff_avg	7
ddd_car	7

Tabel 2. Jumlah Missing Value Atribut

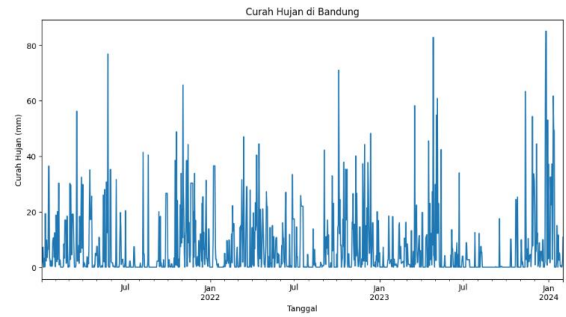
Selain *missing value* yang terdapat pada Tabel 2, terdapat juga *missing value* yang sudah dijabarkan oleh keterangan dari situs *opendata* milik BMKG tersebut. Data yang memiliki nilai 8888 dan 9999 juga dianggap sebagai *missing value* karena nilai 8888 menunjukkan data yang tidak terukur sedangkan nilai 9999 menunjukkan tidak ada pengukuran atau dapat dikatakan kosong.

- Pemilihan Fitur

Pemilihan fitur dilakukan untuk memilih atribut yang akan terlibat dalam pembangunan model. Model yang ingin dibangun merupakan pemodelan *time series*, maka dari itu fitur yang kami pilih yaitu cukup atribut tanggal dan atribut curah hujan dimana atribut curah hujan merupakan target prediksi pemodelan ini.

- Membuat Plot Data

Membuat plot data dilakukan untuk melihat bagaimana curah hujan, apakah menunjukkan pola stasioner atau tidak. Pada plot data ini, menunjukkan pola musiman dari data curah hujan tersebut.



Gambar 2. Plot Curah Hujan di Bandung

Selain itu, kami juga membuat plot untuk melihat bagaimana tren data musimannya.



Gambar 3. Plot Tren Data Curah Hujan

- Melihat Statistika Curah Hujan

*Mean*, *min*, dan *max* dari data curah hujan menunjukkan variasi yang cukup signifikan, yang dapat menjadi indikator penting dalam analisis prediksi kekeringan.

Variabel	Nilai
Mean	7,36845
Min	0,000000
Max	85,000000

Tabel 3. Statistika data Curah Hujan

Berdasarkan tabel statistik curah hujan, nilai rata-rata curah hujan di Kota Bandung adalah 7,37 mm, dengan nilai minimum 0 mm dan maksimum 85 mm.

## C. Preprocessing

Tahapan selanjutnya yang dilakukan yaitu *preprocessing*. *Preprocessing* merupakan tahapan yang dilakukan untuk menyiapkan data sebelum diolah menggunakan model. Berikut merupakan langkah-langkah yang dilakukan pada tahap *preprocessing*:

- Menghilangkan *missing value*.
- Menghapus kolom yang tidak terpakai.
- Merubah Tanggal menjadi yyyy-mm-dd.
- Merubah kolom curah hujan menjadi numerik.

Tahap preprocessing melibatkan beberapa langkah penting untuk menyiapkan data sebelum diolah menggunakan model. Langkah pertama adalah menghilangkan missing value untuk memastikan data yang digunakan lengkap dan akurat. Selanjutnya, kolom yang tidak terpakai dihapus untuk fokus pada variabel yang relevan. Tanggal diubah ke format yyyy-mm-dd untuk konsistensi dalam analisis waktu. Terakhir, kolom curah hujan diubah menjadi format numerik agar bisa digunakan dalam perhitungan statistik dan model prediktif.

#### D. Implementasi Model SARIMA

Implementasi Model SARIMA dilakukan dengan beberapa langkah berikut:

- Melakukan uji stasioneritas data  
Uji stasioneritas data dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan adalah stasioner, yang berarti *mean*, *varians*, dan *autokorelasi* dari data tidak berubah seiring waktu. Uji ini penting karena model SARIMA membutuhkan data yang stasioner untuk memberikan prediksi yang akurat. Uji yang umum digunakan adalah uji *Augmented Dickey-Fuller (ADF)* yang menguji hipotesis bahwa data memiliki akar unit (non-stasioner).

Hasil Uji Stasioneritas	
ADF Statistic	-9,484834
P-Value	0,0000000000000004
Nilai Kritis	1%: -3,436
	5%: -2,864
	10%: -2,568
Kesimpulan	Data stasioner terhadap mean.

Tabel 4. Hasil Uji Stasioneritas Data

- Pencarian orde terbaik  
Pencarian orde terbaik dilakukan untuk menentukan parameter (p, d, q, P, D, Q, s) yang paling sesuai untuk model SARIMA. Proses ini melibatkan pemilihan kombinasi parameter yang meminimalkan nilai kriterium informasi seperti AIC (*Akaike Information Criterion*) atau BIC (*Bayesian Information Criterion*). Berdasarkan data yang diolah, didapatkan nilai p dan q yang dapat dikombinasikan yaitu:  
- *P values* = [1, 2, 5, 7]  
- *Q values* = [1, 2, 3, 4, 6, 7, 9, 10, 11]  
Hasilnya didapatkan kombinasi terbaik yaitu p = 2 dan q = 4 karena memiliki nilai AIC paling besar yaitu dengan nilai 8733,604710869311.
- Estimasi parameter  
Setelah menentukan orde terbaik, langkah berikutnya adalah estimasi parameter model. Estimasi ini dilakukan menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation (MLE)* yang mengoptimalkan parameter model untuk menyesuaikan data historis sebaik mungkin.

Parameter yang diestimasi termasuk koefisien *Autoregressive (AR)*, *Moving Average (MA)*, dan komponen musiman.

Estimasi parameter model menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation (MLE)* sebagai berikut :

	Para-meter	T-Value	P-Value	Standard Error
ar.L1	0,31	19,05	6,38	0,01
ar.S.L1 2	0,02	0,31	7,56	0,06
ar.S.L2 4	0,97	14,63	1,58	0,06
ma.S.L 12	0,04	0,56	5,71	0,07
ma.S.L 24	-0,92	- 11,96	5,13	0,07
ma.S.L 36	-0,06	-1,74	8,10	0,03
ma.S.L 48	-0,04	-1,37	1,68	0,03
sigma2	131,49	22,13	1,41	5,94

Tabel 5. Estimasi Parameter MLE

- Melakukan uji Ljung Box  
Uji Ljung-Box digunakan untuk memeriksa keberadaan autokorelasi pada residual model. Uji ini mengevaluasi apakah residual (*error*) dari model SARIMA bersifat acak atau masih mengandung pola yang belum dijelaskan oleh model. Residual yang acak menunjukkan model yang baik, sedangkan autokorelasi pada residual menunjukkan bahwa model perlu diperbaiki.

Lag	Test Statistic	P-Value
1	2,6431	0,1040
2	15,7867	0,0004
3	17,7256	0,0005
4	18,3037	0,0011
5	23,4266	0,0003
6	24,5244	0,0004
7	32,0964	0,0000
8	32,1331	0,0001
9	34,2500	0,0001
10	35,7500	0,0001

Tabel 6. Hasil Uji Ljung Box

- Melakukan uji kenormalan  
Uji kenormalan dilakukan untuk memastikan bahwa residual dari model mengikuti distribusi normal. Uji ini penting karena asumsi kenormalan residual diperlukan untuk validitas banyak uji statistik yang digunakan dalam evaluasi model. Uji yang umum digunakan adalah uji Jarque-Bera yang mengukur skewness dan kurtosis dari residual.

Uji	Test Statistic	P-Value
Kolmogorov-Smirnov	0,541850	3,811937e-310
Shapiro-Wilks	0,765976	3,072134e-37
Kesimpulan	Residuals tidak terdistribusi normal.	

Tabel 7. Hasil Uji Kenormalan

- Melatih model pada data latih

Langkah terakhir adalah melatih model SARIMA pada data latih. Ini melibatkan penggunaan data historis untuk melatih model sehingga model dapat belajar pola dan hubungan dalam data. Setelah model dilatih, model tersebut dapat digunakan untuk melakukan prediksi curah hujan di masa mendatang dan mengevaluasi kinerjanya menggunakan data uji atau validasi.

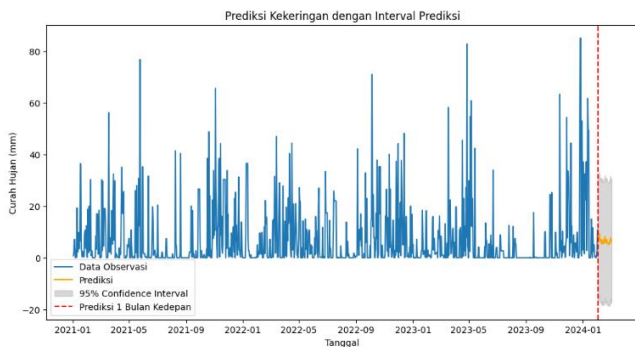
Hasil Evaluasi Model	
RMSE	13.280954435821542
MAE	7.774736914968481

Tabel 8. Hasil Evaluasi Model SARIMA

#### E. Identifikasi Prediction Interval

Tahapan selanjutnya yang dilakukan yaitu mengidentifikasi *prediction interval*. *Prediction interval* merupakan rentang nilai kemungkinan dari model prediksi yang sudah dibuat. Pada penelitian ini, tingkat kepercayaan yang digunakan yaitu sebesar 95% dengan rumus pencarian batas atas (*Upper CI*) dan batas bawah (*Lower CI*) seperti yang sudah dijabarkan di rumus (2).

Melalui perhitungan yang sudah dilakukan, didapatkan hasil plot data prediksi dan *interval prediction* yaitu sebagai berikut:



Gambar 4. Plot Hasil Prediksi

Adapun contoh hasil perhitungannya akan dijabarkan pada tabel 9.

Tanggal	Curah Hujan (Prediksi)	Lower CI	Uppper CI
2024-02-02	6,917589	-15,614518	29,449696
2024-02-03	6,547620	-17,102788	30,198028
2024-02-04	8,489250	-15,270972	32,249472

Tabel 9. Contoh Perhitungan Prediction Interval

#### F. Implementasi Standardized Precipitation Index

*Standardized Precipitation Index* digunakan untuk klasifikasi curah hujan di Kota Bandung. Kriteria indeks kekeringan yang digunakan mengacu pada tabel.

Nilai	Klasifikasi
< 2,00	Amat sangat basah
1,50 – 1,99	Basah
1,00 – 1,49	Cukup basah
(-0,99) – 0,99	Normal
(-1,00) – (-1,49)	Cukup kering
(-1,50) – (-1,99)	Sangat kering
< (-2,00)	Amat sangat kering

Tabel 10. Kriteria Indeks Kekeringan

Pada implementasinya, nilai SPI dari masing-masing nilai curah hujan yang telah diprediksi perlu dihitung terlebih dahulu untuk melihat nilai tersebut masuk ke klasifikasi mana. Nilai SPI dicari menggunakan rumus (3) dan diklasifikasikan berdasarkan tabel yang tercantum pada tabel 10. Contoh data yang telah diklasifikasikan akan dicantumkan pada tabel 11.

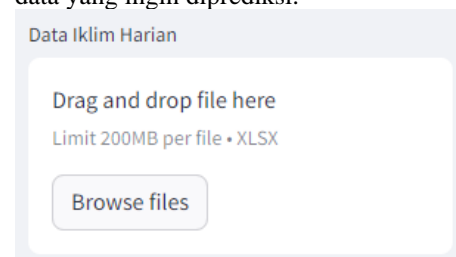
Tanggal	Curah Hujan (Prediksi)	Lower CI	Upper CI	Total RR	SPI	Klasifikasi
2024-02-02	6,91	-15,61	29,44	6,91	0,38	Normal
2024-02-03	6,54	-17,10	30,19	6,54	0,04	Normal
2024-02-04	8,48	-15,27	32,24	8,48	1,84	Basah

Tabel 11. Hasil Klasifikasi

#### G. Implementasi di Streamlit

Langkah terakhir yang digunakan yaitu menghubungkan sistem yang telah dibuat ke *Streamlit*. Pada penelitian ini, *Streamlit* berperan sebagai *front-end* dari aplikasi ini. Adapun konten yang dimuat dalam *Streamlit* akan meliputi:

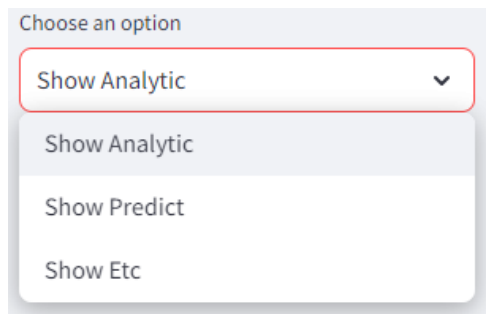
- Input data  
Apabila pengguna mengakses web yang telah dibangun ini, pengguna akan diminta memasukkan data yang ingin diprediksi.



Gambar 5. Fitur input data pada Streamlit

- Pemilihan Menu  
Apabila pengguna sudah memasukkan datanya, pengguna dapat memilih menu yang tersedia. Adapun menu yang tersedia yaitu *Show Analytic*, *Show Predict*, *Show Etc*. Tampilan menu pada *Streamlit* tercantum pada gambar 6.





Gambar 6. Pilihan menu pada aplikasi

- Menu *Show Analytic*  
Menu ini akan menampilkan analisis tentang data yang dimasukkan. Analisisnya yaitu seperti grafik datanya, *lags* pada data tersebut, dan menampilkan juga orde  $p$  dan  $q$  yang paling baik untuk pemodelan SARIMA-nya.
- Menu *Show Predict*  
Menu ini akan menampilkan grafik hasil prediksi 1 bulan ke depan. Selain itu, pengguna juga dapat melihat hasil prediksi dan klasifikasinya di tiap tanggalnya.
- Menu *Show Etc*  
Menu ini akan menyediakan informasi-informasi lain untuk menunjang analisis data, seperti menampilkan korelasi antar atribut pada data yang telah dimasukkan.

#### IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, kesimpulan yang didapatkan yaitu:

1. Model SARIMA terbaik yang didapatkan yaitu dengan orde  $p = 2$  dan  $q = 4$  dengan nilai AIC-nya sebesar 8733,604.
2. Akurasi RMSE dari model SARIMA yang dihasilkan yaitu sebesar 13,281.
3. Akurasi MAE dari model SARIMA yang dihasilkan yaitu sebesar 7,774.
4. Klasifikasi SPI dilakukan dengan mengelompokkan nilai SPI pada tujuh kategori amat sangat kering, sangat kering, cukup kering, normal, cukup basah, basah, dan sangat basah.
5. Aplikasi ini dibangun dengan berbasis Streamlit sebagai *front end*-nya. Adapun pada aplikasi ini, tersedia tiga menu yang meliputi Show Analytic, Show Predict, dan Show Etc.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Putra, "BMKG: Bandung Raya Berpotensi Alami Kekeringan," 7 September 2023. [Online]. Available: <https://www.detik.com/jabar/berita/d-6917903/bmkg-bandung-raya-berpotensi-alami-kekeringan>.
- [2] Mutmainah, "Perbandingan Metode SARIMA dan Exponential Smoothing HoltWinters dalam Meramalkan Curah Hujan di Kota Makassar," *Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar*, pp. 51-88, 2019.
- [3] N. E. Susanti, R. Saputra dan I. A. Situmorang, "Perbandingan Metode SARIMA, Double Exponential Smoothing dan Holt-Winter Additive dalam Peramalan Retail Sales Mobil Honda," *Jurnal Sains Matematika dan Statistika*, pp. 59-70, 2024.
- [4] B. G. Prianda dan E. Widodo, "Perbandingan Metode Seasonal Arima dan Extreme Learning Machine pada Peramalan Jumlah Wisatawan Mancanegara ke Bali," *BAREKENG : Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, pp. 639-650, 2021.
- [5] G. A. Suwandi, "Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) Pada Peramalan Metode Fuzzy Time Series Markov Chain (FTS-MC)," 31 August 2021. [Online].
- [6] I. Fadliani, I. Purnamasari dan W. , "Peramalan dengan Metode Sarima pada Data Inflasi dan Identifikasi Tipe Outlier," *Statistika*, vol. 9, no. 2, pp. 111-116, 2021.
- [7] V. M. Nikmatillah, "Prediction Interval pada Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) untuk Peramalan Curah Hujan dan Informasi Kekeringan," *UPT Perpustakaan Universitas Jember*, pp. 1-28, 2018.
- [8] K. D. Hartomo, D. A. W. S. Putra dan R. Tanone, "Model Prediksi Kekeringan Menggunakan Metode Holt-Winters," *Indonesian Journal of Computing and Modeling*, pp. 36-41, 201.