

SKRIPSI

PREDIKSI CURAH HUJAN MENGGUNAKAN *RECURRENT NEURAL NETWORK (RNN) DAN LONG SHORT-TERM MEMORY (LSTM)*

Disusun Oleh:

Feri Irawan

065119023



**PROGRAM STUDI ILMU KOMPUTER
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS PAKUAN
BOGOR
2024**

HALAMAN PENGESAHAN

Judul : Prediksi Curah Hujan Menggunakan *Recurrent Neural Network (RNN)* Dan
Long Short-Term Memory (LSTM)
Nama : Feri Irawan
NPM : 065119023

Mengesahkan,

Pembimbing Pendamping
Program Studi Ilmu Komputer
FMIPA - UNPAK

Pembimbing Utama
Program Studi Ilmu Komputer
FMIPA - UNPAK

Dinar Munggaran Akhmad, S.Kom., M.Kom.

Arie Qur'ania, M.Kom.

Mengetahui,

Ketua Program Studi Ilmu Komputer
FMIPA - UNPAK

Dekan
FMIPA - UNPAK

Arie Qur'ania, M.Kom.



Asep Demih, S.Kom., M.Sc., Ph.D.

PERNYATAAN KEASLIAN KARYA TULIS SKRIPSI

Dengan ini, saya yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama : Feri Irawan
NPM : 065119023
Program Studi : Ilmu Komputer
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Pakuan
Bogor

Menyatakan bahwa sejauh yang saya ketahui, karya tulis ini bukan merupakan karya tulis yang pernah dipublikasikan atau sudah pernah dipakai untuk mendapatkan gelar sarjana di Universitas lain, kecuali pada bagian-bagian dimana sumber informasinya dicantumkan dengan cara referensi yang semestinya.

Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya. Apabila kelak ditemukan hari terdapat gugatan, penulis bersedia dikenakan sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Bogor, Juni 2024



PERNYATAAN PELIMPAHAN SKRIPSI DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini, saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Feri Irawan
NPM : 065119023
Judul Skripsi : Prediksi Curah Hujan Menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) Dan *Long Short-Term Memory* (LSTM)

Dengan ini saya menyatakan bahwa Paten dan Hak Cipta dari produk Skripsi dan Tugas Akhir di atas adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apapun kepada perguruan tinggi manapun.

Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir skripsi ini.

Dengan ini saya melimpahkan Paten, hak cipta dari karya tulis saya kepada Universitas Pakuan.

Bogor, Juni 2024



Feri Irawan

RIWAYAT HIDUP



Feri Irawan, dilahirkan di Kabupaten Sukabumi pada tanggal 15 Oktober 2000 dari pasangan Bapak Nasep dan Ibu Saadah sebagai anak kedua dari tiga bersaudara.

Penulis memulai Pendidikan sekolah dasar pada tahun 2006 di SDN Banyuresmi dan lulus pada tahun 2012. Di tahun yang sama penulis melanjutkan Pendidikan ke Madrasah Tsanawiyah Nurul Islam Kalibunder dan lulus pada tahun 2015, lalu pada tahun yang sama penulis melanjutkan Pendidikan ke Madrasah Aliyah Al-Aman Cimanggu dengan jurusan Ilmu Pengetahuan Sosial dan lulus pada tahun 2018. Pada tahun 2019 penulis melanjutkan Pendidikan ke Universitas Pakuan Bogor dengan Program Studi Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam.

Selama menjadi mahasiswa di Universitas Pakuan Bogor, pada bulan Agustus 2022 penulis melaksanakan Praktik Lapang di DPRD Kabupaten Bogor. Pada bulan April 2023 penulis memulai penelitian tugas akhir dan selesai pada bulan April 2024 dengan judul “*Prediksi Curah Hujan Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) Dan Long Short-Term Memory (LSTM)*” untuk menuantaskan jenjang perkuliahan dan mendapatkan gelar Sarjana Ilmu Komputer.

RINGKASAN

Feri Irawan, 2024. Prediksi Curah Hujan Menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) Dan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Dibawah bimbingan Ibu **Arie Qur'ania, M.Kom.** dan **Dinar Munggaran Akhmad, S.Kom., M.Kom.**

Penelitian ini dilatar belakangi oleh Hujan yang merupakan salah satu fenomena alam yang menunjukkan jatuhnya titik air dari atmosfer ke permukaan bumi. Curah hujan adalah jumlah air yang jatuh di tanah datar selama periode tertentu yang diukur dengan satuan tinggi (mm) di atas permukaan horizontal. Jumlah curah hujan diukur sebagai volume air yang jatuh di atas permukaan bidang datar dalam periode waktu tertentu, yaitu harian, mingguan, bulanan, atau tahunan. Intensitas curah hujan yang tinggi yang sering disebut hujan ekstrem dapat mengakibatkan terjadinya bencana alam.

Prediksi Curah Hujan ini akan sangat berguna bagi petani agar dapat merencanakan waktu tanam dan panen dengan lebih efisien berdasarkan prediksi curah hujan. Ini membantu meningkatkan hasil pertanian dan mengoptimalkan penggunaan sumber daya. membantu mengoptimalkan penggunaan irigasi. Jika hujan yang cukup diharapkan, petani dan pengelola sumber daya air dapat mengurangi penggunaan irigasi dan menghemat air, membantu pencegahan banjir dengan memahami pola curah hujan yang diharapkan, dapat diambil langkah-langkah pencegahan untuk mengurangi risiko banjir. Misalnya, penataan tata air, konstruksi bendungan, atau peningkatan sistem drainase.

Pengujian dimulai dari tahap pengumpulan data berupa data curah hujan yang di ambil dari *website BMKG* oleh BMKG Dramaga Kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog) pada Januari 2020 – Juni 2023 dengan jumlah data 6.375. Prediksi Curah Hujan Menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) Dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam konteks prediksi curah hujan penelitian ini bertujuan untuk menyelidiki mana yang lebih efektif dalam memprediksi curah hujan dan didapatkan hasilnya bahwa metode LSTM dan RNN memiliki akurasi prediksi yang telah dievaluasi menggunakan MAPE dan RMSE dengan pembagian data 90%, 80%, 70%, 60% data *Training* dan 10%, 20%, 30%, 40% data *Testing* metode LSTM lebih baik dari pada RNN dengan rata-rata nilai MAPE LSTM 0.29%, 4.02%, 4.05%, 2.21% RMSE LSTM 2.44%, 7.53%, 3.96%, 4.21% dan MAPE RNN 0.31%, 2.33%, 4.22%, 2.23%, nilai RMSE RNN 2.52%, 7.69%, 3.97%, 4.26% pengujian paling baik metode LSTM ada pada pembagian data *Training* 60% dan *testing* 40% dengan rata-rata nilai MAPE LSTM 2.21% dan RMSE LSTM 4.21%.

KATA PENGANTAR

Puji syukur saya panjatkan ke hadirat allah SWT karena telah memberikan kesempatan pada penulis untuk menyelesaikan laporan Penelitian ini. Atas rahmat dan hidayah-Nya penulis dapat menyelesaikan laporan Penelitian yang berjudul *Prediksi Curah Hujan Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) Dan Long Short-Term Memory (LSTM)* tepat waktu.

Dalam penulisan laporan Penelitian ini penulis dengan senang hati ingin mengucapkan terimakasih yang sebesar-besarnya kepada:

1. Arie Qur'ania, M.Kom. selaku pembimbing utama sekaligus Ketua Program Studi Ilmu Komputer FMIPA Universitas Pakuan Bogor.
2. Dinar Munggaran Akhmad, S.Kom., M.Kom. selaku pembimbing pendamping Program Studi Ilmu Komputer FMIPA Universitas Pakuan Bogor.
3. Asep Denih, S.Kom., M.Sc., Ph.D. selaku Dekan FMIPA Universitas Pakuan Bogor.
4. Kedua orang tua tercinta yang telah memberikan dorongan, semangat dan doa yang tidak henti agar penulis dapat menyelesaikan laporan Penelitian ini.
5. Teman-teman seangkatan yang telah membantu dan mendukung saya dalam mengerjakan Laporan Penelitian ini.

Menyadari keterbatasan waktu dan kemampuan dalam penulisan laporan Penelitian ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, segala kritik dan saran yang membangun akan diterima dengan senang hati. Mudah-mudahan Allah SWT akan membalas semua kebaikan kepada semua pihak yang membantu. Akhir kata, Semoga Laporan Penelitian ini dapat bermanfaat bagi kita semua. Aamiin.

Bogor, Juni 2024

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN PENGESAHAN	i
PERNYATAAN KEASLIAN KARYA TULIS SKRIPSI.....	ii
PERNYATAAN PELIMPAHAN SKRIPSI DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA	iii
RIWAYAT HIDUP	iv
RINGKASAN.....	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR GAMBAR	ix
DAFTAR TABEL.....	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Tujuan.....	2
1.3 Ruang Lingkup	2
1.4 Manfaat Penelitian.....	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Landasan Teori	4
2.1.1 Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG).....	4
2.1.2 Bencana	4
2.1.3 Curah Hujan.....	4
2.1.4 Prediksi	5
2.1.5 <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN)	5
2.1.6 <i>Long Short-Term Memory</i> (LSTM).....	6
2.1.7 <i>Confusion Matrix</i>	7
2.1.8 <i>Time Series</i>	8
2.1.9 <i>Root Mean Square Error</i> (RMSE)	8
2.1.10 <i>MAPE (Mean Absolute Percentage Error)</i>	9
2.2 Penelitian Terdahulu	9
2.3 Tabel Perbandingan Penelitian	10
BAB III METODE PENELITIAN.....	12
3.1 Metodologi Penelitian	12
3.1.1 Pengambilan Data.....	12
3.1.2 Seleksi data	12
3.1.3 <i>Preprocessing Data</i>	12
3.1.3.1 Transformasi data	13
3.1.3.2 <i>Data Cleaning</i>	13
3.1.4 <i>Data Mining</i>	13
3.1.5 Evaluasi Data	13
3.1.6 Presentase Pengetahuan	13
3.2 Alat dan Bahan	14
3.2.1 Alat	14
3.2.2 Bahan	14

BAB IV PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI.....	15
4.1 Tahap Analisis Kebutuhan.....	15
4.1.1 Sumber Data	15
4.1.2 Lingkup Pengambilan Data	15
4.1.3 <i>Sample</i> Data	15
4.2 Perancangan.....	16
4.2.1 <i>Flowchart</i> Metode Prediksi Curah Hujan.....	16
4.3 Seleksi Data	17
4.4 <i>Preprocessing</i> Data	17
4.4.1 Transformasi Data	18
4.4.2 <i>Cleaning</i> Data.....	18
4.5 Pembuatan Model.....	19
4.6 Evaluasi Model.....	19
4.7 Presentase pengetahuan	20
BAB V HASIL DAN PEMBAHASAN	22
5.1 Pengambilan Data.....	22
5.2 Seleksi data	22
5.3 <i>Preprocessing</i> Data	23
5.3.1 Transformasi data	23
5.3.2 Data <i>Cleaning</i>	24
5.4 Data <i>Mining</i>	25
5.5 Evaluasi Data.....	26
5.6 Presentase Pengetahuan.....	28
BAB VI KESIMPULAN DAN SARAN.....	36
6.1 Kesimpulan.....	36
6.2 Saran	36
DAFTAR PUSTAKA	37
LAMPIRAN	40

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 1. Arsitektur RNN	6
Gambar 2. Arsitektur LSTM.....	6
Gambar 3. <i>Confusion Matrix</i>	8
Gambar 4. Metode Penelitian <i>Knowledge Discovery In Databases</i>	12
Gambar 5. <i>Sample</i> Data Curah Hujan.....	15
Gambar 6. <i>Flowchart</i> Metode Prediksi Curah Hujan	16
Gambar 7. <i>Sample</i> Visualisasi Pengetahuan.....	21
Gambar 8. <i>Dataset</i> BMKG Curah Hujan Kabupaten Bogor	22
Gambar 9. Sebelum Data Curah Hujan di <i>Cleaning</i>	24
Gambar 10. Sesudah Data Curah Hujan di <i>Cleaning</i>	25
Gambar 11. Grafik Prediksi Gadog 90% <i>Training</i> Dan 10% <i>Testing</i>	28
Gambar 12. Grafik Prediksi Cariu 90% <i>Training</i> Dan 10% <i>Testing</i>	28
Gambar 13. Grafik Prediksi Dramaga 90% <i>Training</i> Dan 10% <i>Testing</i>	29
Gambar 14. Grafik Prediksi Empang 90% <i>Training</i> Dan 10% <i>Testing</i>	29
Gambar 15. Grafik Prediksi Leuwiliang 90% <i>Training</i> dan 10% <i>Testing</i>	30
Gambar 16. Grafik Prediksi Cariu 80% <i>Training</i> dan 20% <i>Testing</i>	30
Gambar 17. Grafik Prediksi Dramaga 80% <i>Training</i> dan 20% <i>Testing</i>	31
Gambar 18. Grafik Prediksi Empang 80% <i>Training</i> dan 20% <i>Testing</i>	31
Gambar 19. Grafik Prediksi Gadog 80% <i>Training</i> dan 20% <i>Testing</i>	32
Gambar 20. Grafik Prediksi Leuwiliang 80% <i>Training</i> dan 20% <i>Testing</i>	32
Gambar 21. Grafik Prediksi Cariu 70% <i>Training</i> dan 30% <i>Testing</i>	33
Gambar 22. Grafik Prediksi Dramaga 70% <i>Training</i> dan 30% <i>Testing</i>	33
Gambar 23. Grafik Prediksi Empang 70% <i>Training</i> dan 30% <i>Testing</i>	34
Gambar 24. Grafik Prediksi Gadog 70% <i>Training</i> dan 30% <i>Testing</i>	34
Gambar 25. Grafik Prediksi Leuwiliang 70% <i>Training</i> dan 30% <i>Testing</i>	35

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 1. Perbandingan Penelitian	11
Tabel 2. Sample Seleksi Data Untuk Daerah Dramaga	17
Tabel 3. Sample Transformasi Data.....	18
Tabel 4. Sample Cleaning Data	19
Tabel 5. Rentang nilai MAPE.....	20
Tabel 6. Seleksi Data	23
Tabel 7. Transformasi Data	24
Tabel 8. Parameter Yang Digunakan Pada Model.....	25
Tabel 9. Pembagian Data	25
Tabel 10. Hasil Evaluasi Data Dengan Pembagian Data 90 % <i>Training</i> 10% <i>Testing</i> .	26
Tabel 11. Hasil Evaluasi Data Dengan Pembagian Data 80 % <i>Training</i> 20% <i>Testing</i> .	26
Tabel 12. Hasil Evaluasi Data Dengan Pembagian Data 70 % <i>Training</i> 30% <i>Testing</i> .	27
Tabel 13. Hasil Evaluasi Data Dengan Pembagian Data 60 % <i>Training</i> 40% <i>Testing</i> .	27

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Grafik Prediksi Cariu <i>Training</i> 60% dan <i>Testing</i> 40%	41
Lampiran 2. Grafik Prediksi Cariu <i>Training</i> 60% dan <i>Testing</i> 40%	41
Lampiran 3. Grafik Prediksi Empang <i>Training</i> 60% dan <i>Testing</i> 40%.....	41
Lampiran 4. Grafik Prediksi Gadog <i>Training</i> 60% dan <i>Testing</i> 40%	42
Lampiran 5. Grafik Prediksi Leuwiliang <i>Training</i> 60% dan <i>Testing</i> 40%.....	42
Lampiran 6. <i>Confusion Matrix</i> Prediksi Curah Hujan Cariu	42
Lampiran 7. <i>Confusion Matrix</i> Prediksi Curah Hujan Dramaga	43
Lampiran 8. <i>Confusion Matrix</i> Prediksi Curah Hujan Empang	43
Lampiran 9. <i>Confusion Matrix</i> Prediksi Curah Hujan Gadog	44
Lampiran 10. <i>Confusion Matrix</i> Prediksi Curah Hujan Leuwiliang.....	44
Lampiran 11. <i>Source Code</i> Model.....	44
Lampiran 12. <i>Source Code</i> Evaluasi Pengujian MSE dan MAPE	45
Lampiran 13. <i>Source Code</i> Hasil Prediksi Dalam Grafik.....	47
Lampiran 14. Kartu Bimbigan Proposal Mahasiswa.....	50
Lampiran 15. Kartu Bimbingan Hasil Penelitian	51
Lampiran 16. Kartu Bimbingan Skripsi Mahasiswa.....	52
Lampiran 17. Surat Pengantar Universitas Pakuan	53
Lampiran 18. Surat Balasan BMKG.....	54
Lampiran 19. Surat Pernyataan.....	55
Lampiran 20. Surat Permohonan Pengambilan Data.....	56
Lampiran 21. Data Curah Hujan Dramaga 2020, 2021, dan 2023	57
Lampiran 22. Data Curah Hujan Dramaga 2022	58
Lampiran 23. Data Curah Hujan Empang 2020, 2021, dan 2023.....	59
Lampiran 24. Data Curah Hujan Empang 2022	60
Lampiran 25. Data Curah Hujan Cariu 2020, 2021, dan 2023	61
Lampiran 26. Data Curah Hujan Cariu 2022	62
Lampiran 27. Data Curah Hujan Gadog 2020, 2021, dan 2023	63
Lampiran 28. Data Curah Hujan Gadog 2022	64
Lampiran 29. Data Curah Hujan Leuwiliang 2020, 2021, dan 2023.....	65
Lampiran 30. Data Curah Hujan Lewiliang 2022.....	66

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Hujan merupakan salah satu fenomena alam yang menunjukkan jatuhnya titik air dari atmosfer ke permukaan bumi. Curah hujan adalah jumlah air yang jatuh di tanah datar selama periode tertentu yang diukur dengan satuan tinggi (mm) di atas permukaan horizontal. Jumlah curah hujan diukur sebagai volume air yang jatuh di atas permukaan bidang datar dalam periode waktu tertentu, yaitu harian, mingguan, bulanan, atau tahunan. Intensitas curah hujan yang tinggi yang sering disebut hujan ekstrem dapat mengakibatkan terjadinya bencana alam (Laia & Setyawan, 2020). Informasi cuaca merupakan kebutuhan yang sangat penting dan berpengaruh dalam kehidupan sehari-hari, dengan demikian prediksi curah hujan sangat penting bagi bidang-bidang yang membutuhkan seperti dalam bidang pertanian, transportasi dan industri. Dalam bidang pertanian, curah hujan dipengaruhi oleh faktor cuaca yang dijadikan sebagai salah satu acuan dalam menentukan kecocokan jenis tanaman yang akan dibudidayakan. Dalam bidang transportasi, curah hujan dipengaruhi oleh faktor cuaca seperti pola angin dan curah hujan juga sangat mempengaruhi kelancaran jalur transportasi, baik transportasi laut maupun udara. Sedangkan dalam bidang industri, curah hujan sangat penting untuk industri tradisional, banyak industri tradisional yang masih bergantung pada kondisi cuaca termasuk curah hujan, industri tersebut umumnya menggunakan panas matahari seperti industri genteng dan batu bata (Badriyah, 2022).

Penelitian ini menggunakan dua metode yang pertama *Recurrent Neural Network* (RNN). *Recurrent Neural Network* (RNN) adalah salah satu juga dari pengembangan jenis arsitektur *Neural Network* atau jaringan saraf tiruan, dimana *layer output* dari *hidden layer* akan menjadi *input* lagi bagi pemrosesan selanjutnya. Ide dasar dari RNN adalah topologi jaringan yang dibuat mampu merepresentasikan data sequensial atau *time-series* (Suradiradja, 2021). Kelebihan dari RNN adalah dapat menangkap setiap informasi yang ada dalam data *input* secara sekvensial. *Recurrent Neural Network* (RNN) memiliki kelemahan yaitu tidak dapat menangani ketergantungan jangka panjang dikarenakan RNN tidak dapat menyimpan informasi sebelumnya dengan baik yang disebabkan oleh masalah *vanishing gradient* atau *exploding gradient*. Untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* atau *exploding gradient* maka dikembangkan sel *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan cara memodifikasi arsitektur model dengan mengkombinasikan beberapa unit gerbang (*gate*) yang dirancang khusus sehingga memiliki jaringan blok memori yang mampu mengolah data dan menyimpan informasi dengan periode waktu yang lama (Fitriani & Silvi, 2023).

Metode kedua yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM). *Long Short-Term Memory* (LSTM) merupakan sebuah arsitektur *Recurrent Neural Network* (RNN) yang memiliki *memory cell*. Dengan *memory cell*, arsitektur LSTM dapat bekerja lebih baik dibanding jaringan saraf rekuren biasa, karena memiliki kemampuan untuk mengingat informasi untuk periode waktu yang lebih lama, sehingga menjadikannya algoritma yang lebih baik untuk prediksi data berjenis *time series* (Haristu, et al, 2023). *Long Short-Term Memory* (LSTM) memiliki kelebihan yaitu dapat menyimpan informasi dalam jangka waktu yang panjang dengan menambahkan

memory cell. Selain itu, LSTM dapat menjadi solusi saat memproses data sekuensial yang panjang sehingga mengatasi terjadinya *vanishing gradient* (Oktaviani & Hustinawati, 2021). LSTM yang merupakan pengembangan dari RNN, namun LSTM memiliki kelemahan yaitu hanya mampu menerima informasi dari satu arah (Widagdo, *et al*, 2023).

Penelitian sebelumnya tentang analisis curah hujan yang dilakukan oleh Deden Martia Nanda, Tacbir Hendro P, dan Puspita Nurul S yang berjudul “*Metode K-Nearest Neighbor (KNN)* dalam Memprediksi Curah Hujan di Kota Bandung”(Nanda, *et al*, 2022). Penelitian selanjutnya tentang curah hujan yang di lakukan oleh Saruni Dwiasnati dan Yudo Devianto yang berjudul “*Prediksi Curah Hujan Menggunakan Long Short-Term Memory*” (Badriyah, *et al*, 2022). Penelitian selanjutnya tentang curah hujan yang di lakukan oleh Muhammad Rizki, Setio Basuki, dan Yufis Azhar yang berjudul “*Implementasi Deep Learning Menggunakan Arsitektur Long Short-Term Memory Untuk Prediksi Curah Hujan Kota Malang*” (Adiguno, *et al*, 2022). Penelitian selanjutnya tentang curah hujan yang di lakukan oleh Marthin Luter Laia danYudi Setyawan yang berjudul “*Perbandingan Hasil Klasifikasi Curah Hujan Menggunakan Metode SVM Dan NBC*” (Marthin Luter Laia & Yudi Setyawan, 2020). Penelitian Selanjutnya tentang curah hujan yang di lakukan oleh Helna Freecenta, Eva Yulia Puspaningrum dan Hendra Maulana yang berjudul “*Prediksi Curah Hujan Di Kab.Malang Menggunakan LSTM (Long Short-Term Memory)*” (Freecenta, *et al*, 2022).

Berdasarkan uraian di atas maka peneliti akan melakukan penelitian yang berjudul “*Prediksi Curah Hujan Menggunakan Recurrent Neural Network (RNN) Dan Long Short-Term Memory (LSTM)*” guna untuk memprediksi curah hujan dan mengetahui model yang lebih optimal untuk memprediksi curah hujan.

1.2 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk memprediksi curah hujan di kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog) menggunakan metode *Recurrent Neural Network (RNN)* Dan *Long Short-Term Memory (LSTM)*.

1.3 Ruang Lingkup

Ruang lingkup dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini dibatasi dengan hanya memprediksi data curah hujan kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog) yang sudah di kumpulkan oleh Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Kabupaten Bogor pada Januari 2020 – Juni 2023 dengan jumlah data 6.375.
2. Penelitian ini hanya berfokus pada penerapan motode *Recurrent Neural Network (RNN)* dan *Long Short-Term Memory (LSTM)* untuk peramalan data curah hujan dari data sebelumnya (*Forecasting Time Series*).
3. *Text Editor* yang digunakan adalah Google *Colab*.
4. *Output* yang dihasilkan adalah peramalan data curah hujan yang sudah diproses menggunakan metode *Recurrent Neural Network (RNN)* dan *Long Short-Term Memory (LSTM)*.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari penilitian ini adalah:

1. Memberikan informasi terkait curah hujan kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog) agar petani dapat merencanakan waktu tanam dan panen dengan lebih efisien berdasarkan prediksi curah hujan. Ini membantu meningkatkan hasil pertanian dan mengoptimalkan penggunaan sumber daya.
2. Membantu mengoptimalkan penggunaan irigasi. Jika hujan yang cukup diharapkan, petani dan pengelola sumber daya air dapat mengurangi penggunaan irigasi dan menghemat air.
3. Membantu pencegahan banjir dengan memahami pola curah hujan yang diharapkan, dapat diambil langkah-langkah pencegahan untuk mengurangi risiko banjir. Misalnya, penataan tata air, konstruksi bendungan, atau peningkatan sistem drainase.
4. Menjadikan penelitian ini sebagai referensi untuk pihak-pihak yang memerlukan penelitian yang sama atau yang hampir sama dengan penelitian terkait.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Landasan Teori

2.1.1 Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG)

Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) adalah salah satu instansi yang ikut bertanggung jawab dalam penanganan bencana yang ditimbulkan oleh faktor meteorologi maupun geofisika dalam upaya memenuhi tanggung jawabnya telah melaksanakan program penguatan sarana oprasional untuk pengamatan. Salah satu sistem yang penting untuk mendukung pengamatan meteorologi adalah dengan menggunakan alat radar *AAWS (Automatic Agroclimate and Weather Station)* atau pos pemantau otomatis Agroklimat dan Cuaca (*Weather*) adalah alat yang dipasang BMKG untuk mengamati unsur cuaca dan iklim secara otomatis untuk pemanfaatannya diarahkan ke sektor pertanian. Unsur-unsur cuaca atau iklim yang diamati di *AAWS* diantaranya curah hujan. (Amiroh, *et al*, 2020).

2.1.2 Bencana

Bencana menurut Undang-Undang Nomor 24 Tahun 2007 menjelaskan bahwa bencana adalah sebuah rangkaian kejadian yang mengganggu dan mengancam penghidupan dan kehidupan masyarakat sekitar yang disebabkan oleh faktor alam, nonalam, atau faktor manusia yang menelan korban jiwa manusia, rusaknya lingkungan, kehilangan harta benda, dan dampak pada psikologis (Rahmat & Alawiyah, 2020).

Bencana adalah suatu peristiwa atau rangkaian kejadian yang mengakibatkan korban penderitaan manusia, kerugian harta, benda, kerusakan lingkungan, sarana dan prasarana serta dapat menimbulkan gangguan terhadap tata kehidupan dan penghidupan manusia (Umeidini, *et al*, 2019).

Bencana alam adalah suatu peristiwa alam yang mengakibatkan dampak besar bagi populasi manusia. Diantara bencana alam yang sering terjadi yaitu bencana alam banjir akibat hujan deras yang mengakibatkan sungai meluap dan akibatnya menyapu rumah-rumah di pinggiran sungai serta menimbulkan korban jiwa meninggal dunia (Hardiyanto & Pulungan, 2019).

2.1.3 Curah Hujan

Hujan merupakan salah satu fenomena alam yang menunjukkan jatuhnya titik air dari atmosfer ke permukaan bumi. Hujan memiliki peranan penting dalam siklus hidrologi atau siklus perputaran air. Curah hujan merupakan salah satu parameter hujan yang dapat diukur. Dimana curah hujan menyatakan seberapa besar tinggi air yang ditimbulkan oleh hujan di suatu daerah. Curah hujan merupakan ketinggian air hujan yang terkumpul dalam tempat yang datar, tidak menguap, tidak meresap, dan tidak mengalir. Satuan curah hujan selalu dinyatakan dalam satuan milimeter atau inch namun untuk di indonesia satuan curah hujan yang digunakan adalah dalam satuan milimeter (mm) curah hujan yang berkategori ringan dari 0mm – 20mm, sedang 21mm – 50mm, lebat dari 51mm – 100mm, dan lebih dari 100mm hujan sangat lebat, Curah hujan dalam 1 (satu) milimeter memiliki arti dalam luasan satu meter persegi pada tempat yang datar

tertampung air setinggi satu milimeter atau tertampung air sebanyak satu liter (Ajr, *et al*, 2019).

Curah hujan adalah parameter iklim yang memiliki tingkat keragaman yang tinggi akibat anomali iklim. Anomali iklim menjadikan curah hujan sangat sulit untuk diketahui. Ada beberapa faktor yang mempengaruhi karakteristik keragaman curah hujan tersebut, yaitu faktor geografis, orografis, topografis, orientasi serta struktur kepulauannya. Faktor-faktor tersebut mengakibatkan pola sebaran dari curah hujan menjadi tidak merata antara suatu daerah dengan daerah lainnya (Yusuf, *et al*, 2022).

2.1.4 Prediksi

Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan berdasarkan informasi masa lalu dan sekarang yang dimiliki (Orpa, *et al*, 2019).

Prediksi adalah suatu proses memperkirakan secara sistematis tentang sesuatu yang paling mungkin terjadi di masa depan agar kesalahannya (selisih antara sesuatu yang terjadi dengan hasil perkiraan) dapat diperkecil (Kafil, 2019).

Prediksi adalah proses untuk meramalkan suatu variable di masa mendatang dengan berdasarkan pertimbangan data pada masa lampau. Data yang sering digunakan untuk melakukan prediksi adalah data yang berupa data kuantitatif. Prediksi tidak harus memberikan jawaban secara pasti kejadian yang akan terjadi, melainkan berusaha untuk mencari jawaban sedekat mungkin yang akan terjadi (Adiguno, 2022).

Berikut adalah metode-metode prediksi dalam data *Mining*:

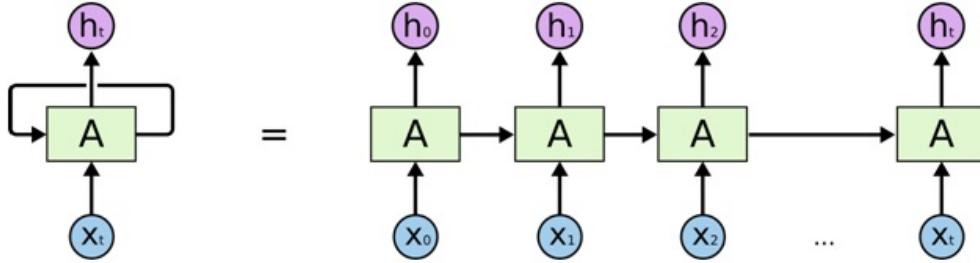
1. *Naïve Bayes* (NB)
2. *K-Nearest Neighbor* (K-NN)
3. *Random Forest* (RF)
4. *Decision Stump* (DS)
5. *Decision Tree* (DT)
6. *Rule Induction* (RI)
7. *Linear Regression* (LR)
8. *Linear Discriminant Analysis* (LDA)
9. *Recurrent Neural Network* (RNN)
10. *Long Short-Term memory network* (LSTM)
11. *Support Vector Machine* (SVM)

2.1.5 Recurrent Neural Network (RNN)

Recurrent Neural Network (RNN) adalah salah satu kelas dari ANN (*Artificial Neural Network*), dimana arsitektur *hidden layer*nya memperbolehkan *output* sebelumnya menjadi *input* saat ini dalam *states*. RNN dapat memodelkan ketergantungan temporal dan cocok untuk melakukan prediksi terhadap data yang berurut (Putra, 2022). Data sekuensial mempunyai karakteristik di mana *sample* data diproses secara berurutan (misalnya dalam deret waktu) dan *samplel* dalam urutan tersebut terkait erat satu sama lain.

Cara yang dilakukan RNN untuk dapat menyimpan informasi dari propagasi sebelumnya adalah dengan melakukan *looping* di dalam arsitekturnya, yang secara otomatis membuat informasi dari masa lalu tetap tersimpan. Sifat dasar RNN

membuktikan bahwa metode ini tepat diterapkan untuk data berbentuk *sequence* atau *list*, salah satunya adalah data *time series* (Esna, 2020), seperti ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Arsitektur RNN

Ketika data latih masuk pada model RNN, data tersebut akan diproses oleh *hidden state* (h_t) fungsi dari *hidden state* pada RNN adalah untuk menghitung, memperbarui dan menyimpan bobot RNN. Persamaan dari *hidden state* (h_t) pada RNN, seperti ditunjukkan pada Persamaan 1.

$$h_t = f = (W_{hh} \cdot h_{t-1} + W_{xh} \cdot x_t + b_h) \quad (1)$$

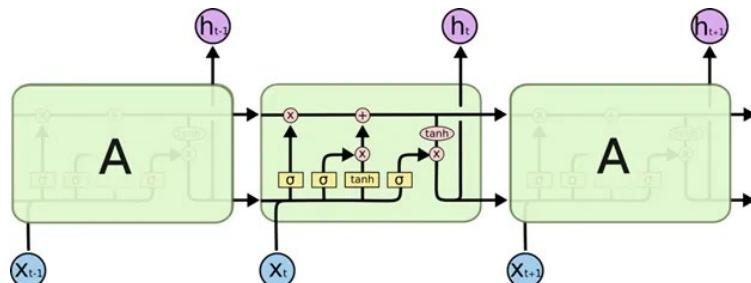
Keterangan:

- w adalah bobot (*weight*) dari matriks
- h adalah *hidden state* pada *time step* sebelumnya
- x adalah *input time step*
- b adalah bias dari vektor

2.1.6 Long Short-Term Memory (LSTM)

Long Short-Term Memory (LSTM) adalah turunan dari *Recurrent Neural Network* (RNN) yang terbukti berhasil digunakan untuk prediksi data *time series*. RNN mampu menggunakan informasi yang telah direkam sebelumnya yang panjang urutannya atau *sequence* nya beragam. RNN memiliki masalah *vanishing gradient* oleh karena itu, pembangunan sistem ini dibuat dengan metode regresi LSTM (Ashari & Sadiki, 2020).

RNN memiliki bentuk rangkaian modul- modul jaringan syaraf yang berulang. LSTM juga memiliki struktur yang serupa dengan RNN tetapi memiliki fitur tambahan berupa gerbang pada sel, seperti ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Arsitektur LSTM

Sel memori (*cell state*) berfungsi untuk menyimpan informasi yang sudah diproses *forget gate*, *input gate* dan *output gate*, persamaan dari sel memori (*cell state*), seperti ditunjukkan pada Persamaan 2.

$$C_t = f_t O C_{t-1} + i_t O C_t \quad (2)$$

Forget Gate berfungsi untuk menghapus informasi yang tidak relevan dari sel memori (*cell state*). hasil dari gerbang ini adalah angka 0 dan 1, angka 1 menunjukkan bahwa informasi harus disimpan sedangkan angka 0 menunjukkan bahwa informasi sudah tidak dibutuhkan sehingga dapat dihapus, persamaan dari *forget gate*, seperti ditunjukkan pada Persamaan 3.

$$F_t = \sigma (W_{hf} \cdot h_{t-1} + W_{xf} \cdot x_t + b_f) \quad (3)$$

Input Gate berfungsi untuk menentukan dan mengontrol berapa banyak informasi baru yang akan ditambahkan ke dalam sel memori (*cell state*), hal ini perlu dilakukan untuk mencegah sel memori menyimpan data yang tidak relevan, persamaan dari *input gate*, seperti ditunjukkan pada Persamaan 4.

$$i_t = \sigma (W_{hi} \cdot h_{t-1} + W_{xi} \cdot x_t + b_i) \quad (4)$$

Output Gate berfungsi untuk menggabungkan informasi dari sel memori (*cell state*) saat ini dengan informasi dari *input gate* lalu meneruskannya kepada sel memori (*cell state*) yang baru, persamaan dari *output gate*, seperti ditunjukkan pada Persamaan 5.

$$o_t = \sigma (W_{ho} \cdot h_{t-1} + W_{xo} \cdot x_t + b_o) \quad (5)$$

Keterangan:

- w adalah bobot (*weight*) dari matriks
- h adalah *hidden state* pada *time step* sebelumnya
- x adalah *input time step*
- b adalah bias dari vector

2.1.7 Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah sebuah tabel yang menunjukkan kinerja dari sebuah model klasifikasi yang memiliki data jawaban benar (Girsang, 2022), seperti ditunjukkan pada Gambar 3.

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Gambar 3. Confusion Matrix

Penjelasannya sebagai berikut:

1. *True Positive* (TP), kondisi dimana model mengklasifikasikan data sebagai *TRUE* dan jawaban aktualnya adalah *TRUE*.
2. *True Negative* (TN), kondisi dimana model mengklasifikasikan data sebagai *FALSE* dan jawaban aktualnya adalah *FALSE*.
3. *False Positive* (FP), kondisi dimana model mengklasifikasikan data sebagai *TRUE* dan jawaban aktualnya adalah *FALSE*.
4. *False Negative* (FN), kondisi dimana model mengklasifikasikan data sebagai *FALSE* dan jawaban aktualnya adalah *TRUE*.

2.1.8 Time Series

Time Series merupakan bagian dari metode peramalan dengan pendekatan kuantitatif. Peramalan menggunakan metode runtun waktu adalah peramalan yang menggunakan serangkaian pengamatan terhadap suatu peristiwa, kejadian, gejala, atau variabel yang diambil dari waktu ke waktu. Atau dengan kata lain, peramalan yang menggunakan serangkaian data masa lampau. Salah satu metode peramalan yang paling sering digunakan adalah peramalan *time series* (Yuliana, 2019).

Time series adalah metode yang dipergunakan untuk menganalisis serangkaian data yang merupakan fungsi dari waktu. Metode ini mengasumsikan beberapa pola atau kombinasi pola selalu berulang sepanjang waktu, dan pola dasarnya dapat diidentifikasi semata-mata atas dasar data historis (Wiharja & Ningrum, 2020).

2.1.9 Root Mean Square Error (RMSE)

RMSE (*Root Mean Square Error*) adalah akar kuadrat dari kuadrat kesalahan rata-rata yang dihasilkan dari perhitungan Suatu metode. RMSE digunakan untuk membandingkan nilai yang diprediksi oleh model hipotetis dengan nilai dari hasil pengamatan. Dengan kata lain, RMSE mengukur kualitas kesesuaian antara data aktual dan model prediksi (Prasetyo, 2021).

Rumus untuk menghitung MSE sebagai berikut :

$$\text{RMSE} = \frac{\sum_{t=1}^n (Y_t - Y'_t)^2}{n} \quad (6)$$

Di mana Y_t adalah nilai aktual pada periode t , dan \hat{Y}_t adalah nilai hasil prediksi pada periode t . Untuk jumlah prediksi diwakili oleh nilai n . *RapidMiner* juga menyediakan operator untuk mengevaluasi kinerja regresi linier yaitu menghitung nilai *root mean square error*. Oleh karena itu pada penelitian ini, kinerja regresi *linier* akan diukur dengan bantuan *RapidMiner*.

2.1.10 MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*)

MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) merupakan ukuran kesalahan *relative* yang menyatakan persentase kesalahan hasil peramalan terhadap permintaan sebenarnya selama periode tertentu yang akan memberikan informasi persentase kesalahan terlalu tinggi atau rendah (Anggraini, *et al*, 2022).

MAPE dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{MAPE} = \frac{100\%}{n} * \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \quad (7)$$

2.2 Penelitian Terdahulu

Penelitian terdahulu merupakan penelitian yang berfungsi sebagai bentuk perbandingan penelitian yang akan dilakukan dengan penelitian yang sebelumnya sudah pernah ada.

1. Penulis : Deden Martia N., Tacbir Hendro P., & Puspita Nurul S.
Judul : Metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* dalam Memprediksi Curah Hujan di Kota Bandung
Tahun : 2022
Isi : Penelitian ini berisi hasil prediksi curah hujan di kota bandung menggunakan metode *K-Nearest Neighbor (KNN)*. Berdasarkan penelitian yang dilaksanakan didapatkan hasil nilai K yang telah dilakukan pelatihan *K-Cross Validation* maka didapatkan hasil terbaik sebanyak 5 dengan nilai akurasi sebesar 86.199%. Hasil pengujian metode dengan menggunakan *Confusion Matrix* menghasilkan akurasi sebesar 85.78%.
2. Penulis : Jamilatul Badriyah, Arna Fariza, & Tri Harsono
Judul : Prediksi Curah Hujan Menggunakan Long *Short-Term Memory*
Tahun : 2022
Isi : Pengujian prediksi curah hujan di kota surabaya, hasil algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) menunjukkan lebih baik dibandingkan dengan algoritma RNN dan GRU dengan nilai MSE 0.489, MAE 0.537 dan R2 0.497 dikarenakan nilai tersebut memiliki tingkat error paling kecil dibandingkan yang lain.
3. Penulis : Muhammad Rizki, Setio Basuki, dan Yufis Azhar
Judul : *Implementasi Deep Learning Menggunakan Arsitektur Long Short-Term Memory Untuk Prediksi Curah Hujan Kota Malang*
Tahun : 2020
Isi : Isi dari penelitian ini yaitu mengimplementasikan *Deep Learning* menggunakan arsitektur *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk prediksi curah hujan kota Malang
4. Penulis : Laia Luter Marthin dan Setyawan Yudi

- Judul : Perbandingan Hasil Klasifikasi Curah Hujan Menggunakan Metode SVM Dan NBC
- Tahun : 2020
- Isi : Isi dari Penelitian ini yaitu Prakiraan curah hujan kedua metode menghasilkan tingkat akurasi yang berbeda, metode *Naïve Bayes Classifier* menghasilkan tingkat akurasi 65,75% dengan prakiraan angka kejadian hujan sebanyak 27 dari 73 hari pada data *Testing*. Sedangkan metode *Support Vector Machine* menghasilkan prakiraan hujan sebanyak 58 dari 73 hari pada data *Testing* dengan tingkat akurasi 79,45%.
- 5 Penulis : Freecenta Helna, Puspaningrum Yulia Eva, dan Maulana Hendra
- Judul : Prediksi Curah Hujan di Kab.Malang Menggunakan LSTM (*Long Short-Term Memory*)
- Tahun : 2022
- Isi : Isi penelitian ini yaitu didapatkan hasil curah hujan di kabupaten Malang menggunakan *Long Short-Term Memory* (LSTM).

2.3 Tabel Perbandingan Penelitian

Tabel perbandingan berfungsi untuk membandingkan penelitian terdahulu yang kita gunakan sebagai bahan acuan untuk penelitian curah hujan, seperti ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Perbandingan Penelitian

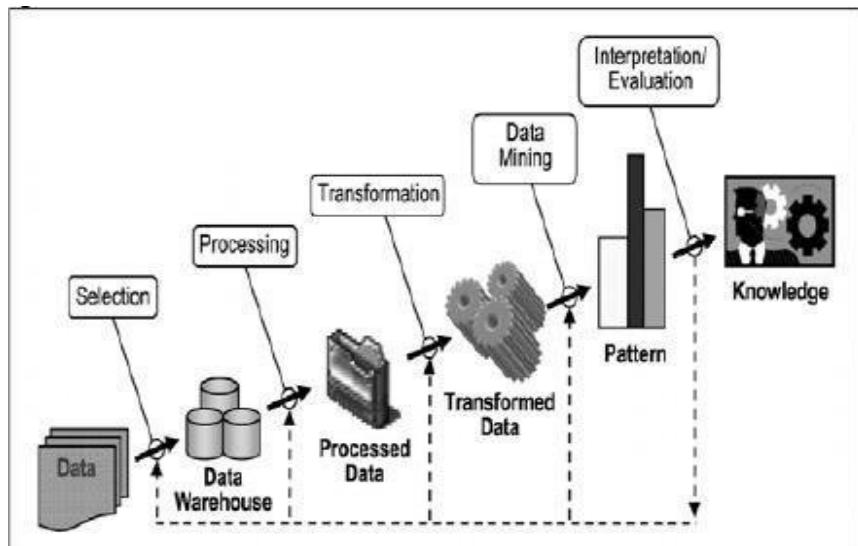
No	Peneliti dan Tahun	Judul	Perbandingan Metode			
			RNN	LSTM	SVM	NBC
1	Rizki Muhammad, Basuki Setio, dan Azhar Yufis (2020)	Implementasi <i>Deep Learning</i> Menggunakan <i>Arsitektur Long Short-Term Memory</i> Untuk Prediksi Curah Hujan Kota Malang	---	√	---	---
2	Laia Luter Marthin dan Setyawan Yudi (2020)	Perbandingan Hasil Klasifikasi Curah Hujan Menggunakan Metode SVM Dan NBC	---	---	√	√
3	N Martia.Deden, P Hendro Tacbir., & S Nurul Puspita. (2022)	<i>Neural Network (RNN)</i> dalam Memprediksi Curah Hujan di Kota Bandung	√	---	---	---
4	Badriyah Jamilatul, Fariza Arna, & Tri Harsono (2022)	Prediksi Curah Hujan di Kab.Malang Menggunakan LSTM (<i>Long Short-Term Memory</i>)	---	√	---	---
5	Freecenta Helna, Puspaningrum Yulia Eva , dan Maulana Hendra (2022)	Prediksi Curah Hujan di Kab.Malang Menggunakan LSTM (<i>Long Short-Term Memory</i>)	---	√	---	---
6	Irawan Feri (2024)	Prediksi Curah Hujan Menggunakan <i>Recurrent Neural Network (RNN)</i> Dan <i>Long Short-Term Memory (LSTM)</i>	√	√	---	---

BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Metodologi Penelitian

Metode yang pakai pada penelitian ini yaitu *Knowledge Discovery In Databases* (KDD). *Knowledge Discovery in Database* (KDD) memiliki tujuan yakni menggunakan data yang tersedia pada basis data kemudian mengolah data untuk mendapatkan sebuah informasi baru yang bermanfaat, seperti ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Metode Penelitian *Knowledge Discovery In Databases*

Berikut adalah tahap-tahap yang digunakan dalam metode Penelitian *Knowledge Discovery In Databases* (KDD):

3.1.1 Pengambilan Data

Pengambilan data untuk penelitian ini termasuk dalam proses Data Understanding. Pengambilan dilakukan pada website BMKG Kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog). Pengambilan data pada penelitian ini menggunakan data resmi website dari pihak yang terkait dalam objek penelitian ini. Setelah pengambilan data dari website, data tersebut tidak bisa langsung dimasukan dalam pengolahan untuk memprediksi curah hujan, maka dilanjutkan dengan tahapan Data Cleaning. Hasil pengambilan data terdapat pada Lampiran 21 – 30.

3.1.2 Seleksi data

Pemilihan (seleksi) data dari sekumpulan data operasional perlu dilakukan sebelum tahap penggalian informasi dalam KDD dimulai. Data hasil seleksi yang akan digunakan untuk proses *preprocessing* data.

3.1.3 Preprocessing Data

Data curah hujan yang diunduh BMKG di situs BMKG tidak bisa langsung diproses untuk membuat model, akan tetapi perlu dilakukan prapemrosesan data terlebih

dahulu. Prapemrosesan data adalah proses mengubah data mentah menjadi bentuk yang lebih mudah dipahami dan siap untuk diproses oleh algoritma, dengan melakukan. Prapemrosesan data, proses prediksi menjadi lebih efisien dan hasil prediksi menjadi lebih akurat. Prapemrosesan data perlu dilakukan untuk memperbaiki kesalahan pada data mentah seperti data yang hilang, data yang tidak valid maupun format data yang tidak teratur. Terdapat beberapa tahapan dalam prapemrosesan data atau data preprocessing yang umumnya dilakukan dalam data mining, tahapan-tahapan tersebut adalah transformasi data dan data *cleaning*.

3.1.3.1 Transformasi data

Transformasi data adalah merubah skala data kedalam bentuk lain sehingga data memiliki distribusi yang diharapkan. Setiap data dilakukan operasi matematika yang sama pada data aslinya. Data yang telah di seleksi diperbaiki lalu dilakukan transformasi ke dalam *file* terpisah dengan format csv sehingga data tersebut layak dan siap untuk dilakukan proses *cleaning*.

3.1.3.2 Data Cleaning

Sebelum *Dataset* dimasukkan dalam model maka dilakukan proses data *cleaning* yang meliputi pengisian *missing value* (data yang kosong), menghaluskan *noisy* data, mengidentifikasi atau menghilangkan *outlier*, dan menghilangkan inkonsistensi. Data perlu dilakukan pembersihan sebelum diproses dengan teknik data *mining*. Data yang didapat dari kasus nyata (*real worlds*) biasanya tidak siap digunakan, dalam arti mengandung data yang tidak benar. Hal ini bisa jadi dikarenakan adanya kesalahan *instrument faulty*, kesalahan yang dilakukan oleh manusia atau kesalahan transmisi. Setelah data di rasa sudah baik untuk digunakan dalam pengolahan data maka di ubah ke dalam bentuk *CSV* (Dwiasnati & Devianto, 2022).

3.1.4 Data Mining

Pada tahapan ini dilakukan *validation* yakni proses membagi *dataset* menjadi beberapa bagian yang mana 1 diantara bagian lainnya menjadi data *testing*, dan yang lainnya menjadi data *Training*. Kemudian dimasukkan kedalam *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM). Ini dilakukan bergantian pada tiap bagian data sampai mendapat nilai terbaik dari model ini (Pratama, *et al*, 2022).

3.1.5 Evaluasi Data

Setelah tahapan data *mining* selesai maka selanjutnya adalah melakukan evaluasi terhadap hasil dari pemodelan tersebut menggunakan MAPE dan RMSE. Evaluasi merupakan suatu pola informasi yang dihasilkan dalam data *mining* untuk menampilkan suatu bentuk yang dapat mudah di mengerti oleh pihak yang berkepentingan (Pratama, *et al*, 2022).

3.1.6 Presentase Pengetahuan

Presentase pengetahuan adalah visualisasi dan penyajian pengetahuan terhadap hasil data prediksi dan metode yang digunakan untuk memproses hasil prediksi tersebut,

presentase pengetahuan dapat ditampilkan dalam bentuk grafik atau tabel untuk memudahkan pemahaman dan interpretasi hasil prediksi.

3.2 Alat dan Bahan

3.2.1 Alat

Alat yang dibutuhkan pada penelitian ini berupa perangkat lunak (*software*) dan perangkat keras (*hardware*) yaitu:

- a. Perangkat Lunak (*Software*)
 1. Sistem Operasi Windows 11 64bit
 2. Google Chrome
 3. Google Colab
 4. Microsoft Excel 2021
 5. Microsoft Word 2021
 6. Microsoft Visio 2021
 7. Mendeley
- b. Perangkat Keras (*hardware*)
 1. Laptop
 2. Prosesor Intel core i3
 3. RAM 12GB DDR3I

3.2.2 Bahan

Bahan yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Jurnal, media cetak, dan internet sebagai penunjang referensi dalam pelaksanaan penelitian dan pembuatan laporan proposal penelitian.
2. Data curah hujan yang telah dikumpulkan oleh Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG).

BAB IV

PERANCANGAN DAN IMPLEMENTASI

4.1 Tahap Analisis Kebutuhan

Proses yang dilakukan pertama kali dalam penelitian ini adalah pengumpulan data, data curah hujan di Kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog) merupakan objek utama dalam penelitian ini.

4.1.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data curah hujan kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog) yang sudah di kumpulkan oleh Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Dramaga Kabupaten Bogor pada Januari 2020 – Juni 2023 dengan jumlah data 6.375.

4.1.2 Lingkup Pengambilan Data

Lingkup pengambilan data mencakup data yang di kumpulkan oleh Badan Meteorologi, Klimatologi, dan Geofisika (BMKG) Dramaga Kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog) pada Januari 2020 – Juni 2023 dengan jumlah data 6.375 <https://dataonline.bmkg.go.id/>.

4.1.3 Sample Data

Sample data mencakup informasi mengenai data curah hujan yang dikumpulkan BMKG, data mencakup periode curah hujan harian selama satu tahun, seperti ditunjukkan pada Gambar 5.

Tanggal	Tahun 2021											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	0	-	0	4.5	1	-	0.3	73.4	25	30	40	0
2	2.4	19.3	16.5	-	-	0	2.3	49.8	-	6	6.7	-
3	-	25.9	3	39.2	-	53	-	7	2	44.5	21.7	-
4	41	15.6	18.6	4	-	19.7	-	-	0	38.7	1.5	-
5	0.2	30.1	12.1	0.8	-	0	0.9	24.5	-	-	8.4	3.8
6	0.2	1.6	6	1.2	2.6	-	-	2.1	-	1	18.7	3.8
7	102	25.9	0.1	1.2	21.4	21	2.4	-	4	-	8.6	24.9
8	0.5	67.7	5.6	0.2	28.3	51.5	-	-	10	-	33.8	14.5
9	22.4	14.4	-	-	86.7	26	-	-	69	0.1	-	4
10	4.4	2.9	9.3	7.9	34.3	41	-	36	16	2.4	26.7	2.5
11	2.3	10.5	9.7	-	-	2.5	0	5.3	-	27.8	6.3	28.7
12	0	0.5	0	0.5	-	11.2	0	-	-	1.5	0	7.5
13	0.8	9.4	-	5.3	-	10	-	-	4	0	2.7	23.5
14	0	0.1	0	6.9	-	0	9.2	14	1.5	0.1	-	-
15	1.5	24.8	0.7	4.6	-	-	-	-	3.7	0	2.5	0
.....												
	31	19.1	4.4	36.5	0	77		74.7		13.5		

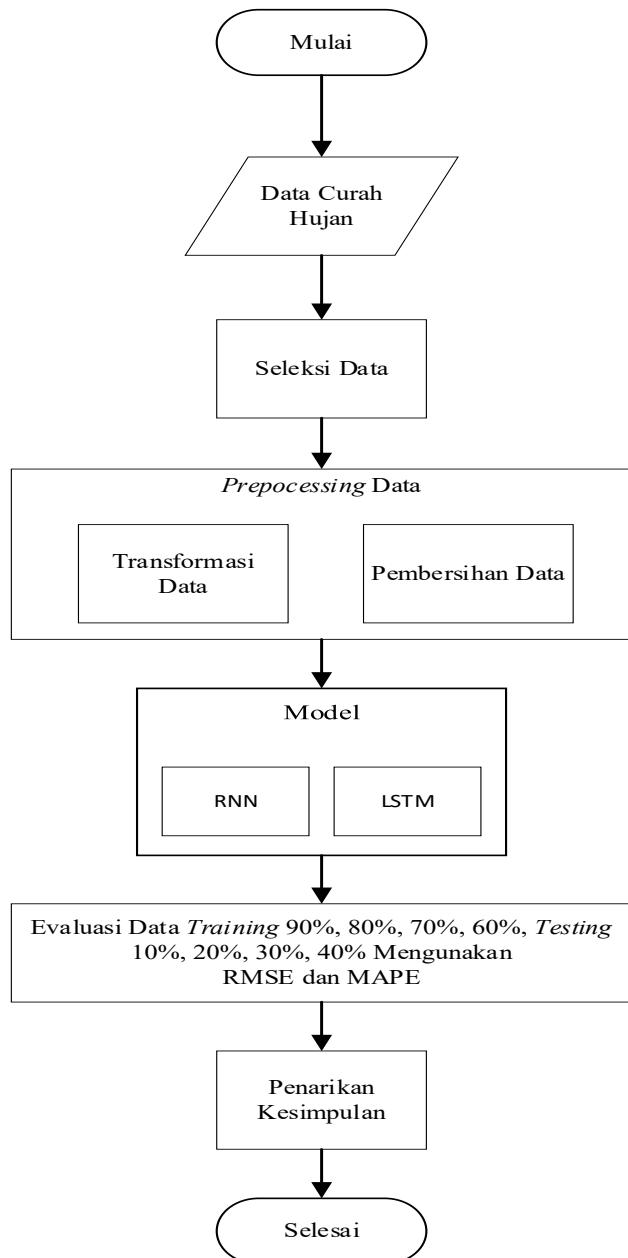
Gambar 5. Sample Data Curah Hujan

Data yang akan digunakan pada penelitian ini merupakan data curah hujan Kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog) selama 4 tahun pada Januari 2020 – Juni 2023 dengan jumlah data 6.375.

4.2 Perancangan

4.2.1 *Flowchart* Metode Prediksi Curah Hujan

Flowchart adalah diagram alur yang menggambarkan langkah, urutan dan keputusan dalam melakukan sebuah proses dari suatu program. *Flowchart* Metode Prediksi Curah Hujan Menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) Dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), seperti ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. *Flowchart* Metode Prediksi Curah Hujan

4.3 Seleksi Data

Seleksi data dilakukan untuk mengurangi kompleksitas dan waktu pemrosesan data dengan hanya fokus pada data yang benar-benar diperlukan untuk proses prediksi, seperti ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Sample Seleksi Data Untuk Daerah Dramaga

Sebelum Data Di Seleksi		Sesudah Data Di Seleksi	
Dramaga 2021			
Tanggal	Januari	Tanggal	Curah Hujan
1	0	02/01/2021	2.4
2	2.4	04/01/2021	41
3	0	05/01/2021	0.2
4	41	06/01/2021	0.2
5	0.2	07/01/2021	102
6	0.2	08/01/2021	0.5
7	102	09/01/2021	22.4
8	0.5	10/01/2021	4.4
9	22.4	11/01/2021	2.3
10	4.4	13/01/2021	0.8
11	2.3	15/01/2021	1.5
12	0	16/01/2021	2
13	0.8	18/01/2021	0.5
14	0	19/01/2021	7.4
15	1.5		
16	2		
17	0		
18	0.5		
19	7.4		

4.4 Preprocessing Data

Data curah hujan yang diunduh BMKG di situs BMKG tidak bisa langsung diproses untuk membuat model, akan tetapi perlu dilakukan prapemrosesan data terlebih dahulu. Prapemrosesan data adalah proses mengubah data mentah menjadi bentuk yang lebih mudah dipahami dan siap untuk diproses oleh algoritma, dengan melakukan prapemrosesan data, proses prediksi menjadi lebih efisien dan hasil prediksi menjadi lebih akurat. Prapemrosesan data perlu dilakukan untuk memperbaiki kesalahan pada data mentah seperti data yang hilang, data yang tidak *valid* maupun format data yang tidak teratur.

Terdapat beberapa tahapan dalam prapemrosesan data atau data *preprocessing* yang umumnya dilakukan dalam data *mining*, tahapan-tahapan tersebut adalah integrasi data, pembersihan data, transformasi data dan seleksi data.

4.4.1 Transformasi Data

Transformasi Data adalah proses mengubah data mentah menjadi bentuk yang lebih sesuai untuk proses *data mining*, beberapa teknik transformasi data yang umum dilakukan dalam prapemrosesan data adalah *normalization*, *discretization* dan lain-lain.

Teknik transformasi data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah normalisasi menggunakan *min-max scaler* untuk menyesuaikan skala pada data menjadi rentang yang sama, *min-max scaler* dilakukan agar rentang pada data tidak terlalu besar maupun tidak terlalu kecil, seperti ditunjukkan pada Tabel 3.

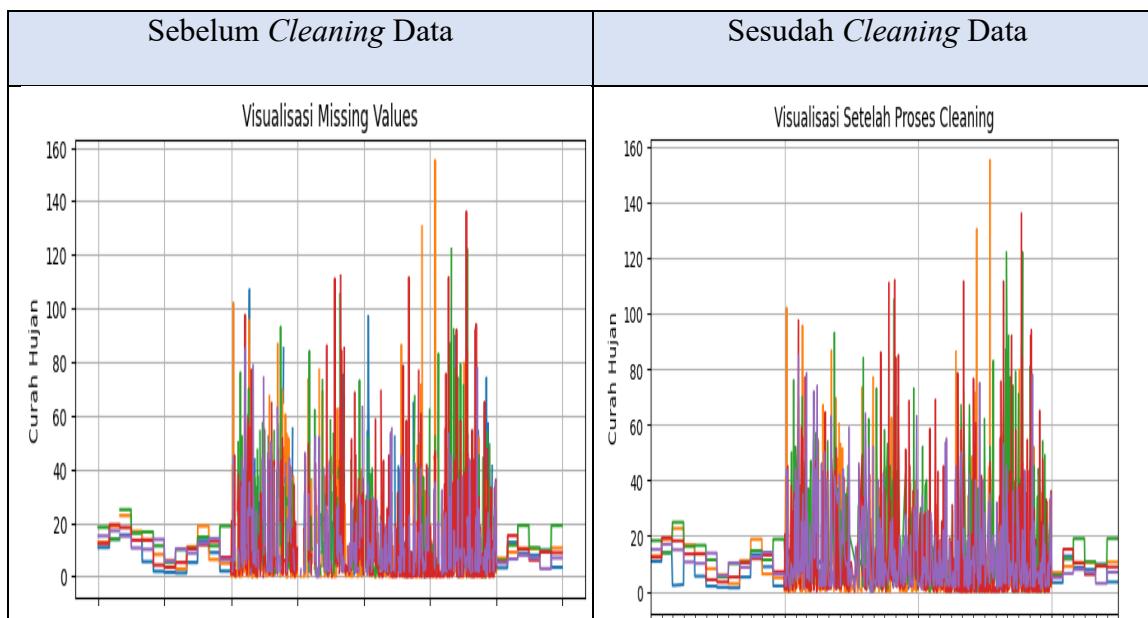
Tabel 3. Sample Transformasi Data

Tanggal	Sebelum Curah Hujan Di Transformasi	Sesudah Curah Hujan Di Transformasi
02/01/2021	2.4	0,426829278
04/01/2021	41	0,731707335
05/01/2021	0.2	0,731707335
06/01/2021	0.2	0,731707335
07/01/2021	102	0,731707335
08/01/2021	0.5	0,731707335
09/01/2021	22.4	0,731707335
10/01/2021	4.4	0,731707335
11/01/2021	2.3	0,731707335
13/01/2021	0.8	0,914634168
15/01/2021	1.5	0,853658557
16/01/2021	2	0,823170781
18/01/2021	0.5	0,772357762
19/01/2021	7.4	0,752032518

4.4.2 Cleaning Data

Tahap kedua yang dilakukan adalah pembersihan data, pembersihan data dilakukan untuk menghapus data yang tidak *valid*, data yang tidak relevan dan data yang tidak sesuai format, pembersihan data dilakukan untuk memastikan bahwa data yang digunakan untuk proses pemodelan adalah data yang berkualitas, seperti ditunjukkan pada tabel 4.

Tabel 4. Sample Cleaning Data



4.5 Pembuatan Model

Sebelum pemodelan metode *Recurrent Neural Network* (RNN) Dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dilakukan, beberapa parameter yang diperlukan oleh metode tersebut harus diinisialisasi terlebih dahulu. Parameter sendiri adalah suatu nilai yang mengatur perilaku dari suatu algoritma, dengan mengoptimalkan nilai dari parameter, model akan memiliki kinerja dan akurasi yang baik.

4.6 Evaluasi Model

Evaluasi model itu dilakukan untuk mengetahui kinerja model terbaik untuk prediksi curah hujan. Pada penelitian ini, evaluasi model dilakukan dengan cara menghitung MAPE dan RMSE untuk mengevaluasi metode paramalan atau prediksi, dimana dalam metode ini akan menghitung nilai antara rata-rata kuadrat yang diramalkan dengan nilai yang diamati, RMSE (*Root Mean Square Error*) digunakan untuk membandingkan nilai yang diprediksi oleh model hipotetis dengan nilai dari hasil pengamatan. Dengan kata lain, RMSE mengukur kualitas kesesuaian antara data aktual dan model prediksi. MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) merupakan ukuran kesalahan *relative* yang menyatakan persentase kesalahan hasil peramalan terhadap permintaan sebenarnya selama periode tertentu yang akan memberikan informasi persentase kesalahan terlalu tinggi atau rendah (Anggraini, *et al*, 2022), seperti ditunjukkan pada Tabel 5.

Tabel 5. Rentang nilai MAPE

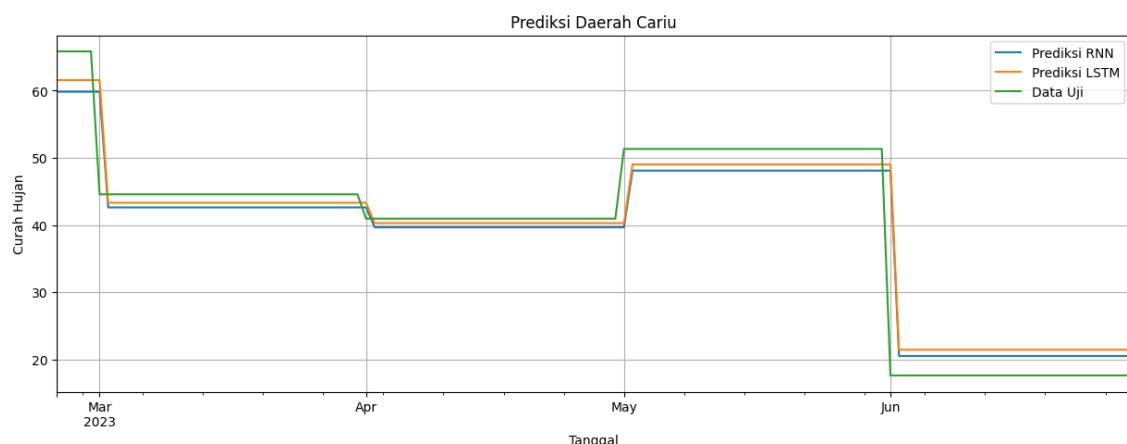
No	Nilai MAPE	Akurasi Prediksi
1	<10 %	Sangat Baik
2	10% - 20%	Baik
3	20% - 50%	Cukup
4	>50%	Buruk

Berikut adalah keterangan untuk kategori nilai MAPE (*Mean Absolute Percentage Error*) dan akurasi prediksi:

1. Rentang nilai MAPE berada di bawah 10%, maka prediksi dianggap sangat baik. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kesalahan relatif yang sangat kecil dalam memprediksi nilai aktual. Dalam konteks akurasi prediksi, klasifikasi ini menandakan bahwa prediksi model hampir sempurna dan sangat dekat dengan nilai aktual.
2. Rentang nilai MAPE antara 10% - 20% dianggap baik. Meskipun terdapat sedikit kesalahan dalam prediksi, namun kesalahan tersebut masih dalam batas yang dapat diterima. Model masih memberikan prediksi yang baik dan akurat secara keseluruhan.
3. Rentang nilai MAPE berada di antara 20% - 50%, maka prediksi dianggap cukup. Ini menandakan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang cukup signifikan dalam memprediksi nilai aktual. Meskipun masih memberikan informasi yang berguna, namun perlu diingat bahwa prediksi dapat memiliki ketidakpastian yang lebih besar dalam rentang ini.
4. Rentang nilai MAPE melebihi 50%, maka prediksi dianggap buruk. Ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kesalahan yang tinggi dan tidak dapat diandalkan untuk memberikan prediksi yang akurat. Dalam konteks akurasi prediksi, klasifikasi ini menandakan bahwa model memiliki kinerja yang sangat buruk dan perlu dilakukan perbaikan atau revisi yang signifikan.

4.7 Presentase pengetahuan

Presentase pengetahuan adalah visualisasi dan penyajian pengetahuan terhadap hasil data prediksi dan metode yang digunakan untuk memproses hasil prediksi tersebut, presentase pengetahuan dapat ditampilkan dalam bentuk grafik atau tabel untuk memudahkan pemahaman dan interpretasi hasil prediksi, seperti ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. *Sample Visualisasi Pengetahuan*

BAB V

HASIL DAN PEMBAHASAN

5.1 Pengambilan Data

Data curah hujan Kabupaten Bogor (Dramaga, Empang, Cariu, Leuwiliang, dan Gadog) selama 4 tahun dari Januari 2020 – Juni 2023 yang di ambil oleh BMKG Dramaga di website <https://dataonline.bmkg.go.id/>, seperti ditunjukkan pada Gambar 8.

Tanggal	Tahun 2021											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	0	-	0	4.5	1	-	0.3	73.4	25	30	40	0
2	2.4	19.3	16.5	-	-	0	2.3	49.8	-	6	6.7	-
3	-	25.9	3	39.2	-	53	-	7	2	44.5	21.7	-
4	41	15.6	18.6	4	-	19.7	-	-	0	38.7	1.5	-
5	0.2	30.1	12.1	0.8	-	0	0.9	24.5	-	-	8.4	3.8
6	0.2	1.6	6	1.2	2.6	-	-	2.1	-	1	18.7	3.8
7	102	25.9	0.1	1.2	21.4	21	2.4	-	4	-	8.6	24.9
8	0.5	67.7	5.6	0.2	28.3	51.5	-	-	10	-	33.8	14.5
9	22.4	14.4	-	-	86.7	26	-	-	69	0.1	-	4
10	4.4	2.9	9.3	7.9	34.3	41	-	36	16	2.4	26.7	2.5
11	2.3	10.5	9.7	-	-	2.5	0	5.3	-	27.8	6.3	28.7
12	0	0.5	0	0.5	-	11.2	0	-	-	1.5	0	7.5
13	0.8	9.4	-	5.3	-	10	-	-	4	0	2.7	23.5
14	0	0.1	0	6.9	-	0	9.2	14	1.5	0.1	-	-
15	1.5	24.8	0.7	4.6	-	-	-	-	3.7	0	2.5	0
16	2	28.6	7	67.1	0.2	0.5	-	-	0	1.5	-	29.9
17	0	0.5	-	-	26.5	0	-	-	37	0	-	9.4
18	0.5	0	7	3.5	31.2	3	-	3	-	42.5	0.3	7.1
19	7.4	95.6	9.2	10.7	-	1.5	-	4.5	4	10.5	0.8	0.5
20	26.5	25.2	-	31.8	4.2	0.1	0	28.3	17.5	62.5	1	2
21	5.8	36.4	22.5	0.5	69.5	37.3	9.5	33	5	27.8	0.3	15.1
22	1.8	-	8.5	19.1	20	4	3.5	2.4	24.6	24.5	2.7	6.8
23	2.1	1.6	-	0.3	-	11	42	-	-	14.2	0.8	-
24	-	2	20.2	-	1	0.5	44.5	26	-	-	0.3	0.8
25	0	27.1	-	17.5	47.8	-	1	12.8	0	43	-	39.6
26	22.3	21.7	7.2	1	-	4.2	-	-	13	29.5	11	21.3

.....	31	19.1	4.4	36.5	0	77	74.7	13.5
-------	----	------	-----	------	---	----	------	------

Gambar 8. Dataset BMKG Curah Hujan Kabupaten Bogor

5.2 Seleksi data

Tabel 6 kolom sebelah kiri merupakan data yang belum di seleksi atau belum di pilih untuk diolah dalam data *mining* dan pada kolom sebelah kanan merupakan data hasil seleksinya.

Tabel 6. Seleksi Data

Sebelum Data Di Seleksi			Sesudah Data Di Seleksi	
Dramaga 2021			Tanggal	Curah Hujan
Tanggal	Januari			
1	0		02/01/2021	2.4
2	2.4		04/01/2021	41
3	0		05/01/2021	0.2
4	41		06/01/2021	0.2
5	0.2		07/01/2021	102
6	0.2		08/01/2021	0.5
7	102		09/01/2021	22.4
8	0.5		10/01/2021	4.4
9	22.4		11/01/2021	2.3
10	4.4		13/01/2021	0.8
11	2.3		15/01/2021	1.5
12	0		16/01/2021	2
13	0.8		18/01/2021	0.5
14	0		19/01/2021	7.4
15	1.5			
16	2			
17	0			
18	0.5			
19	7.4			

5.3 Preprocessing Data

Data curah hujan yang diunduh BMKG di situs BMKG tidak bisa langsung diproses untuk membuat model, akan tetapi perlu dilakukan prapemrosesan data terlebih dahulu. Prapemrosesan data adalah proses mengubah data mentah menjadi bentuk yang lebih mudah dipahami dan siap untuk diproses oleh algoritma, dengan melakukan prapemrosesan data, proses prediksi menjadi lebih efisien dan hasil prediksi menjadi lebih akurat. Prapemrosesan data perlu dilakukan untuk memperbaiki kesalahan pada data mentah seperti data yang hilang, data yang tidak valid maupun format data yang tidak teratur. Terdapat beberapa tahapan dalam prapemrosesan data atau data preprocessing yang umumnya dilakukan dalam data mining, tahapan-tahapan tersebut adalah integrasi data, pembersihan data, transformasi data dan seleksi data.

5.3.1 Transformasi data

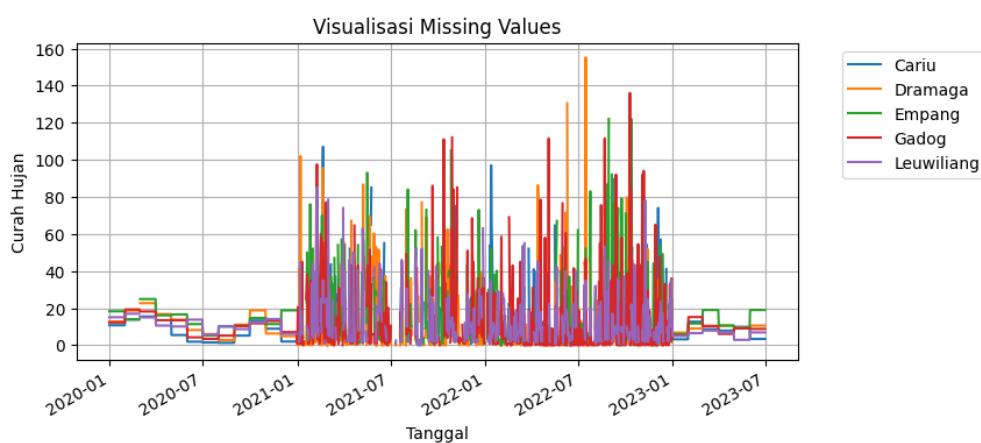
Tabel 7 merupakan transformasi data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah normalisasi menggunakan *min-max scaler* untuk menyesuaikan skala pada data menjadi rentang yang sama, *min-max scaler* dilakukan agar rentang pada data tidak terlalu besar maupun tidak terlalu kecil

Tabel 7. Transformasi Data

Tanggal	Sebelum Curah Hujan Di Transformasi	Sesudah Curah Hujan Di Transformasi
02/01/2021	2.4	0,426829278
04/01/2021	41	0,731707335
05/01/2021	0.2	0,731707335
06/01/2021	0.2	0,731707335
07/01/2021	102	0,731707335
08/01/2021	0.5	0,731707335
09/01/2021	22.4	0,731707335
10/01/2021	4.4	0,731707335
11/01/2021	2.3	0,731707335
13/01/2021	0.8	0,914634168
15/01/2021	1.5	0,853658557
16/01/2021	2	0,823170781
18/01/2021	0.5	0,772357762
19/01/2021	7.4	0,752032518

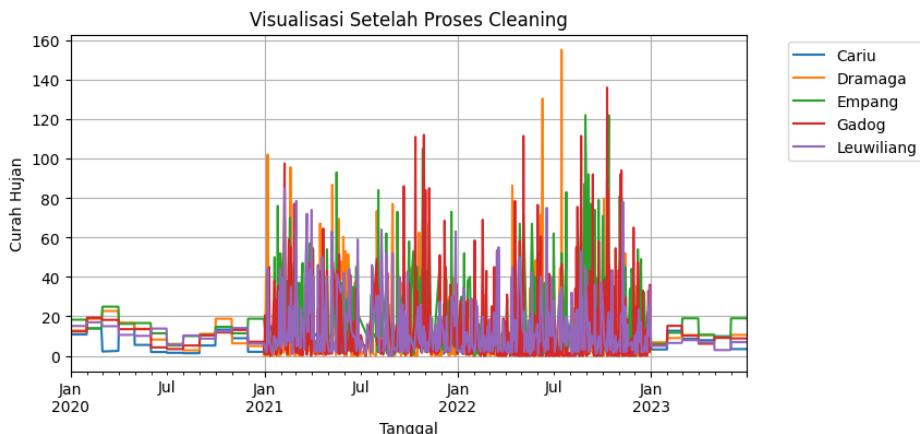
5.3.2 Data Cleaning

Gambar 9 merupakan grafik data curah hujan yang awalnya banyak kekosongan data yang di gambarkan dengan garis yang putus-putus (sebelum di *Cleaning*).



Gambar 9. Sebelum Data Curah Hujan di *Cleaning*

Gambar 10 merupakan grafik data curah hujan yang sudah di *cleaning* garisnya menjadi terhubung yang berarti kekosongan datanya berhasil terisi (sesudah data di *Cleaning*).



Gambar 10. Sesudah Data Curah Hujan di *Cleaning*

5.4 Data Mining

Pada tahapan ini dilakukan *validation* yakni proses membagi *dataset* menjadi beberapa bagian yang mana 1 diantara bagian lainnya menjadi data *testing*, dan yang lainnya menjadi data *Training*. Kemudian dimasukkan dua algoritma yaitu RNN dan LSTM yang terdapat pada pustaka keras pada bahasa pemrograman Python, arsitektur dan parameter yang digunakan, seperti ditunjukkan pada Tabel 8.

Tabel 8. Parameter Yang Digunakan Pada Model

Karakteristik	Spesifikasi
Arsitektur	1 <i>Input Layer</i> dan 1 <i>Dense Layer</i>
Jumlah <i>Neuron</i>	100
<i>Optimizer</i>	Adam
<i>Epoch</i>	100, 250, 500
<i>Batch Size</i>	32, 64

Penelitian ini menggunakan 1 *input layer* dan 1 *dense layer* dengan jumlah *neuron* 100, *optimizer* yang digunakan adalah *adaptive moment estimation* (Adam), *batch size* yang digunakan sebanyak 32 dan 64, dengan *epoch* sebanyak 100, 250 dan 500.

Tabel 9. Pembagian Data

No	Data Training	Data Testing
1	90%	10%
2	80%	20%
3	70%	30%
4	60%	40%

Tabel 9 merupakan pembagian data *Training* dan data *testing* yang dipakai dalam proses data *mining* dalam penelitian ini.

5.5 Evaluasi Data

Berikut ini merupakan hasil pengujian dari metode RNN dan LSTM yang telah dievaluasi menggunakan MAPE dan RMSE dengan empat kali pengujian beserta waktu melatih dari masing-masing metode.

Tabel 10. Hasil Evaluasi Data Dengan Pembagian Data 90 % *Training* 10% *Testing*

	Cariu	Dramaga	Empang	Gadog	Leuwiliang
MAPE RNN	0.08%	0.27%	0.23%	0.31%	0.68%
RMSE RNN	4.07%	1.52%	2.06%	1.65%	3.30%
MAPE LSTM	0.09%	0.13%	0.26%	0.42%	0.55%
RMSE LSTM	4.10%	0.76%	2.44%	2.22%	2.71%
WAKTU MELATIH RNN	21.87 detik	21.56 detik	21.32 detik	25.84 detik	23.13 detik
WAKTU MELATIH LSTM	31.00 detik	42.89 detik	42.88 detik	30.49 detik	43.64 detik

Tabel 10 merupakan hasil perbandingan dari pengujian yang sudah dievaluasi dengan RMSE, MAPE, waktu melatih masing-masing metode dengan pembagian data 90% (5.737,5) data *Training* dan 10% (637,5) data *testing* metode RNN lebih baik di tiga wilayah (Cariu, Empang, dan Gadog) dan metode LSTM unggul di dua wilayah (Dramaga dan Leuwiliang).

Tabel 11. Hasil Evaluasi Data Dengan Pembagian Data 80 % *Training* 20% *Testing*

	Cariu	Dramaga	Empang	Gadog	Leuwiliang
MAPE RNN	0.29%	6.28%	1.04%	2.90%	1.16%
RMSE RNN	12.75%	4.16%	6.93%	7.20%	7.43%
MAPE LSTM	0.29%	5.90%	9.77%	2.57%	1.02%
RMSE LSTM	12.79%	4.09%	6.67%	7.12%	6.98%
WAKTU MELATIH RNN	42.19 detik	21.85 detik	22.73 detik	26.04 detik	42.15 detik
WAKTU MELATIH LSTM	31.22 detik	42.85 detik	31.31 detik	36.44 detik	42.87 detik

Tabel 11 merupakan hasil perbandingan dari pengujian yang sudah dievaluasi dengan RMSE, MAPE, waktu melatih masing-masing metode dengan pembagian data 80% (5.100) data *Training* dan 20% (1.275) data *testing* metode LSTM lebih baik di tiga wilayah (Dramaga, Gadog, dan Leuwiliang), metode RNN lebih baik di satu wilayah (Empang) dan metode LSTM dan RNN memiliki nilai MAPE yang sama yaitu di wilayah Cariu.

Tabel 12. Hasil Evaluasi Data Dengan Pembagian Data 70 % *Training* 30% *Testing*

	Cariu	Dramaga	Empang	Gadog	Leuwiliang
MAPE RNN	3.82%	9.19%	1.75%	5.36%	1.00%
RMSE RNN	1.39%	7.45%	1.25%	1.02%	8.77%
MAPE LSTM	4.41%	8.31%	1.60%	4.84%	1.12%
RMSE LSTM	1.38%	7.38%	1.24%	1.00%	8.84%
WAKTU MELATIH RNN	29.82 detik	18.25 detik	18.72 detik	21.91 detik	19.80 detik
WAKTU MELATIH LSTM	23.57 detik	23.97 detik	42.80 detik	25.79 detik	43.35 detik

Tabel 12 merupakan hasil perbandingan dari pengujian yang sudah dievaluasi dengan RMSE, MAPE, waktu melatih masing-masing metode dengan pembagian data 70% (4.462,5) data *Training* dan 30% (1.912,5) data *testing* metode LSTM lebih baik di tiga wilayah (Dramaga, Empang, dan Gadog) dan metode RNN unggul di dua wilayah (Cariu dan Leuwiliang).

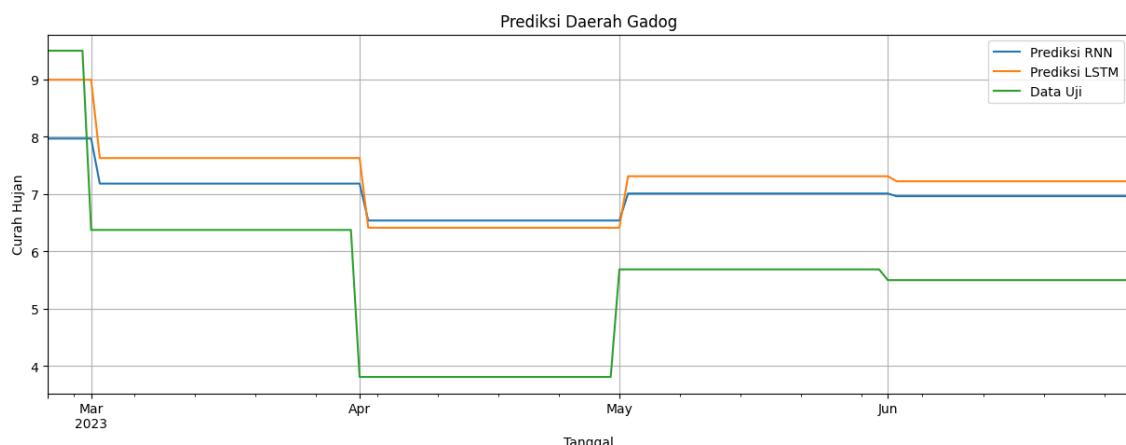
Tabel 13. Hasil Evaluasi Data Dengan Pembagian Data 60 % *Training* 40% *Testing*

	Cariu	Dramaga	Empang	Gadog	Leuwiliang
MAPE RNN	1.04%	1.44%	1.23%	6.19%	1.28%
RMSE RNN	1.45%	7.99%	1.16%	1.08%	9.62%
MAPE LSTM	1.02%	1.48%	1.21%	5.87%	1.14%
RMSE LSTM	1.44%	7.90%	1.15%	1.07%	9.49%
WAKTU MELATIH RNN	21.41 detik	21.59 detik	22.41 detik	20.12 detik	42.09 detik
WAKTU MELATIH LSTM	43.64 detik	42.82 detik	42.93 detik	43.16 detik	27.44 detik

Tabel 13 merupakan hasil perbandingan dari pengujian yang sudah dievaluasi dengan RMSE dan MAPE dengan pembagian data 60% (3.825) data *Training* dan 40% (2.550) data *testing*, metode LSTM lebih baik di empat wilayah (Cariu, Empang, Gadog, dan Dramaga) dan metode RNN lebih baik di satu wilayah (Dramaga).

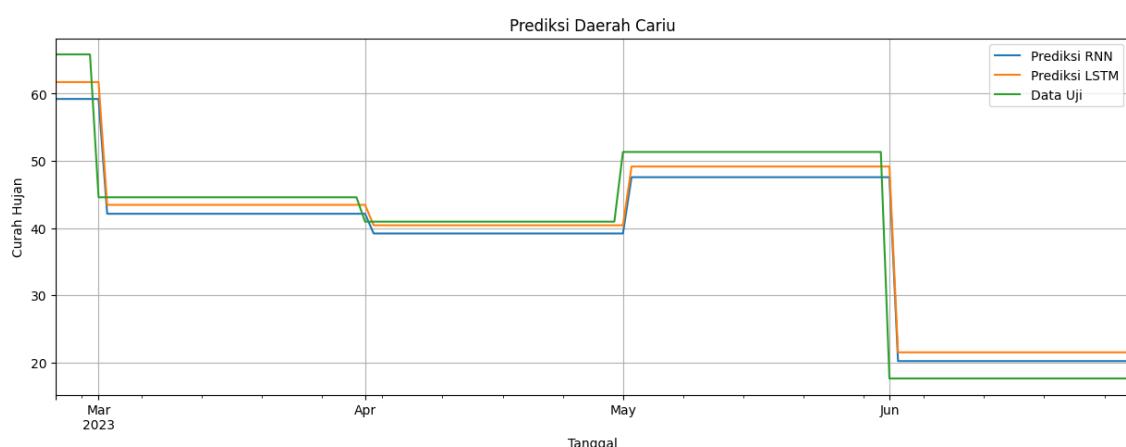
5.6 Presentase Pengetahuan

Berikut ini merupakan grafik hasil pengujian dari metode RNN, LSTM, dan Data Uji yang telah dievaluasi menggunakan MAPE dan RMSE dengan empat kali pengujian dengan pembagian data *Traning* 90%, 80%, 70%, 60 dan *Testing* 10%, 20%, 30%, 40%



Gambar 11. Grafik Prediksi Gadog 90% *Training* Dan 10% *Testing*

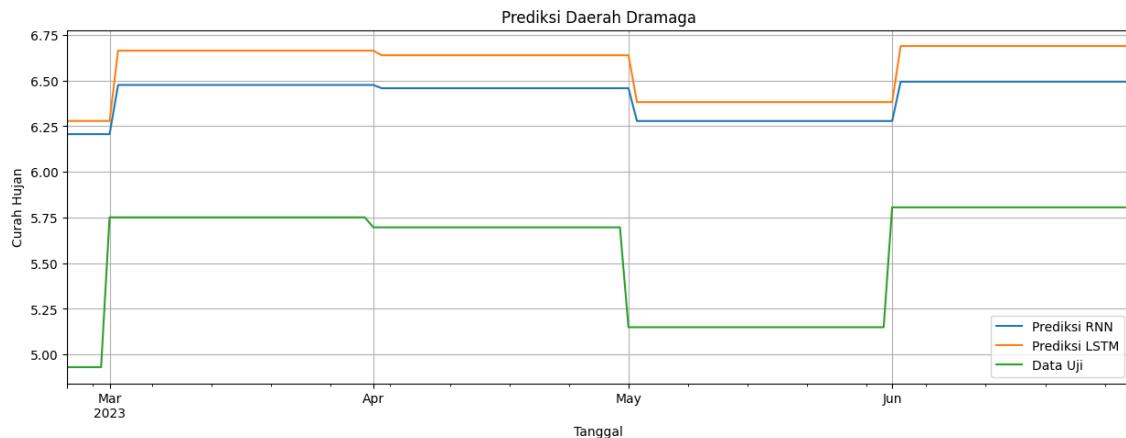
Gambar 11 adalah grafik prediksi Gadog menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis orange, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Maret adalah Metode RNN, pada bulan April metode LSTM, pada bulan Mei Metode RNN dan pada bulan Juni metode RNN .



Gambar 12. Grafik Prediksi Cariu 90% *Training* Dan 10% *Testing*

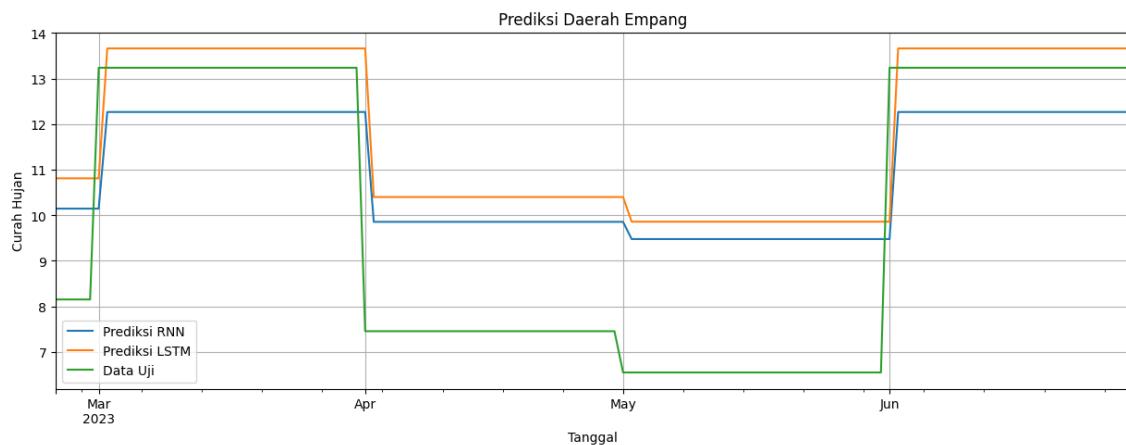
Gambar 12 adalah grafik prediksi Cariu menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan

garis *orange*, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Maret adalah Metode LSTM, pada bulan April metode LSTM, pada bulan Mei Metode LSTM dan pada bulan Juni metode RNN.



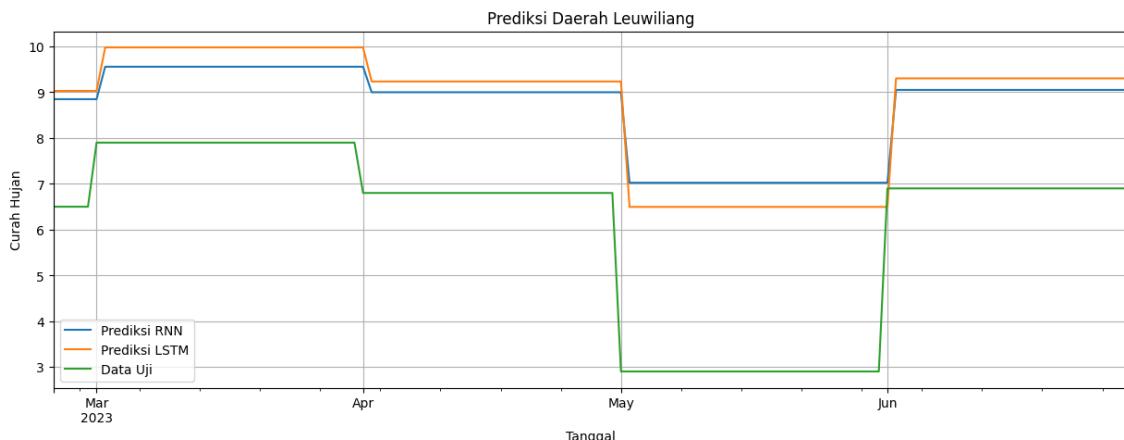
Gambar 13. Grafik Prediksi Dramaga 90% *Training* Dan 10% *Testing*

Gambar 13 adalah grafik prediksi Dramaga menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis *orange*, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Maret adalah Metode LSTM, pada bulan April metode RNN, pada bulan Mei Metode RNN dan pada bulan Juni metode RNN.



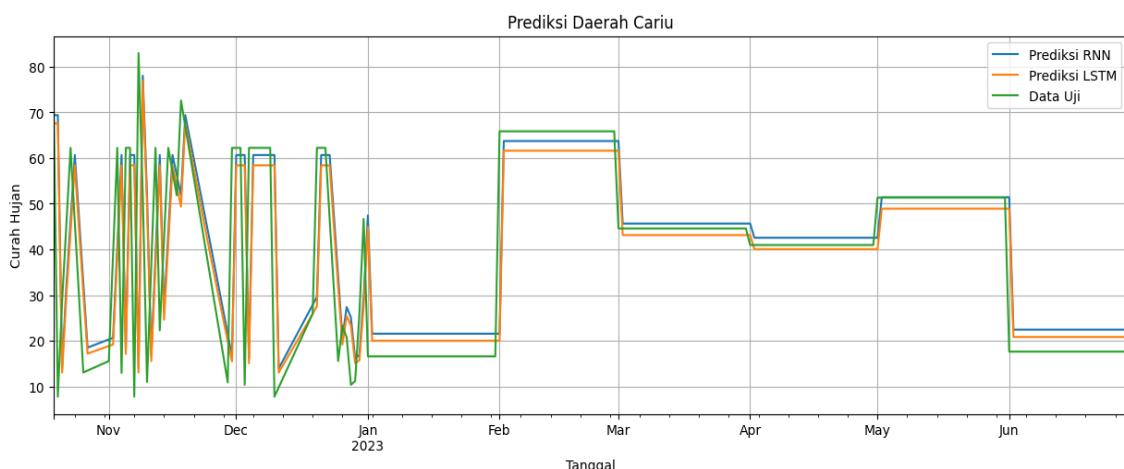
Gambar 14. Grafik Prediksi Empang 90% *Training* Dan 10% *Testing*

Gambar 14 adalah grafik prediksi Empang menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis *orange*, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Maret adalah Metode LSTM, pada bulan April metode RNN, pada bulan Mei Metode RNN dan pada bulan Juni metode LSTM.



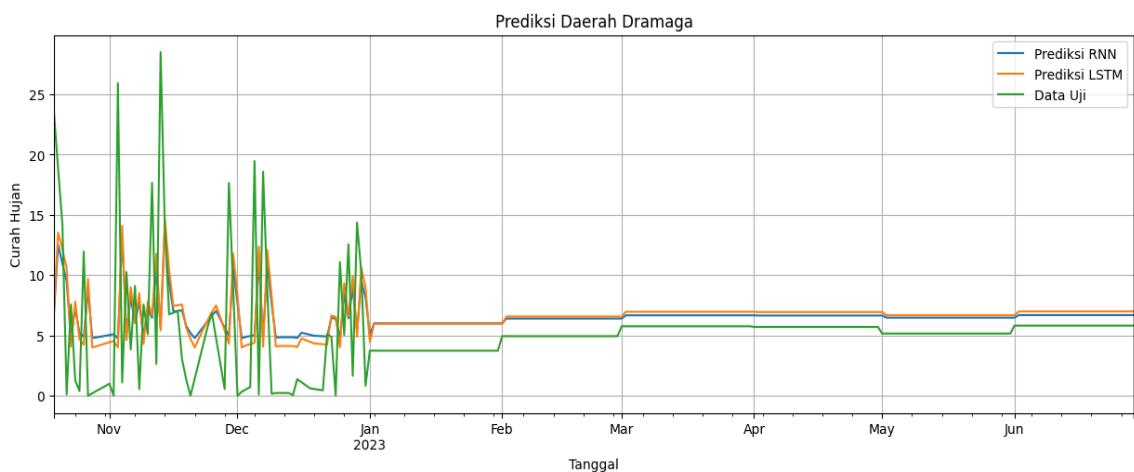
Gambar 15. Grafik Prediksi Leuwiliang 90% *Training* dan 10% *Testing*

Gambar 15 adalah grafik prediksi Leuwiliang menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis orange, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Maret adalah metode RNN, pada bulan April metode RNN, pada bulan Mei metode RNN dan pada bulan Juni metode RNN.



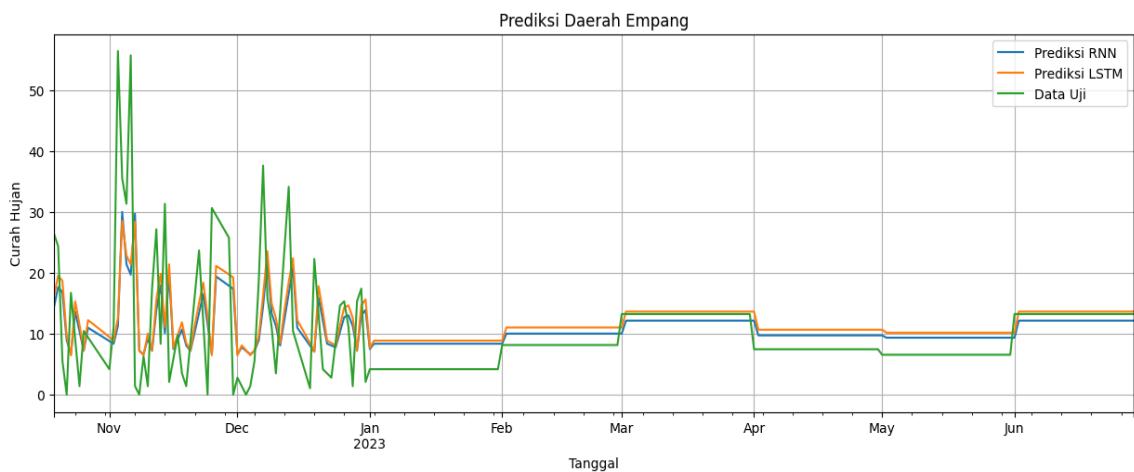
Gambar 16. Grafik Prediksi Cariu 80% *Training* dan 20% *Testing*

Gambar 16 adalah grafik prediksi Cariu menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis orange, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan November adalah Metode RNN, Desember metode RNN, Januari Metode LSTM, Februari metode LSTM, Februari metode LSTM, Maret metode RNN, April metode LSTM, Mei metode RNN, dan Juni Metode LSTM.



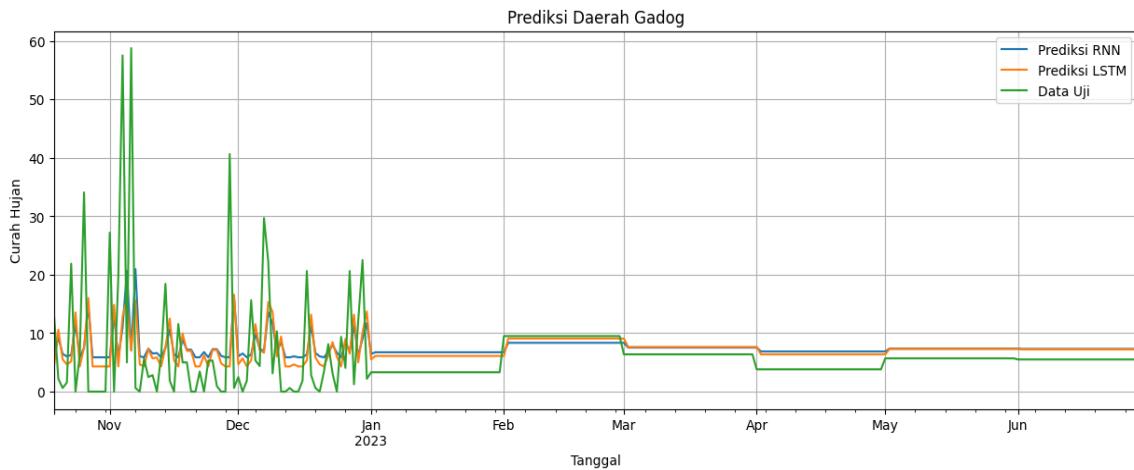
Gambar 17. Grafik Prediksi Dramaga 80% Training dan 20% Testing

Gambar 17 adalah grafik prediksi Dramaga menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis orange, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan November adalah Metode RNN, Desember metode RNN, Januari Metode LSTM, Februari metode LSTM, Februari metode LSTM, Maret metode RNN, April metode LSTM, Mei metode RNN, dan Juni Metode LSTM.



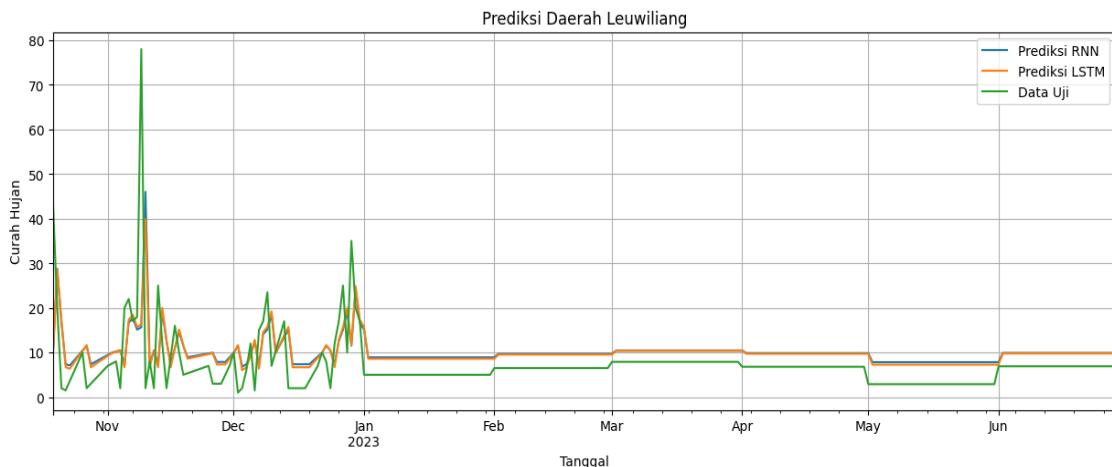
Gambar 18. Grafik Prediksi Empang 80% Training dan 20% Testing

Gambar 18 adalah grafik prediksi Empang menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis orange, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan November adalah Metode RNN, Desember metode RNN, Januari Metode LSTM, Februari metode LSTM, Februari metode LSTM, Maret metode RNN, April metode LSTM, Mei metode RNN, dan Juni Metode LSTM.



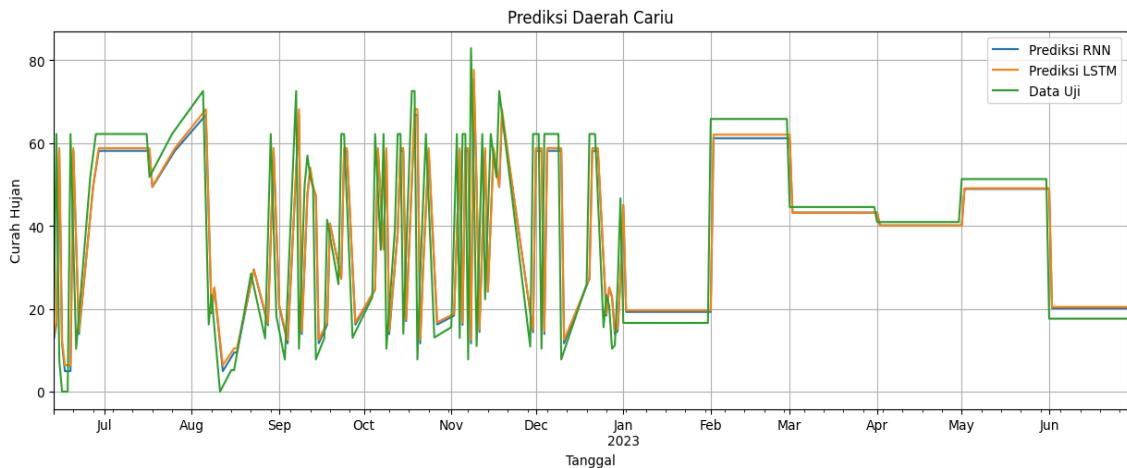
Gambar 19. Grafik Prediksi Gadog 80% *Training* dan 20% *Testing*

Gambar 19 adalah grafik prediksi Gadog menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis orange, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan November adalah Metode RNN, Desember metode RNN, Januari Metode LSTM, Februari metode LSTM, Februari metode LSTM, Maret metode RNN, April metode LSTM, Mei metode RNN, dan Juni Metode LSTM.



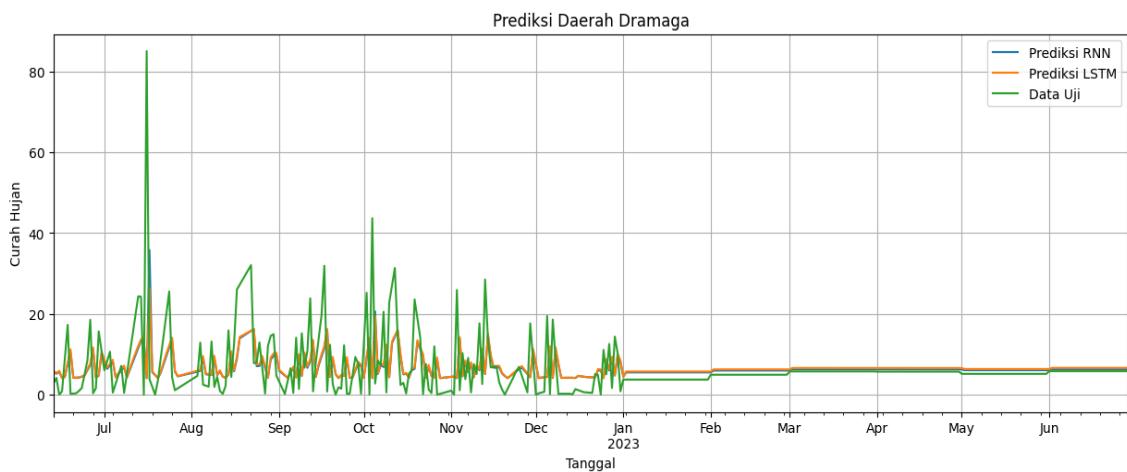
Gambar 20. Grafik Prediksi Leuwiliang 80% *Training* dan 20% *Testing*

Gambar 20 adalah grafik prediksi Leuwiliang menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis orange, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan November adalah Metode RNN, Desember metode RNN, Januari Metode LSTM, Februari metode LSTM, Februari metode LSTM, Maret metode RNN, April metode LSTM, Mei metode RNN, dan Juni Metode LSTM.



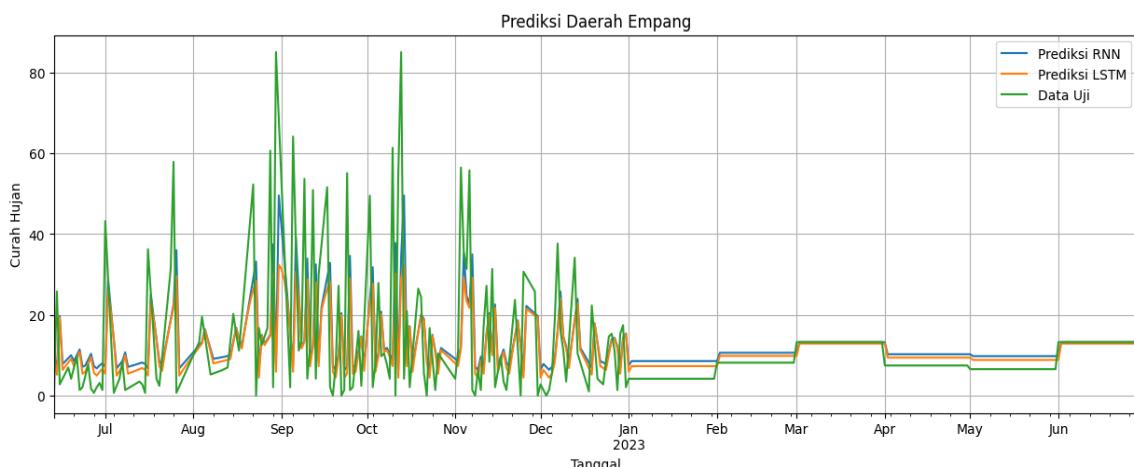
Gambar 21. Grafik Prediksi Cariu 70% *Training* dan 30% *Testing*

Gambar 21 adalah grafik prediksi Cariu menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis oranye, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Juli metode LSTM, Agustus metode RNN, September metode RNN, Oktober metode LSTM, November metode LSTM, Desember metode RNN, Januari metode LSTM, Februari metode LSTM, Maret metode RNN, April metode LSTM, Mei metode LSTM, dan Juni metode LSTM.



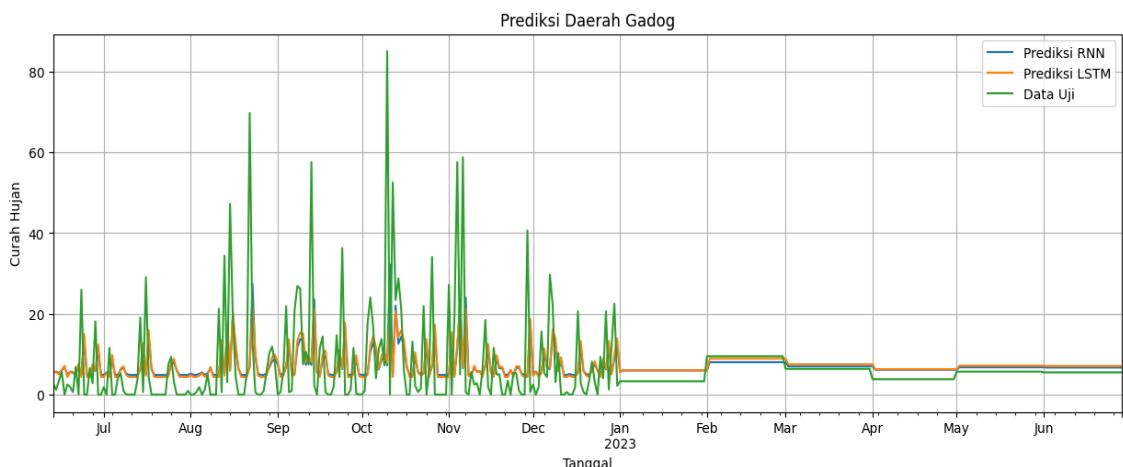
Gambar 22. Grafik Prediksi Dramaga 70% *Training* dan 30% *Testing*

Gambar 22 adalah grafik prediksi Dramaga menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis oranye, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Juli metode LSTM, Agustus metode LSTM, September metode LSTM dan RNN, Oktober metode LSTM dan RNN, November metode LSTM dan RNN, Desember metode LSTM dan RNN, Januari metode LSTM dan RNN, Februari metode LSTM dan RNN, Maret metode LSTM dan RNN, April metode LSTM dan RNN, Mei metode LSTM dan RNN, dan Juni metode LSTM dan RNN.



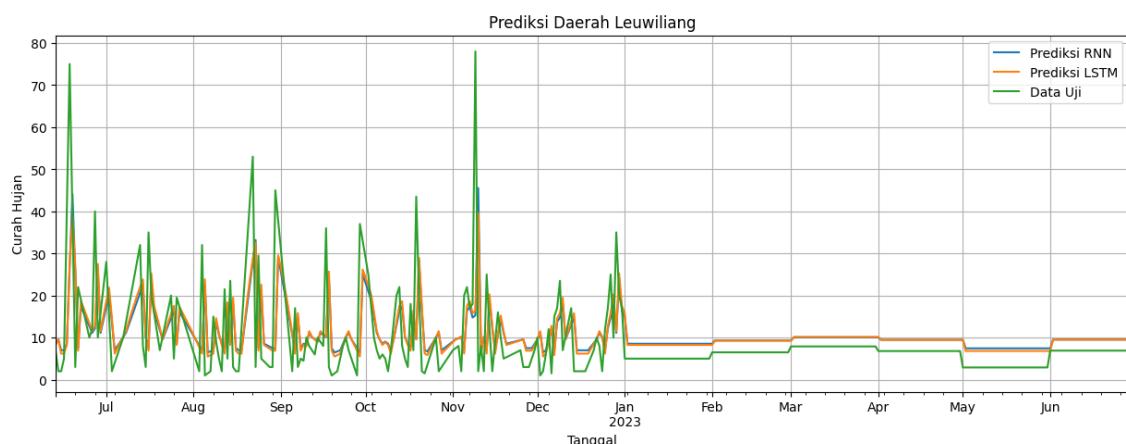
Gambar 23. Grafik Prediksi Empang 70% Training dan 30% Testing

Gambar 23 adalah grafik prediksi Empang menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis oranye, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Juli metode LSTM, Agustus metode RNN, September metode RNN, Oktober metode LSTM, November metode LSTM, Desember metode RNN, Januari metode LSTM, Februari metode LSTM, Maret metode RNN, April metode LSTM, Mei metode LSTM, dan Juni metode LSTM.



Gambar 24. Grafik Prediksi Gadog 70% Training dan 30% Testing

Gambar 24 adalah grafik prediksi Gadog menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis oranye, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Juli metode LSTM, Agustus metode RNN, September metode RNN, Oktober metode LSTM, November metode LSTM, Desember metode RNN, Januari metode LSTM, Februari metode LSTM, Maret metode RNN, April metode LSTM, Mei metode LSTM, dan Juni metode LSTM.



Gambar 25. Grafik Prediksi Leuwiliang 70% *Training* dan 30% *Testing*

Gambar 25 adalah grafik prediksi Leuwiliang menggunakan metode RNN yang ditandai dengan garis warna biru, prediksi menggunakan metode LSTM yang ditandai dengan garis orange, dan yang ditandai dengan garis hijau adalah data ujinya. Metode yang mendekati garis Data Uji pada bulan Juli metode LSTM, Agustus metode RNN, September metode RNN, Oktober metode LSTM, November metode LSTM, Desember metode RNN, Januari metode LSTM, Februari metode LSTM, Maret metode RNN, April metode LSTM, Mei metode LSTM, dan Juni metode LSTM.

BAB VI

KESIMPULAN DAN SARAN

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan yang berjudul Prediksi Curah Hujan Menggunakan *Recurrent Neural Network* (RNN) Dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam konteks prediksi curah hujan mengkaji perbandingan antara dua model jaringan saraf rekurensi yang populer, yaitu *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM), dalam konteks prediksi curah hujan. Metode prediksi cuaca yang akurat sangat penting untuk berbagai aplikasi, mulai dari pertanian hingga manajemen bencana. Dengan menggunakan kedua model ini, penelitian ini bertujuan untuk menyelidiki mana yang lebih efektif dalam memprediksi curah hujan dan didapatkan hasilnya bahwa metode LSTM dan RNN memiliki akurasi prediksi yang telah dievaluasi menggunakan MAPE dan RMSE dengan pembagian data 90%, 80%, 70%, 60% data *Training* dan 10%, 20%, 30%, 40% data *Testing* metode LSTM lebih baik dari pada RNN dengan rata-rata nilai MAPE LSTM 0.29%, 4.02%, 4.05%, 2.21% RMSE LSTM 2.44%, 7.53%, 3.96%, 4.21% dan MAPE RNN 0.31%, 2.33%, 4.22%, 2.23%, nilai RMSE RNN 2.52%, 7.69%, 3.97%, 4.26% pengujian paling baik metode LSTM ada pada pembagian data *Training* 60% dan *testing* 40% dengan rata-rata nilai MAPE LSTM 2.21% dan RMSE LSTM 4.21%.

Diharapkan bahwa penelitian ini dapat memberikan dasar untuk pengembangan sistem prediksi cuaca yang lebih baik di masa depan, yang dapat meningkatkan kesiapan dan mitigasi risiko terkait cuaca ekstrem serta memberikan kontribusi positif dalam berbagai sektor kehidupan manusia. Selain itu, pemahaman yang lebih dalam tentang perbandingan antara *Recurrent Neural Network* (RNN) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) dalam konteks ini dapat membuka jalan bagi penelitian lebih lanjut dalam pengembangan model prediksi cuaca yang lebih canggih dan dapat diandalkan. Dalam penelitian yang sudah dilakukan masih banyak kekurangan-kekurangan yang diharapkan bisa disempurnakan oleh peneliti-peneliti selanjutnya.

6.2 Saran

Berikut adalah beberapa saran yang mungkin bisa membantu penelitian selanjutnya:

1. Gunakan metode selain RNN dan LSTM, eksplorasi model lainnya yang dapat memberikan pemahaman yang lebih dalam tentang kinerja model dalam memprediksi curah hujan.
2. Kolaborasi dengan ahli meteorologi yang dapat membantu memperbaiki pemahaman tentang faktor-faktor yang mempengaruhi curah hujan serta memberikan wawasan yang berguna dalam mengembangkan model prediksi yang lebih baik.
3. Memperluas model untuk mengintegrasikan data cuaca lainnya, seperti suhu, kelembaban, dan tekanan udara, dapat meningkatkan kompleksitas model dan akurasi prediksi.
4. Menyebarluaskan Penelitian ini melalui publikasi ilmiah untuk mendorong kolaborasi antarpeneliti di bidang prediksi cuaca.

DAFTAR PUSTAKA

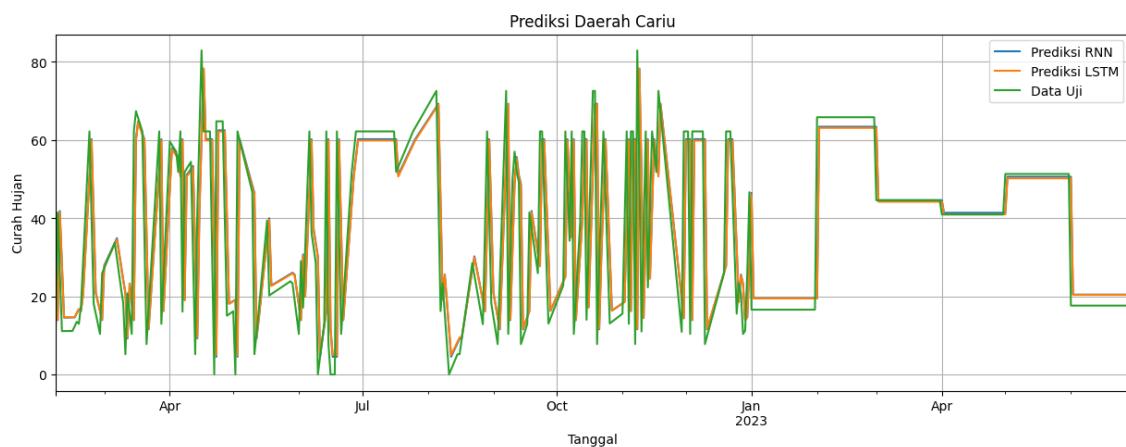
- AEzza Qodriatullah Ajr & Fitri Dwiran. (2019). Menentukan Stasiun Hujan dan Curah Hujan Dengan Metode Polygon Thiessen Daerah Kabupaten Lebak. In *Agustus* (Vol. 2, Issue 2).
- Andry Fernandus Wiharja & Harini Fajar Ningrum. (2020). *Analisis Prediksi Penjualan Produk PT. Joenoes Ikamulya Menggunakan 4 Metode Peramalan Time Series* (Vol. 2, Issue 1). Januari-April. <http://bisnisman.nusaputra.ac.id>
- Anggraini, Putri, Amin, Muhammad, Marpaung, & dan Nasrun. (2022). Comparison of Weighted Moving Average Method with Double Exponential Smoothing in Estimating Production of Oil Palm Fruit. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 4(2), 705–722. <https://doi.org/10.47065/bits.v4i2.2066>
- Ashari, & Sadiki, M. (2020). *PREDIKSI DATA TRANSAKSI PENJUALAN TIME SERIES MENGGUNAKAN REGRESI LSTM* (Vol. 9, Issue 1).
- Badriyah, Fariza, & Harsono. (2022). Prediksi Curah Hujan Menggunakan Long Short-Term Memory. *JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA*, 6(3), 1297. <https://doi.org/10.30865/mib.v6i3.4008>
- Bagaskara Radite Putra. (2022). *Multivariate Time Series Forecasting pada Penjualan Barang Retail dengan Recurrent Neural Network*. 7(1), 2022.
- Deden Martia Nanda. (2022). Metode K-Nearest Neighbor (KNN) dalam Memprediksi Curah Hujan di Kota Bandung. *SNESTIK*, 387. <https://doi.org/10.31284/p.snestik.2022.2750>
- Elsa Paskalis Krisda Orpa. (2019). Model Prediksi Awal Masa Studi Mahasiswa. *Jurnal Sistem Dan Teknologi Informasi*, 7.
- Esna, Radjabayolle, & Permadi. (2020). *Prediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Ambon Menggunakan Elman Recurrent Neural Network (ERNN)*. 1(1).
- Femil Umeidini. (2019). Partisipasi Masyarakat Dalam Penanggulangan Bencana Di Desa Mekargalih Kecamatan Jatinangor. *Jurnal Pekerjaan Sosial*, 2.
- Fitriani & Silvi. (2023). *Implementasi Metode Hybrid Autoregressive Integrated Moving Average (Arima) – Long Short Term Memory (LSTM) Dalam Peramalan Harga Saham Bank BRIFORECASTING*.
- Haristu & Herdiyeni. (2023). Prediksi Harga Komoditi Pertanian Menggunakan Algoritme Long Short-Term Memory Di Desa Kabandungan Sukabumi. *JOISIE Journal Of Information System And Informatics Engineering*, 7(2), 181–192.
- Hayatul Khairul Rahmat dan Desi Alawiyah. (2020). Media Intelektual Muslim Dan Bimbingan Rohani Konseling Traumatik: Sebuah Strategi Guna Mereduksi Dampak Psikologis Korban Bencana Alam. *Media Intelektual Muslim Dan Bimbingan Rohani*, 6.

- Helna Freecenta, (2022). Prediksi Curah Hujan Di Kab.Malang Menggunakan LSTM (Long Short-Term Memory). In *Jurnal Informatika dan Sistem Informasi (JIFoSI)* (Vol. 3, Issue 1). https://dataonline.bmkg.go.id/data_iklim,
- Heryandi Suradiradja. (2021). *Algoritme Machine Learning Multi-Layer Perceptron dan Recurrent Neural Network untuk Prediksi Harga Cabai Merah Besar di Kota Tangerang*. 14(4), 1979–276. <https://doi.org/10.30998/faktorexacta.v14i4.10376>
- Lingga Yuliana. (2019). Analisis Perencanaan Penjualan Dengan Metode Time Series. *Jurnal Mitra Manajemen*, 3.
- Marthin Luter Laia & Yudi Setyawan. (2020). *Perbandingan Hasil Klasifikasi Curah Hujan Menggunakan Metode SVM Dan NBC*. 5.
- Mohammad Kafil. (2019). Penerapan Metode K-Nearest Neighbors Untuk Prediksi Penjualan Berbasis Web Pada Boutiq Dealove Bondowoso. In *Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika* (Vol. 3, Issue 2).
- Muhammad Rizki, (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Arsitektur Long Short-Term Memory Untuk Prediksi Curah Hujan Kota Malang. *REPOSITOR*, 2(3), 331–338.
- Nardianti Dewi Girsang. (2022). *Klasifikasi Jenis Hiu Simalungun Sumatera Utara Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network*.
- Oktaviani, A., & Hustinawati. (2021). Prediksi Rata-Rata Zat Berbahaya Di Dki Jakarta Berdasarkan Indeks Standar Pencemar Udara Menggunakan Metode Long Short-Term Memory. *Jurnal Ilmiah Informatika Komputer*, 26(1), 41–55. <https://doi.org/10.35760/ik.2021.v26i1.3702>
- Prasetyo, Lazuardi, Mulyono, & Lauw. (2021). Penerapan Aplikasi RapidMiner Untuk Prediksi Nilai Tukar Rupiah Terhadap US Dollar Dengan Metode Linear Regression. *Jurnal Nasional Teknologi Dan Sistem Informasi*, 7(1), 8–17. <https://doi.org/10.25077/teknosi.v7i1.2021.8-17>
- Saruni Dwiasnati & Yudo Devianto. (2021). *Optimasi Prediksi Bencana Banjir menggunakan Algoritma SVM untuk penentuan Daerah Rawan Bencana Banjir*.
- Sigit Hardiyanto & Darmansyah Pulungan. (2019). *Komunikasi Efektif Sebagai Upaya Penanggulangan Bencana Alam di Kota Padangsidimpuan*.
- Siswo Adiguno, (2022). Prediksi Peningkatan Omset Penjualan Menggunakan Metode Regresi. *Jurnal Sistem Informasi TGD*, 1.
- Sri Widagdo Adika Nuresa Qodri, Krisna Edi Nugroho, Fachruddin S, Akbar Rizky, & Nisrina P. (2023). Analisis Sentimen Mobil Listrik di Indonesia Menggunakan Long-Short Term Memory (LSTM). *JURNAL FASILKOM*, 13.
- Yuke Khusnul Amiroh, (2020). Sistem Pakar Mendeteksi Kerusakan Alat Radar AAWS Pada Balai BMKG Wilayah 1 Medan Dengan Metode Dhempster Shafer. In *Jurnal CyberTech: Vol. x. No.x*. <https://ojs.trigunadharma.ac.id/>

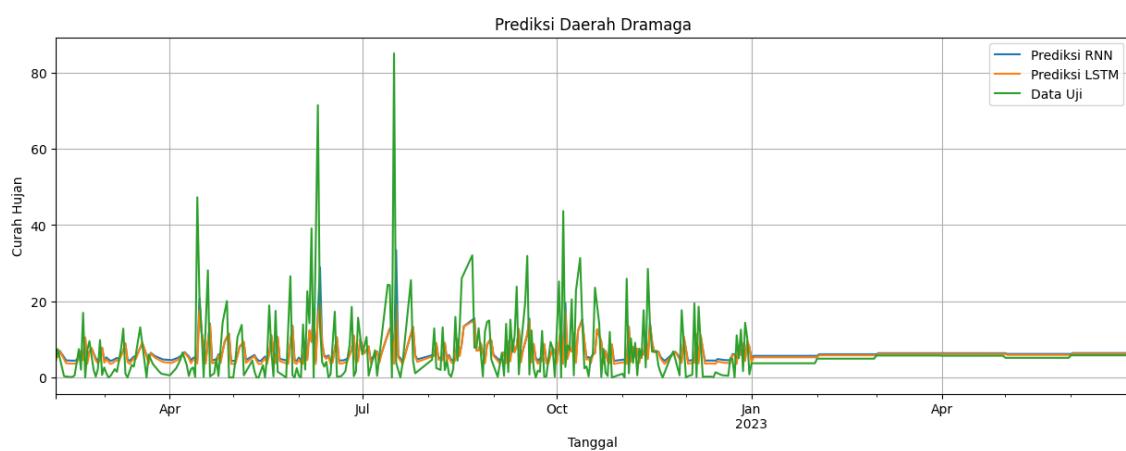
Yusuf, Setyanto, & Aryasa, (2022). Analisis Prediksi Curah Hujan Bulanan Wilayah Kota Sorong Menggunakan Metode Multiple Regression. In *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)* (Vol. 6, Issue 1).

LAMPIRAN

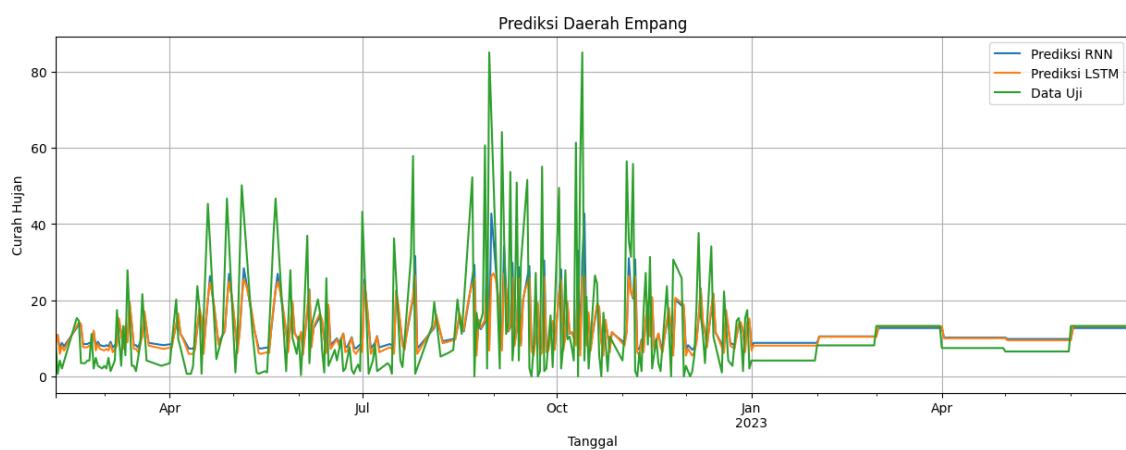
Lampiran 1. Grafik Prediksi Cariu *Training 60% dan Testing 40%*



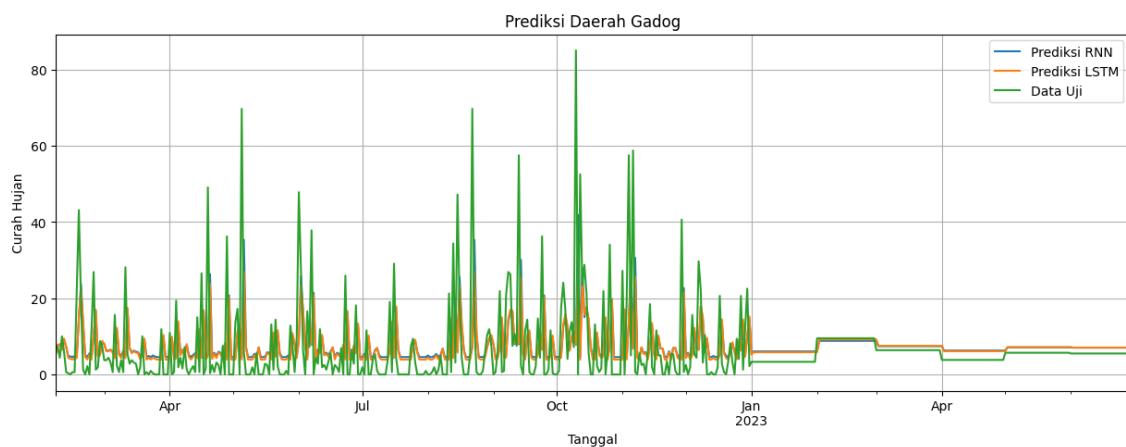
Lampiran 2. Grafik Prediksi Cariu *Training 60% dan Testing 40%*



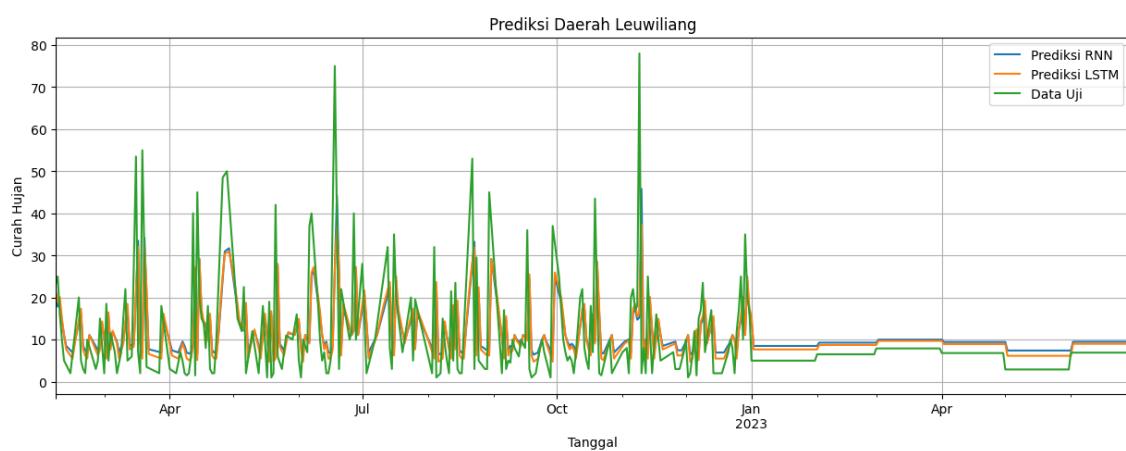
Lampiran 3. Grafik Prediksi Empang *Training 60% dan Testing 40%*



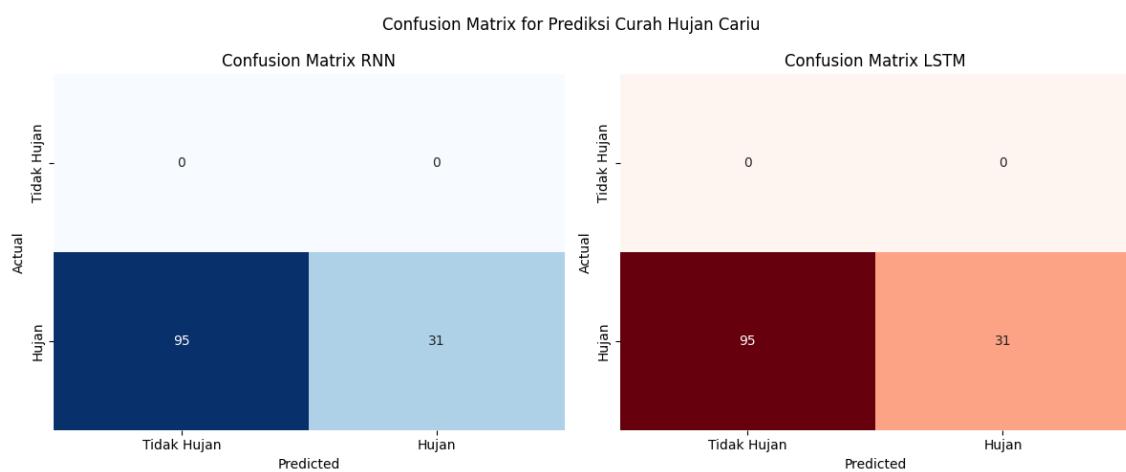
Lampiran 4. Grafik Prediksi Gadog Training 60% dan Testing 40%



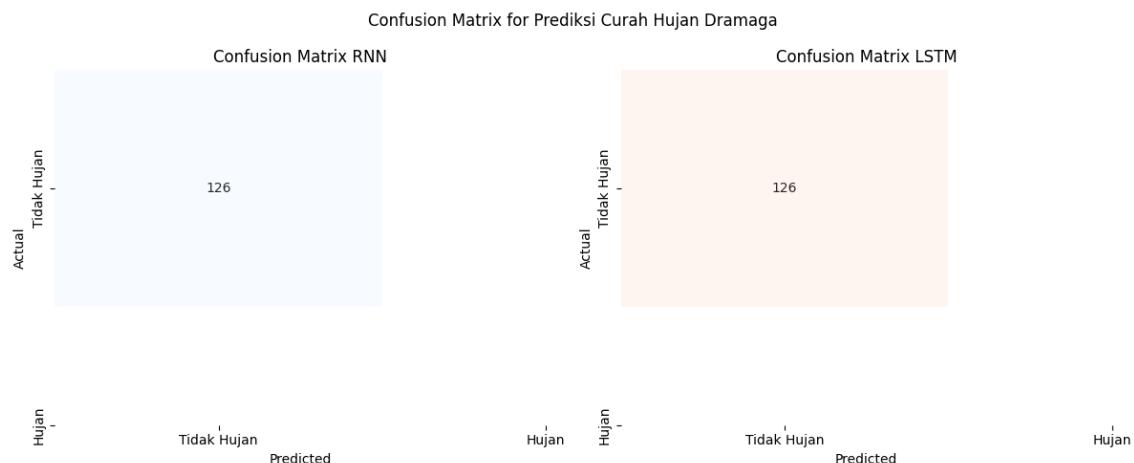
Lampiran 5. Grafik Prediksi Leuwiliang Training 60% dan Testing 40%



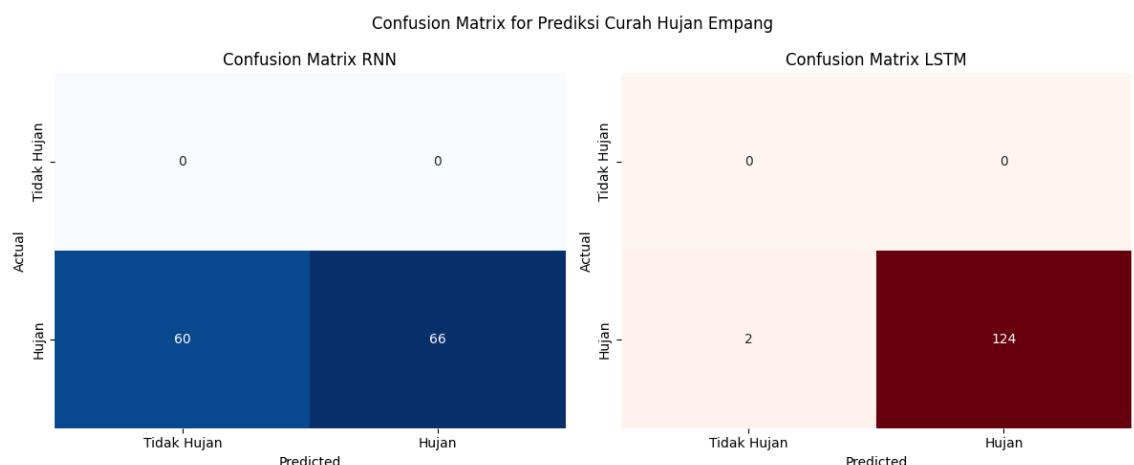
Lampiran 6. Confusion Matrix Prediksi Curah Hujan Cariu



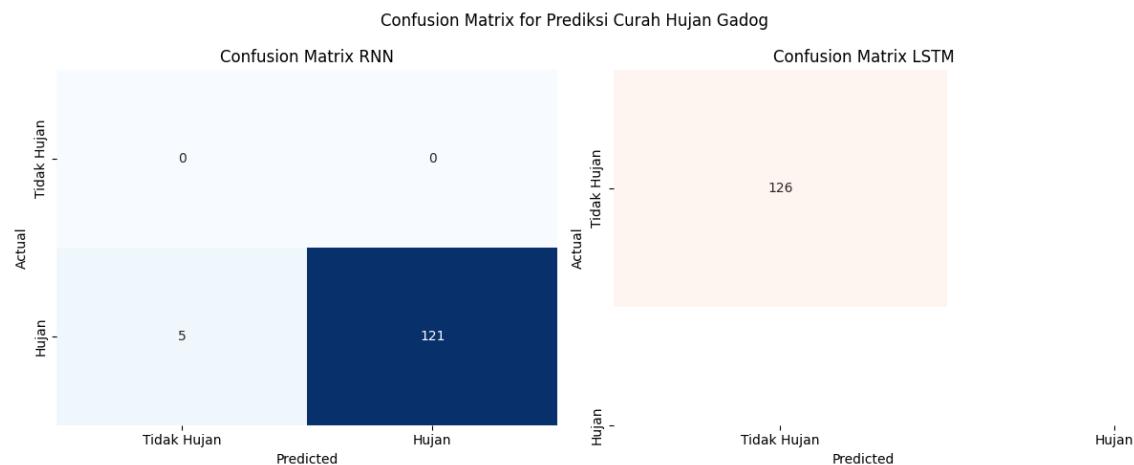
Lampiran 7. Confusion Matrix Prediksi Curah Hujan Dramaga



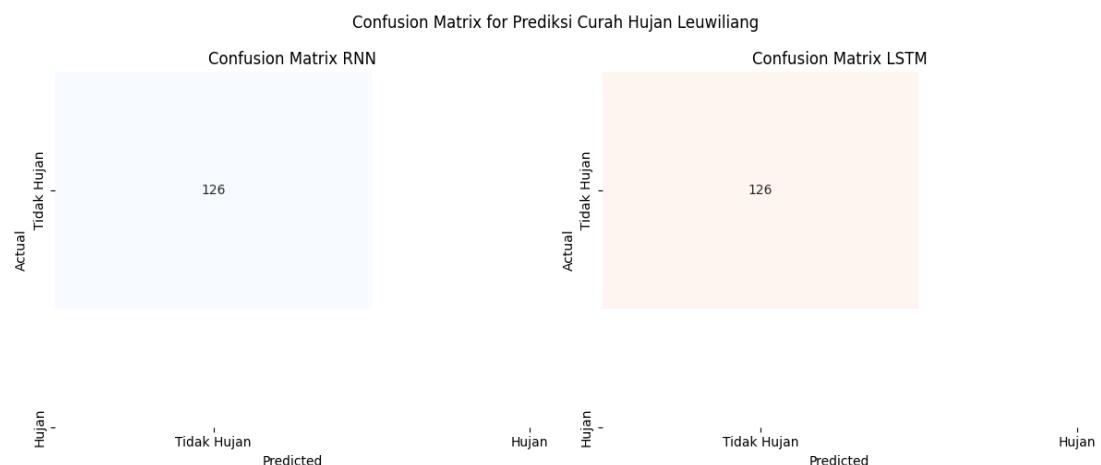
Lampiran 8. Confusion Matrix Prediksi Curah Hujan Empang



Lampiran 9. Confusion Matrix Prediksi Curah Hujan Gadog



Lampiran 10. Confusion Matrix Prediksi Curah Hujan Leuwiliang



Lampiran 11. Source Code Model

```
from keras.models import Sequential
from keras.layers import SimpleRNN, LSTM, Dense

# Membuat model RNN
modelCariuRNN = Sequential()
modelCariuRNN.add(SimpleRNN(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelCariuRNN.add(Dense(1))

modelDramagaRNN = Sequential()
modelDramagaRNN.add(SimpleRNN(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelDramagaRNN.add(Dense(1))

modelEmpangRNN = Sequential()
modelEmpangRNN.add(SimpleRNN(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelEmpangRNN.add(Dense(1))
```

```

modelGadogRNN = Sequential()
modelGadogRNN.add(SimpleRNN(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelGadogRNN.add(Dense(1))
modelLeuwiliangRNN = Sequential()
modelLeuwiliangRNN.add(SimpleRNN(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelLeuwiliangRNN.add(Dense(1))

# Membuat model LSTM
modelCariuLSTM = Sequential()
modelCariuLSTM.add(LSTM(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelCariuLSTM.add(Dense(1))
modelDramagaLSTM = Sequential()
modelDramagaLSTM.add(LSTM(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelDramagaLSTM.add(Dense(1))
modelEmpangLSTM = Sequential()
modelEmpangLSTM.add(LSTM(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelEmpangLSTM.add(Dense(1))
modelGadogLSTM = Sequential()
modelGadogLSTM.add(LSTM(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelGadogLSTM.add(Dense(1))
modelLeuwiliangLSTM = Sequential()
modelLeuwiliangLSTM.add(LSTM(100, input_shape=(look_back, 1)))
modelLeuwiliangLSTM.add(Dense(1))

```

Lampiran 12. *Source Code* Evaluasi Pengujian MSE dan MAPE

```

from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_error

import numpy as np

def evaluasi(actual, prediction):
    MAPE = mean_absolute_percentage_error(actual, prediction)
    RMSE = np.sqrt(mean_squared_error(actual, prediction))
    return {'MAPE':MAPE, 'RMSE': RMSE}

evaluasi = {
    "Cariu": {
        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledCariu,
testPredictScaledCariuRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledCariu,
testPredictScaledCariuRNN) ['RMSE'],
}

```

```

        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledCariu,
testPredictScaledCariuLSTM) ['MAPE'],
        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledCariu,
testPredictScaledCariuLSTM) ['RMSE'],
    },
    "Dramaga": {
        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledDramaga,
testPredictScaledDramagaRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledDramaga,
testPredictScaledDramagaRNN) ['RMSE'],

        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledDramaga,
testPredictScaledDramagaLSTM) ['MAPE'],
        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledDramaga,
testPredictScaledDramagaLSTM) ['RMSE'],
    },
    "Empang": {
        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangRNN) ['RMSE'],

        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangLSTM) ['MAPE'],
        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangLSTM) ['RMSE'],
    },
    "Gadog": {
        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledGadog,
testPredictScaledGadogRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledGadog,
testPredictScaledGadogRNN) ['RMSE'],

        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledGadog,
testPredictScaledGadogLSTM) ['MAPE'],
        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledGadog,
testPredictScaledGadogLSTM) ['RMSE'],
    },
    "Leuwiliang": {
        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledLeuwiliang,
testPredictScaledLeuwiliangRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledLeuwiliang,
testPredictScaledLeuwiliangRNN) ['RMSE'],

        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledLeuwiliang,
testPredictScaledLeuwiliangLSTM) ['MAPE'],

```

```

        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledLeuwiliang,
testPredictScaledLeuwiliangLSTM) ['RMSE'],
    }
}

df_evaluasi = pd.DataFrame.from_dict(evaluasi)
df_evaluasi

```

Lampiran 13. Source Code Hasil Prediksi Dalam Grafik

```

from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error
from sklearn.metrics import mean_absolute_error

import numpy as np

def evaluasi(actual, prediction):
    MAPE = mean_absolute_percentage_error(actual, prediction)
    RMSE = np.sqrt(mean_squared_error(actual, prediction))
    return {'MAPE':MAPE, 'RMSE': RMSE}

evaluasi = {
    "Cariu": {
        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledCariu,
testPredictScaledCariuRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledCariu,
testPredictScaledCariuRNN) ['RMSE'],

        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledCariu,
testPredictScaledCariuLSTM) ['MAPE'],
        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledCariu,
testPredictScaledCariuLSTM) ['RMSE'],
    },
    "Dramaga": {
        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledDramaga,
testPredictScaledDramagaRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledDramaga,
testPredictScaledDramagaRNN) ['RMSE'],

        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledDramaga,
testPredictScaledDramagaLSTM) ['MAPE'],
        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledDramaga,
testPredictScaledDramagaLSTM) ['RMSE'],
    },
    "Empang": {

```

```

        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangRNN) ['RMSE'],
        # "MAPE GRU": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangGRU) ['MAPE'],
        # "RMSE GRU": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangGRU) ['RMSE'],
        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangLSTM) ['MAPE'],
        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledEmpang,
testPredictScaledEmpangLSTM) ['RMSE'],
    },
    "Gadog": {
        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledGadog,
testPredictScaledGadogRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledGadog,
testPredictScaledGadogRNN) ['RMSE'],

        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledGadog,
testPredictScaledGadogLSTM) ['MAPE'],
        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledGadog,
testPredictScaledGadogLSTM) ['RMSE'],
    },
    "Leuwiliang": {
        "MAPE RNN": evaluasi(testYScaledLeuwiliang,
testPredictScaledLeuwiliangRNN) ['MAPE'],
        "RMSE RNN": evaluasi(testYScaledLeuwiliang,
testPredictScaledLeuwiliangRNN) ['RMSE'],

        "MAPE LSTM": evaluasi(testYScaledLeuwiliang,
testPredictScaledLeuwiliangLSTM) ['MAPE'],
        "RMSE LSTM": evaluasi(testYScaledLeuwiliang,
testPredictScaledLeuwiliangLSTM) ['RMSE'],
    }
}

df_evaluasi = pd.DataFrame.from_dict(evaluasi)
df_evaluasi

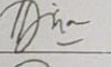
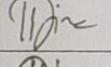
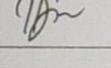
print(len(testPredictScaledGadogRNN))
print(len(testPredictScaledGadogLSTM))
print(len(testYScaledGadog))

print(len(testPredictScaledLeuwiliangRNN))
print(len(testPredictScaledLeuwiliangLSTM))
print(len(testYScaledLeuwiliang))

```

```
drawPlot(testPredictScaledCariuRNN,
# testPredictScaledCariuGRU,
testPredictScaledCariuLSTM,
testYScaledCariu,"Cariu")
drawPlot(testPredictScaledDramagARNN,
# testPredictScaledDramagaGRU,
testPredictScaledDramagaLSTM,
testYScaledDramaga, "Dramaga")
drawPlot(testPredictScaledEmpangRNN,
# testPredictScaledEmpangGRU,
testPredictScaledEmpangLSTM,
testYScaledEmpang, "Empang")
drawPlot(testPredictScaledGadogRNN,
# testPredictScaledGadogGRU,
testPredictScaledGadogLSTM,
testYScaledGadog, "Gadog")
drawPlot(testPredictScaledLeuwiliangRNN,
# testPredictScaledLeuwiliangGRU,
testPredictScaledLeuwiliangLSTM,
testYScaledLeuwiliang, "Leuwiliang")
```

Lampiran 14. Kartu Bimbigan Proposal Mahasiswa

Kartu Bimbigan Mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer FMIPA – UNPAK			
No.	Hari, Tanggal	Catatan	Tandatangan
			Pembimbing I
1	Kamis, 25 Mei 2023	Mencari jurnal terkait penelitian yang di teliti	
2	Sabtu, 27 Mei 2023	Revisi laporan Bab 1 – Bab 4	
3	Rabu, 31 Mei 2023	Revisi Laporan Bab 1-Bab 3	 
4	Kamis, 8 Juni 2023	Revisi Laporan Bab 2 dan Bab 3	 
5	Rabu, 21 Juni 2023	Revisi Laporan Bab 3	 
6			

Bogor, Mei 2023
Program Studi Ilmu Komputer
Fakultas MIPA – UNPAK
Ketua

Arie Qur'an, M.Kom.

Lampiran 15. Kartu Bimbingan Hasil Penelitian

Kartu Bimbingan Mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer FMIPA-UNPAK				
Nama Mahasiswa		:		
NPM		Feri Irawan		
Judul Proposal Penelitian		065119023		
Pembimbing I		Prediksi Banjir Berdasarkan Curah Hujan Menggunakan <i>Support Vector Machine (SVM)</i>		
Pembimbing II		Arie Qur'ania, M.Kom.		
Dinar Munggaran Akhmad, M.Kom.				
No	Hari, Tanggal	Catatan	Tandatangan	
			Pembimbing I	Pembimbing II
1	Kamis, 21 Des 2023	- Penulisan laporan hasil		
2	Kamis, 28 Desember 2023	- Penulisan laporan hasil		

Bogor, 2023
Program Studi Ilmu Komputer
Fakultas MIPA-UNPAK
Ketua

Arie Qur'ania, M.Kom.

Lampiran 16. Kartu Bimbingan Skripsi Mahasiswa

Program Studi Ilmu komputer FMIPA – UNPAK

Nama Mahasiswa : Feri Irawan

NPM : 065119023

Judul Penelitian : Curah Hujan Menggunakan *Recurrent Neural Network (RNN)* Dan *Long Short-Term Memory (LSTM)*

Pembimbing I : Arie Qurania, M.Kom

Pembimbing II : Dinar Munggaran Akhmad, S.Kom., M.Kom.

No	Hari, Tanggal	Catatan	Tanda Tangan	
			Pembimbing.I	Pembimbing.II
1	Sabtu, 16 Maret 2024	Revisi Skripsi		
2	Selasa, 19 Maret 2024	Revisi Skripsi		
3				
4.				
5.				

Bogor, 2024
Program Studi Ilmu
Komputer
Fakultas MIPA – UNPAK
Ketua,

Arie Qurania, M.Kom

Lampiran 17. Surat Pengantar Universitas Pakuan



YAYASAN PAKUAN SILIWANGI
Universitas Pakuan
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
Mengabdi, Mandiri & Berkarakter Dalam Bidang MIPA

Nomor : 2448/D/FMIPA-UP/VII/2023
Lampiran : -
Perihal : Permohonan Pengambilan Data

Kepada : Yth. Stasiun Klimatologi Bogor,
Jl. Raya Dramaga, RT.01/RW.02, Margajaya,
Kec. Bogor Bar., Kota Bogor, Jawa Barat 16680

Dengan Hormat

Sehubungan dengan Pelaksanaan Tugas Akhir/Skripsi untuk Mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer, Fakultas MIPA Universitas Pakuan dengan nama mahasiswa dibawah ini:

Nama : Feri Irawan
NPM : 065119023
Program Studi : Ilmu Komputer
Judul : Prediksi Banjir Berdasarkan Curah Hujan Menggunakan Support Vektor Machine (SVM)

Bermaksud mengadakan penelitian pada instansi yang Bapak/Ibu pimpin.

Adapun penelitian yang akan dilakukan mahasiswa kami meliputi tanya jawab, lisan, tertulis maupun observasi, sepanjang data-data yang diminta bukan merupakan rahasia yang menjadi tanggung jawab Bapak/Ibu.

Demikian permohonan ini kami sampaikan. Atas perhatian serta kerjasama yang baik, kami ucapan terima kasih.

Bogor, 12 Juli 2023

Dekan,



Asep Denih, S.Kom., M.Sc., Ph.D.

Tembusan :

1. Yth. Wakil Dekan I FMIPA-UNPAK ;
2. Yth. Ketua Program Studi Ilmu Komputer ;
3. Arsip.

Lampiran 18. Surat Balasan BMKG



**BADAN METEOROLOGI, KLIMATOLOGI DAN GEOFISIKA
STASIUN KLIMATOLOGI JAWA BARAT**

Jl. Alternatif IPB Situ Gede, Bogor, Jawa Barat 16115 Telp. (0251) 8473033
Website : <https://bogor.jabar.bmkg.go.id> Email : staklim.bogor@bmkg.go.id

Nomor : KL.00.01/109/KBGR/VII/2023
Lampiran : 1 (satu) berkas
Perihal : Informasi tabular

Bogor, 21 Juli 2023

Kepada Yth.

Feri Irawan

di

Tempat

Menjawab permohonan Saudara No. 2448/D/FMIPA-UP/VII/2023 perihal permohonan data curah hujan di wilayah Bogor untuk penelitian tugas akhir, maka bersama ini kami sampaikan informasi sesuai dengan ketersediaan data.

Informasi tersebut mencakup informasi curah hujan dalam bentuk tabular yang menggunakan data pengamatan dari Stasiun Klimatologi Jawa Barat, Empang, Cariu, Gadog, dan Leuwiliang.

Demikian informasi yang dapat kami berikan, agar dapat dipergunakan sesuai dengan keperluan.



Lampiran 19. Surat Pernyataan

SURAT PERANYATAAN

Yang bertandatangan di bawah ini :

Nama : Feri Irawan
Nomor KTP : 320223151000003
Alamat Sesuai : Kp Pasir Randu, RT 10 RW 03, Desa Sukaluyu, Kecamatan Kalibunder, Kabupaten Sukabumi
KTP :
NPM : 065119023

Untuk selanjutnya disebut sebagai “**Pembuatan Pernyataan**”

Dengan ini secara sadar dan tanpa paksaan menerangkan dan menyatakan hal-hal sebagai berikut :

1. Bahwa saya telah mengajukan permohonan tarif nol rupiah untuk informasi :
 - a. Curah hujan daerah-daerah yang ada di kabupaten Bogor selama tahun 2020 Januari – Juni 2023
 - 2020 curah hujan bulanan
 - 2021-2022 curah hujan harian dan bulanan
 - 2023, Januari – Juni data curah hujan bulanan
2. Bahwa informasi sebagaimana dimaksud benar saya butuhkan untuk kepentingan penyusunan tugas akhir saya.

Berdasarkan hal-hal tersebut di atas pembuat pernyataan dengan ini menyatakan bahwa :

1. Menggunakan informasi yang dimohon dikenakan tarif nol rupiah hanya untuk kepentingan penelitian tugas akhir saya di program Studi Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Pakuan dengan Judul “Prediksi Banjir Berdasarkan Curah Hujan Menggunakan *Support Vektor Machine (SVM)*” dan tidak akan pernah menggunakan informasi tersebut untuk kepentingan lain.
2. Saya akan menyerahkan hasil penelitian ke Program Studi Ilmu Komputer Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Pakuan.

Surat pernyataan ini dibuat dan diberikan dengan ketentuan dan syarat-syarat sebagai berikut :

1. Surat pernyataan ini berlaku sejak ditanda tangani.
2. Surat pernyataan ini dapat ditarik kembali, dicabut dan/atau tidak akan berakhir kerena sebab apapun juga tanpa persetujuan tertulis terlebih dahulu dari Badan Meterologi, Klimatologi, dan Geofisika.

Bogor, 13 Juli 2023
Pembuat Pernyataan



Feri Irawan
Mahasiswa S1 Ilmu Komputer
FMIPA - UNPAK

Lampiran 20. Surat Permohonan Pengambilan Data

Bogor, 13 Juli 2023

Perihal : Permohonan Pengambilan Data

Kepada : Yth. Stasiun Klimatologi Bogor, Jl. Raya Dramaga, RT.01/RW.02,
Margajaya, Kec. Bogor Bar., Kota Bogor, Jawa Barat 16680

Dengan Hormat,

Yang bertandatangan dibawah ini, saya

Nama	:	Feri Irawan
NPM	:	065119023
Alamat	:	Kp Pasir Randu, RT 10 RW 03, Desa Sukaluyu, Kecamatan Kalibunder, Kabupaten Sukabumi
NIK	:	3202231510000003
Nomor HP / E-Mail	:	085872823197 / <u>feri54381@gmail.com</u>
Status	:	Mahasiswa Universitas Pakuan Bogor

Bersama surat ini saya mengajukan permohonan untuk mendapat Data Curah Hujan di semua daerah yang ada di Kabupaten Bogor dalam kurun waktu 2020 Januari - 2023 Juni data tersebut akan saya gunakan untuk Tugas Akhir S1. Adapun judul tugas akhir yang saya buat : Prediksi Banjir Berdasarkan Curah Hujan Menggunakan *Support Vektor Machine (SVM)*.

Demikian surat permohonan ini, besar harapan saya Ibu/Bapak berkenan membantu. Atas perhatian dan kerjasamanya saya ucapkan terimakasih.

Hormat Saya,



Feri Irawan

Lampiran 21. Data Curah Hujan Dramaga 2020, 2021, dan 2023



DATA CURAH HUJAN (MILIMETER)

Nama Kabupaten : Kota Bogor
Nama Stasiun : Dramaga

Lintang : 06° 33' 12.9" LS
Bujur : 106° 44' 59.4" BT

Tahun	Bulan											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
2020	399.7	525.7	706.2	505.1	425	246.2	186.3	89.1	333.7	583.7	151.4	153.3
2023	211.1	253.8	326.4	312.8	294.2	320.5						

Tanggal	Tahun 2021											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	0	-	0	4.5	1	-	0.3	73.4	23	30	40	0
2	2.4	19.3	16.5	-	-	0	2.3	49.8	-	6	6.7	-
3	-	21.9	3	39.2	-	33	-	7	2	44.3	21.7	-
4	41	13.6	18.6	4	-	19.7	-	-	0	38.7	1.5	-
5	0.2	30.1	12.1	0.8	-	0	0.9	24.3	-	-	8.4	3.8
6	0.2	1.6	6	1.2	2.6	-	-	2.1	-	1	18.7	3.8
7	102	25.9	0.1	1.2	21.4	21	2.4	-	4	-	8.6	24.9
8	0.5	67.7	5.6	0.2	28.3	51.5	-	-	10	-	33.8	14.5
9	22.4	14.4	-	-	86.7	26	-	-	69	0.1	-	4
10	4.4	2.9	9.3	7.9	34.3	41	-	36	16	2.4	26.7	2.3
11	2.3	10.5	9.7	-	-	2.3	0	3.3	-	27.8	6.3	28.7
12	0	0.5	0	0.5	-	11.2	0	-	-	1.5	0	7.5
13	0.8	9.4	-	3.3	-	10	-	-	4	0	2.7	23.5
14	0	0.1	0	6.9	-	0	9.2	14	1.3	0.1	-	-
15	1.3	24.8	0.7	4.6	-	-	-	-	3.7	0	2.5	0
16	2	28.6	7	67.1	0.2	0.3	-	-	0	1.5	-	29.9
17	0	0.5	-	-	26.5	0	-	-	37	0	-	9.4
18	0.5	0	7	3.3	31.2	3	-	3	-	42.3	0.3	7.1
19	7.4	93.6	9.2	10.7	-	1.3	-	4.3	4	10.3	0.8	0.3
20	26.3	23.2	-	31.8	4.2	0.1	0	28.3	17.3	62.3	1	2
21	5.8	36.4	22.5	0.3	69.5	37.3	9.3	33	5	27.8	0.3	15.1
22	1.8	-	8.3	19.1	20	4	3.5	2.4	24.6	24.5	2.7	6.8
23	2.1	1.6	-	0.3	-	11	42	-	-	14.2	0.8	-
24	-	2	20.2	-	1	0.3	44.3	26	-	-	0.3	0.8
25	0	27.1	-	17.5	47.8	-	1	12.8	0	43	-	39.6
26	22.3	21.7	7.2	1	-	4.2	-	-	13	29.5	11	21.3
27	1.7	0	2.3	9.3	-	0	-	0.4	2.3	25.2	0	0
28	5.3	-	43.4	13	-	6.6	-	-	33.4	6.5	23.1	18.7
29	29.6	-	8	42.3	38.8	-	-	-	1	31.6	3.7	1.3
30	0	-	4.1	-	60.3	6.3	-	-	43.6	20.3	1.3	-
31	19.1	-	4.4	-	36.5	-	0	77	-	74.7	-	13.5
Jumlah	301.8	487.4	225.6	292.6	510.3	311.1	115.6	389.5	318.6	566.6	227.9	279.4

Lampiran 22. Data Curah Hujan Dramaga 2022



DATA CURAH HUJAN [MILIMETER]

Nama Kabupaten : Kota Bogor
Nama Stasiun : Dramaga

Lintang : 06° 33' 12.9" LS
Bujur : 106° 44' 59.4" BT

Tanggal	Tahun 2022											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	-	1	4.8	1	0	0.8	11	-	-	-	1.8	0
2	-	0	2	-	8.2	0	-	-	-	46	0	0.6
3	-	0	0	-	19.3	25.4	19.4	8.3	0.3	0	47.3	-
4	-	-	0.8	4.4	-	3.8	0.9	23.5	-	79.7	2	1.3
5	-	13.8	-	-	25.2	41.3	-	4.5	11.9	3	18.7	33.5
6	-	7.2	4	8.3	1	26	-	-	0.8	15.4	7	0.2
7	6.3	13.6	2.7	12	-	71.4	13	3.6	23.7	13.2	16.6	33.9
8	13.9	-	-	-	-	0	0.8	24	2.6	37.4	1	13.8
9	-	4.8	14.2	6	-	-	-	3.3	27.7	1	13.8	0.3
10	-	0.6	23.4	0.7	8.1	130.4	-	8	12.2	41.3	9.3	0.4
11	1	-	1.8	4	3	24.3	-	1.6	19.9	-	32.2	-
12	0.8	-	0	4.8	0	7.3	-	0.4	43.5	57.2	4.8	-
13	19	0.2	-	0.3	0	3.2	44.4	4	1.3	26.3	32	0.4
14	3.4	0.3	6	86.3	-	7.3	44.2	29	13	4.4	23.3	0.1
15	4.1	1	3.2	39.2	3.9	0	0	8	-	3.3	12.3	2.3
16	3.8	-	-	22.3	0	1.3	133.2	23	33.8	0.3	-	-
17	-	13.6	-	0.3	10	-	7	47.3	38.2	9.3	12.8	-
18	4.2	3.7	24	-	34.3	31.3	-	-	1.4	11	3.6	1.1
19	21.1	31	-	31.3	12.6	0.4	0	-	22.3	43	2.4	1
20	11	0	-	0.3	0.3	-	6.3	-	4.6	34.3	0	-
21	1.1	13	0	-	31.9	0.6	-	-	0	23.9	-	0.8
22	0.5	17.4	11	2	2.7	1.7	-	38.3	3.3	0.2	-	9.3
23	0.2	-	-	9	-	3	-	14.2	2.7	13.8	-	8.9
24	-	3.3	6.4	0.7	-	-	46.6	14.3	22.3	2.3	10.4	0
25	4.5	0.4	-	-	-	15.5	7.9	23.6	0.4	0.7	12.5	20.2
26	3.8	4.1	-	26.3	0	33.8	2	-	0.3	21.8	-	9.2
27	3.2	17.9	2.8	-	-	0.6	-	0.3	-	0	-	22.9
28	-	1.2	1.8	36.6	48.3	2.9	-	22	17	-	1	3
29	0.3	-	-	0	1	28.6	-	26.6	14	-	32.2	26.2
30	-	-	-	-	0	-	-	27.3	0.4	-	-	18.7
31	0	-	-	-	4.3	-	-	8.6	-	-	-	1.3
Jumlah	106.6	130.3	110.9	316.6	216.9	463.7	338.9	384.9	344.2	483.6	321	213.8

Lampiran 23. Data Curah Hujan Empang 2020, 2021, dan 2023

 BADAN METEOROLOGI, KLIMATOLOGI DAN GEOFISIKA STASIUN KLIMATOLOGI JAWA BARAT Jl. Alternatif IPB Situ Gede, Bogor, Jawa Barat 16116 Telp. (0251) 8473033 Website : https://bogor.jabar.bmkg.go.id Email : staklim.bogor@bmkg.go.id												
DATA CURAH HUJAN (MILIMETER)												
Tahun	Bulan											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
2020	368	390	773	488	360	343	163	313	351	485	344	385
2023	187.5	329.5	392	322.5	293	372.5						
Tanggal	Tahun 2021											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
	-	-	-	34	2	7	-	7	16	38	2	-
	1	-	-	19	-	1	-	16	-	17	41	-
	2	-	38	6	34	3	29	-	2	4	6	43
	3	7	30	24	6	-	27	-	24	1	31	18
	4	-	17	3	8	-	-	-	2	-	-	13
	5	2	19	2	-	3	4	-	-	-	31	26
	6	39	49	37	-	39	12	-	-	9	-	48
	7	-	70	21	-	21	-	-	-	9	-	67
	8	12	19	-	-	57	33	-	22	73	53	-
	9	13	16	2	5	30	25	-	10	-	1	-
	10	11	8	33	-	-	3	-	10	-	14	2
	11	4	-	-	-	-	23	-	-	4	6	-
	12	-	38	-	4	-	25	-	-	13	4	19
	13	-	30	47	9	-	-	-	-	12	-	26
	14	3	17	7	8	-	-	-	-	5	-	3
	15	-	19	-	12	12	-	-	-	8	-	-
	16	7	49	-	-	93	12	8	-	30	43	-
	17	-	70	8	9	34	35	-	33	-	-	10
	18	23	19	6	36	-	-	-	62	11	6	-
	19	30	16	-	26	3	-	14	6	2	29	-
	20	4	8	54	-	42	4	-	1	1	-	-
	21	2	-	27	45	17	-	31	22	22	37	-
	22	-	9	2	28	-	45	2	-	-	40	-
	23	-	10	-	-	-	-	41	-	-	-	-
	24	8	43	-	-	37	-	-	-	6	3	-
	25	76	47	18	-	-	-	-	-	14	-	-
	26	9	3	-	-	-	-	-	-	3	103	43
	27	8	-	57	11	-	20	-	-	11	17	5
	28	41	-	3	34	36	-	-	-	-	52	8
	29	4	-	4	-	37	-	-	-	-	12	-
	30	52	-	33	-	8	-	-	3	-	22	-
	Jumlah	373	644	413	369	499	304	96	280	236	558	349
												371

Lampiran 24. Data Curah Hujan Empang 2022



DATA CURAH HUJAN (MILIMETER)

Nama Kabupaten : Kota Bogor
Nama Stasiun : Empang

Lintang: 06° 36' 42.1" LS
Bujur : 106° 47' 29.0" BT

Tanggal DD	Tahun 2022											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	-	-	4	3	-	15	62	-	-	-	6	4
2	-	5	3	-	1.5	0.5	-	-	-	71	16	-
3	-	9	7	-	15	15	-	19	-	3	81	0
4	-	4	2	29	-	-	1	28	3	11.5	51	2
5	-	6	-	14	72	53	-	-	92	40	45	8
6	26	13	6	11	-	5	6	-	-	14	80	27
7	3	1	23	-	-	19	12	7.5	16	15	2	54
8	30	6	-	-	-	-	2	-	20	11	0	23
9	17	3	4	1	-	-	-	-	77	6	9	16
10	7	-	19	-	17	29	-	-	6	88	2	3
11	2	-	8	1	TTU	24	-	9	17	0	23	-
12	18	-	40	4	1.5	10	-	-	73	79	39	-
13	52	-	-	-	1	1.5	5	10	6	122	12	49
14	13	-	4	34	-	37	4	TTU	43	6	43	15
15	14	-	4	26	-	4	1	29	-	30	3	-
16	6	22	2	1	2	-	32	22	64	3	-	-
17	-	21	-	-	1.5	-	-	16	74	-	14	-
18	-	5	12	-	-	10	-	-	3	-	5	15
19	24	-	31	63	35	6	6	-	0	38	2	32
20	38	3	-	-	33	TTU	3.5	-	11	35	-	-
21	-	6	6	-	67	14	-	-	39	8	-	6
22	-	6	-	-	TTU	2	-	73	0	0	34	3
23	-	16	-	6.5	-	3	-	0	2	24	-	4
24	40	3	-	-	-	-	45	24	79	-	0	-
25	19	7	-	-	-	11	83	18	2	2	44	21
26	8	4	-	16	2	2.5	1	-	3	15	-	22
27	2	-	-	-	-	1	-	24	-	-	-	16
28	-	3	4	67	40	3	-	87	23	-	-	2
29	23		-	-	14.5	4.5	-	3	3.5	-	37	22
30	-		-	-	-	2	-	122	-	-	0	25
31	3		-	-	8.5		-	-	-	-	-	3
Jumlah	343	143	181	280.5	331.5	272	283.5	483.5	636.5	621.5	552	362.5

Lampiran 25. Data Curah Hujan Cariu 2020, 2021, dan 2023



**BADAN METEOROLOGI, KLIMATOLOGI DAN GEOFISIKA
STASIUN KLIMATOLOGI JAWA BARAT**

Jl. Alternatif IPB Situ Gede, Bogor, Jawa Barat 16116 Telp. (0251) 8473000
Website : <https://bogor.jabar.bmkg.go.id> Email : staklim.bogor@bmkg.go.id

DATA CURAH HUJAN (MILIMETER)

Nama Kabupaten : Kab. Bogor
Nama Stasiun : Cariu

Lintang : 06° 30' 15.2" LS
Bujur : 107° 07' 58.6" BT

Tahun	Bulan											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
2020	336.5	391.5	467	494	170.5	58	49.5	42	156	414	267.5	62.5
2023	100	358	269.5	238	308	102						

Tanggal DD	Tahun 2021											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	-	21	29	-	-	-	-	-	-	-	12	-
2	-	17	8	-	-	-	-	-	-	-	3.5	-
3	-	25	12.5	32	-	-	-	-	20	-	4.5	-
4	22	36	24	-	-	-	-	-	-	5	-	-
5	-	32	42	-	-	-	-	-	-	20	7.5	1
6	32	18.5	15	-	10	-	-	-	23	-	3	2.5
7	31	30	43.5	-	-	17	-	-	12	-	2.5	1.5
8	-	33	-	-	-	-	-	-	7	-	38	13
9	19	84	-	-	-	19	-	-	31	-	-	7
10	-	-	5.5	-	23	-	-	-	-	-	-	1.5
11	37	-	-	9.5	-	-	-	3.5	-	-	5	18
12	-	-	-	-	-	-	-	-	-	30	-	25
13	13	-	-	32	-	-	-	-	-	-	24.5	7
14	-	12	-	31	-	-	-	-	14.5	-	-	1.5
15	-	48	-	-	-	-	-	-	21	-	8	-
16	-	60	37	11.5	-	-	-	-	-	-	-	8
17	13	-	10.5	-	9.5	-	-	-	-	-	-	-
18	-	-	27	7.5	31	38.5	-	-	-	28	17.5	2.5
19	-	87.5	17	-	-	35	-	45	-	23	-	3
20	35	107	15	-	-	-	5.5	52	-	-	3	12.5
21	22	6	-	-	43.5	15	20	-	-	5	4.5	17
22	-	8	-	-	-	19	30	4.5	2	8.5	-	-
23	12	4.5	-	-	-	5	-	-	-	-	-	2.5
24	7	-	-	-	65	-	45	-	10	2	-	18
25	16	-	-	-	85	-	-	-	15	-	-	2.5
26	6	68	49	-	-	-	-	-	-	35	-	-
27	-	-	-	-	1.5	-	-	-	-	-	-	2.5
28	-	16.5	37	-	-	-	-	-	-	57	27	2.5
29	10.5	-	-	-	-	-	-	-	-	24.5	3	6.5
30	30	-	6.5	-	6	-	-	-	-	12	24.5	-
31	TTU	-	-	-	-	-	-	-	-	4.5	-	10.5
Jumlah	307.5	714	398.5	143.5	296.5	139.5	100.5	105	153.5	254.5	255.5	286

Lampiran 26. Data Curah Hujan Cariu 2022



DATA CURAH HUJAN (MILIMETER)

Nama Kabupaten : Kab. Bogor
Nama Stasiun : Cariu

Lintang : 06° 30' 15.2" LS
Bujur : 107° 07' 58.6" BT

Tanggal DD	Tahun 2022											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	-	-	-	11.3	20.3	2	-	-	-	-	3	-
2	-	3	-	-	0	41.5	-	-	-	-	-	26
3	-	-	-	-	39	29.3	-	-	1.3	-	30	2
4	3.3	-	-	11	-	-	-	-	-	36.3	2.3	74
5	-	3	-	10	-	-	-	14	-	34	93	36
6	3	2	6.3	41	-	23	-	-	-	-	40	-
7	26	8	-	22.3	-	7	-	20.3	14	53.3	1.3	34
8	6	-	-	10	-	-	-	4.3	2	17	16	28
9	-	16.3	4.2	-	-	42.3	-	-	-	2	10	57
10	1	-	23.3	-	9	0	-	-	89.3	-	17.3	1.3
11	54	-	1	10.3	1	-	-	0	11	-	-	-
12	40.3	-	4	-	2	-	-	-	10	7.3	34	-
13	97	-	-	1	-	2.3	-	-	9.3	41	38.3	-
14	64	16.3	2	8	-	12	-	-	1.3	53	-	-
15	50.3	-	29	-	-	1.3	-	1	-	19.3	47	-
16	17	19.3	13	16	-	0	88	1	-	-	-	-
17	-	2.3	-	30	64.3	-	10	-	2.3	-	10	-
18	26	28.3	-	-	23.3	0	-	-	8	14	14	-
19	23	-	47	-	-	23	-	-	-	14	-	3
20	21.3	-	-	56	-	-	-	-	-	1.3	-	41
21	-	-	1.3	-	-	2	-	-	-	5.3	-	-
22	-	23	-	0	-	-	-	5.3	3	-	-	17
23	-	-	-	12.3	-	-	-	-	32	7.3	-	-
24	-	3.3	-	-	-	-	-	-	20	-	-	-
25	1.2	-	-	-	-	-	24	-	-	-	-	3
26	-	-	-	12.3	-	10	-	-	-	13.3	-	4.3
27	3	2	52	-	-	-	-	13.3	14.3	-	-	4
28	-	3	14.3	18.3	30.3	23	-	-	-	-	-	2
29	1	-	-	-	4.3	-	-	27	-	-	18.3	16.3
30	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	23	3
31	-	-	-	-	-	-	-	3.3	-	-	-	9
Jumlah	442.2	140	200.2	271	194.3	223.3	122	92.3	221	387.3	420.3	385.3

Lampiran 27. Data Curah Hujan Gadog 2020, 2021, dan 2023



DATA CURAH HUJAN (MILIMETER)

Nama Kabupaten : Kab. Bogor
Nama Stasiun : Gadog

Lintang : $06^{\circ} 39' 24.8'' LS$
Bujur : $106^{\circ} 51' 49.8'' BT$

Tahun	Bulan											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
2020	382	342.5	367	405	420.6	127.5	105.2	162.5	312	366	293	221.5
2023	165.5	427	318	183	283.5	264.5						

Tanggal DD	Tahun 2021											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	1	1	3	35	4	6.5	3	49	-	37	84	5.5
2	20.5	-	3	-	-	3	10.5	5.5	-	-	6.5	-
3	1	13	1.5	24.5	1	10.5	-	34	-	-	11	-
4	2	18	16.5	5.5	-	1	-	-	3.5	4	2	-
5	1	23	1.5	5.5	-	12	-	31	-	0	7.5	1.5
6	1	22	-	2	6.5	-	-	8	-	-	13	12
7	18	70	-	-	6	2.5	-	-	15.5	-	28	68.5
8	1	97.5	2	1	1	-	-	-	-	-	85	35
9	6	11.5	-	-	6	-	-	1	13	-	-	45
10	45	3	0.5	2.5	47.5	6	-	8	-	-	2	17
11	2	21.5	16.5	-	-	7.5	0	-	2	-	4	12.5
12	0	-	0.5	24	-	41	-	-	-	19	1	4
13	2	1	8	11	-	24.5	-	0.5	21	111	4	2
14	-	2	0.5	8	-	2	-	-	22.5	24.5	2	-
15	2	44	-	1	-	-	-	-	9	5	3	4.5
16	-	39	7	48	21	4	-	-	5	33	-	2
17	-	7	-	-	41.5	2.5	-	-	2.5	-	-	20.5
18	23	8.5	9	1	43	3	-	-	-	17	11	36
19	29.5	55.5	15	3	-	17.5	-	5	-	19.5	1.5	-
20	38	45	3.5	10	2	1	17.5	29	12	4	2	6.5
21	12.5	23	4.5	-	1	7	2.5	42	86	-	-	13
22	3.5	1	0.5	64.5	51.5	2	-	25	27	-	1	18
23	0.5	1.5	31	2	1	34	40	-	-	22	1	19
24	28.5	9	5.5	-	2	1.5	17	-	0.5	-	-	30
25	2	8	11.5	-	33	0	-	-	5	1.5	-	18
26	32	77	12	-	-	-	-	-	16	2	-	4.5
27	35	2	-	0.5	-	20	-	-	3	62.5	2.5	-
28	6.5	-	47	1	-	1.5	-	-	1.5	-	31	23
29	35	-	-	43	6	-	-	-	-	112	7.5	36.5
30	17	-	0	26	6	2.5	-	0	37	24.5	8.5	2.5
31	23	-	3	-	1	-	-	-	-	13.5	-	1.5
Jumlah	390.5	631	201	334	281	215	90.5	238	284	512	341	452

Lampiran 28. Data Curah Hujan Gadog 2022



DATA CURAH HUJAN (MILIMETER)

Nama Kabupaten : Kab. Bogor
Nama Stasiun : Gadog

Lintang : 06° 39' 24.8" LS
Bujur : 106° 51' 49.8" BT

Tanggal	Tahun 2022											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	1	5.5	6	17.5	0	76.5	3	0	0	0	43.5	4
2	-	58.5	6	0	22	-	0	0	1	1.5	0	0
3	-	6	7	1	27.5	10	18.5	1	9.5	28	31.5	3
4	-	4	5	31	0	0	0	3	35	38.5	92	25
5	-	3	1	3	111.5	26.5	0	0	1	27	8	8.5
6	28	11	25	7	9.5	11.5	6.5	2	1.5	6.5	94	7
7	3	11.5	3.5	2.5	0	60.5	8.5	8	33.5	18	1	47.5
8	2.5	7	1	11.5	0	0	1.5	0	43	22	0	35.5
9	2	16	6	2	0	7	0	0	42	11.5	9	3
10	2	9.5	1	0	3	4.5	0	0	12	136	4	16.5
11	18	1	45	2	0	19	0	34	17	0	4.5	0
12	13.5	-	8.5	3.5	9	3	0	1	12	84	0	0
13	19.5	0	4.5	1	0	4	6	55	92	37.5	10	1
14	13.5	1	6	24	0	2	30.5	5	3.5	46	29.5	0
15	4	1	5	1	0	5.5	1	75.5	0	34	3	0
16	20	-	4.5	42.5	4.5	9	46.5	30	18.5	9	0	3
17	0.5	69	0	0	4	0	7	7	23	0	18.5	33
18	27.5	31.5	3	2.5	0	4	0	0	1	0	8	4.5
19	5	2	16	78.5	21	3	0	0	0	21	8	1
20	28.5	0	0	0.5	2	1	0	0	0	3.5	0	0
21	2.5	3.5	1	4	23	11	0	9	3.5	1	0	3.5
22	0.5	0	0	1	3.5	0	0	111.5	23.5	2.5	3.5	13
23	1	19	1.5	3	0	41.5	0	21	7	35	0	3
24	-	43	0.5	4	0	0	12	1	38	0	8.5	0
25	-	2	0	0	0	0	15	0	0	10	8.5	13
26	2	3	0	12	1.5	10.5	5	0	0	34.5	1.5	6.5
27	1	14	0	0	0	4.5	0	15	2	0	0	33
28	-	12	19	38	20.5	29	0	9	18.5	0	0	2
29	7		0	0	12	0	0	16.5	0.5	0	63	19.5
30	-		0	0	1	0	0	19	0	0	1	36
31	18		0		13.5	15	12		0		0	3.5
Jumlah	222.5	334	176	315	291	343.5	162.5	422	458.5	627	454.5	333.5

Lampiran 29. Data Curah Hujan Leuwiliang 2020, 2021, dan 2023



DATA CURAH HUJAN (MILIMETER)

Nama Kabupaten : Kab. Bogor
Nama Stasiun : Bp3K Leuwiliang

Lintang : 06° 33' 48.6" LS
Bujur : 106° 37' 47.3" BT

Tahun	Bulan											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
2020	489	476	465	319	314	414	177	320	263.5	386.5	423	154.2
2023	157	182.5	246.5	204	92	208						

Tanggal DD	Tahun 2021											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	-	-	-	8.3	-	-	-	30	4	4	2	-
2	-	4	78.5	-	-	-	8	10	-	-	3	-
3	-	39.5	5	40	2	2	-	30.5	4	10	-	-
4	2	-	29	12	-	21	-	-	-	-	7	-
5	2	27	5	-	-	-	-	3	-	-	3	12
6	10	7	8	2	3.5	-	-	2	-	-	2	6.5
7	44	23	-	-	2	-	-	-	2	-	4	12
8	-	85	9	2	63	17	-	-	-	-	3	2
9	18	7	-	2	33.5	28	-	-	4	-	-	-
10	6	10	4	5	2	44	-	64	-	-	-	2
11	7	5	24	10	-	18.5	1	-	-	3	20	20
12	-	-	-	46	-	38	23	-	-	-	-	3
13	-	-	-	5	-	17	-	-	40	-	-	-
14	2	-	-	2	-	13	16	2	13	-	-	-
15	-	13	-	-	7.5	-	-	-	2	-	3	3
16	1	25	9.5	10	2	-	-	-	-	-	-	2
17	-	7	3	-	-	-	-	-	20	-	-	3
18	-	-	-	3	41.5	9.5	-	6	-	23	-	2
19	10	23	32	2	-	-	-	52	26	8.5	-	-
20	9	35	-	30	-	-	-	9	2	7.5	16	11
21	-	23	-	27	-	10	2.5	27.5	3	-	-	30
22	8	-	72	12.5	-	8	13	8	22.5	6	2	22
23	3	1	-	2	-	4	46	0	-	26	12	-
24	-	2.5	12	-	-	2.5	13	0	-	-	-	-
25	-	-	-	-	32	-	-	0	-	2	-	26.2
26	7	23	36	-	-	39	-	0	2	-	20	13
27	-	10	-	-	-	-	-	3	3	10	3.5	-
28	10	-	44	40.5	-	7.5	-	0	42.5	9.5	27.5	63
29	33		21.5	8	35	-	-	0	3.2	15	3	32
30	5		-	-	37	2	-	0	2	5	20	-
31	44		74		42		-	32		12		2.5
Jumlah	221	376	466.5	291.5	323	301	92.5	301	197.2	143.5	139	271.2

Lampiran 30. Data Curah Hujan Lewiliang 2022



DATA CURAH HUJAN (MILIMETER)

Nama Kabupaten : Kab. Bogor

Lintang : 06° 38' 48.6" LS

Nama Stasiun : Bp3K Lewiliang

Bujur : 106° 37' 47.3" BT

Tanggal	Tahun 2022											
	Jan	Feb	Mar	Apr	May	Jun	Jul	Aug	Sep	Oct	Nov	Des
1	-	2	2	3	-	3	28	-	-	-	7	10
2	-	-	18.5	-	-	1	-	-	-	25	-	1
3	-	2	3	-	13	10	2	2	-	-	8	2
4	-	-	11.5	2	-	-	-	32	-	10	2	6
5	-	28	-	-	12	7	-	1	2	7	20	12
6	-	23	7	7	22.5	37	-	-	17	3	22	13
7	2	23	2	3	2	40	10	2	3	6	17	13
8	3	16	-	2	-	-	-	15	5	5	18	17
9	3	10	7	1.5	-	-	-	9	4.5	2	78	23.5
10	-	5	15	2	12	19	-	5	10	7	2	7
11	1	-	22	6	-	10	-	2	8	-	8	-
12	34.5	-	5	40	-	5	-	21.5	7	20	1	-
13	3	2	-	15	2	7	32	5	6	22	25	17
14	12	-	6	43	-	2	8	23.5	10	8	12	2
15	3	-	28	20	18	2	3	3	-	3	2	-
16	-	-	53.5	15	-	5	35	2	8	3	-	-
17	-	20	7	14	1	-	20	2	36	18	16	-
18	12	5	2	8	19	75	-	-	3	7	10	2
19	7	3	35	18	1	-	-	-	1	43.5	5	-
20	10	2	-	3	2	3	7	-	-	20	-	-
21	10	10	3.5	2	42	22	-	-	2	2	-	7
22	2	-	-	2	6	-	-	53	-	1.5	-	10
23	-	-	-	10	-	-	-	3	8	-	-	8
24	-	-	-	-	3	-	20	29.5	10	-	-	2
25	-	3	-	-	-	10	5	5	7	-	7	12
26	3	5	-	48.5	11	12	19.5	-	-	10	3	17
27	29	15	2	-	-	40	-	-	-	2	-	23
28	7	-	18	30	-	10	-	3	1	-	3	10
29	-	-	-	-	10	-	-	3	37	-	3	33
30	-	-	-	-	-	-	-	43	-	-	7	20
31	-	-	-	-	16	-	-	-	-	-	-	17
Jumlah	147.5	176	270	305.5	194.5	322	189.5	266.5	185.5	229	279	279