

# Implementasi *Deep Learning* Prediksi Banjir Rob Menggunakan Metode *Long-Short Term Memory* (LSTM) di DKI Jakarta

Yusuf Niko Fitranto<sup>1\*</sup>, Mutiah<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Jurusan Fisika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Jakarta, Jakarta

<sup>2</sup> Jurusan Pendidikan Matematika, Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Jakarta, Jakarta

**Abstrak.** Bencana merupakan peristiwa yang terjadi akibat alam maupun manusia dengan potensi merugikan kehidupan manusia. Salah satu bencana yang umum terjadi di Indonesia yaitu banjir. Banjir rob merupakan fenomena yang umum terjadi di kota pada pesisir pantai seperti di Jakarta. Banjir rob dapat diprediksi melalui beragam macam parameter program dan pengolahan data. Bencana banjir rob dapat diprediksi dengan kecerdasan buatan dengan program *Deep Learning*. Tujuan dari penelitian ini memprediksi bencana banjir rob berdasarkan data *absolute dynamic topography* dan data curah hujan dari tahun 2018 – 2022. Prediksi data banjir rob bersifat data *time series* relevan dianalisis menggunakan Metode *Long-Short Term Memory* (LSTM). LSTM merupakan salah satu metode *Deep Learning* dengan mempelajari pola ketergantungan prediksi dan tingkat akurasi program dalam memprediksi data. Hasil dari penelitian ini menunjukkan data tinggi muka air laut (*absolute dynamic topography*) dan curah hujan berpengaruh dalam prediksi banjir rob di DKI Jakarta. Hasil program menunjukkan tingkat akurasi data *training* dari *absolute dynamic topography* sebesar 99% dan data *test* sebesar 92%. Pada data curah hujan, didapatkan tingkat akurasi data *training* sebesar 99% dan data *test* sebesar 99%. Hasil tingkat akurasi program menunjukkan bahwa algoritma LSTM mampu untuk memprediksi data-data yang berpengaruh terhadap banjir rob di DKI Jakarta.

**Kata kunci:** *Banjir Rob; Kecerdasan Buatan; Deep Learning; Long-Short Term Memory (LSTM); DKI Jakarta.*

## 1. PENDAHULUAN

Bencana merupakan peristiwa alam disebabkan oleh alam maupun manusia yang berpotensi merugikan, mengganggu dan menghilangkan kehidupan manusia. Bencana memiliki dampak yang besar terhadap kerusakan suatu objek yang terdiri dari geografis, masyarakat, struktur, pelayanan daerah geografis. Pada tahun 2023, tanda-tanda gejala alam seperti banjir, angin puting beliung, hujan ekstrim dan hujan dengan intensitas tinggi di Indonesia semakin meningkat. Salah satu bencana yang umum terjadi di Indonesia yaitu banjir. Bencana banjir sering terjadi di DKI Jakarta yang tercatat pada tanggal 10 maret 2023, banjir terjadi di kawasan Jakarta Selatan akibat luapan Kali Pesanggrahan [1]. Banjir merupakan fenomena dimana penampung air (tanggul atau saluran air) melebihi kapasitas daya tampungnya sehingga air tumpah menuju jalanan. Bencana banjir bisa terjadi karena beberapa faktor seperti hujan ekstrim, banjir kiriman, banjir luapan air laut (rob), banjir hulu dan banjir bandang [2]. Banjir rob merupakan fenomena yang umum terjadi di kota pada pesisir pantai seperti di Jakarta. Fenomena banjir rob disebabkan oleh pasang air laut dan penurunan muka tanah yang membentuk genangan air pada bagian daratan pantai (tempat yang lebih rendah dari air laut pasang). Fenomena banjir rob tidak hanya terjadi pada musim hujan saja, fenomena ini terjadi juga pada musim kemarau. Faktor utama banjir rob terjadi karena pengaruh pasang surut air laut yang dipengaruhi oleh gaya gravitasi bulan. Gravitasi bulan terjadi karena jarak bulan lebih dekat ke bumi, sehingga gravitasi bulan sangat berpengaruh terhadap pasang surut air laut. Beragam faktor lain seperti perubahan iklim yang ditandai dengan peningkatan temperatur suhu bumi dari tahun ke tahun yang menyebabkan tipisnya lapisan ozon dan pencairan lapisan es di kutub utara dan selatan mencair sehingga

\* Corresponding author: [yusufnikofitranto\\_1306620033@mhs.unj.ac.id](mailto:yusufnikofitranto_1306620033@mhs.unj.ac.id)

permukaan air laut naik [3]. Penurunan muka tanah pada salah satu faktor penyebab banjir rob sering terjadi di kota besar pada pesisir pantai Indonesia. Beragam kota besar yang terdampak salah satunya di DKI Jakarta yang disebabkan oleh pengambilan air tanah, konsolidasi tanah dan berat bangunan diatas permukaan tanah yang berlebih [4].

Bencana banjir rob umumnya dapat diprediksi melalui beragam macam parameter dan pengolahan data. Berdasarkan acuan penelitian relevan yang berjudul “Model Prediksi Kenaikan Permukaan Air Laut Menggunakan Data Satelit Altimery Jason-1 dengan pendekatan Algoritma *Long Short-Term Memory* (Studi Kasus: Teluk Jakarta)” dengan penulis Rais, Lestari dan Arifin tahun 2022 menyatakan prediksi permukaan air laut akan mengalami kenaikan sebesar 140 cm [5]. Penelitian relevan tersebut membuktikan bahwa Metode LSTM dapat memprediksi salah satu faktor penyebab banjir rob. Bencana banjir rob dapat diprediksi dengan kecerdasan buatan. Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) merupakan perkembangan teknologi informasi dan komunikasi yang lagi terkemuka dalam sepuluh tahun terakhir. Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) memiliki banyak pemanfaatan atau implementasi yakni pada sektor lembaga pemerintahan, industri, perbankan, manufaktur, dan jasa [6]. Kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) merupakan salah satu ilmu komputer baik *software* dan *hardware* yang dibuat untuk memecahkan masalah dan berpikir mendekati kecerdasan manusia. Salah satu sub-bidang dari kecerdasan buatan yaitu *Machine Learning* yang merupakan pembelajaran aplikasi komputer dan algoritma matematika yang berasal dari data untuk menghasilkan prediksi di masa mendatang. Proses pembelajaran *Machine Learning* didasari oleh tahap latihan (*training*) dan pengujian (*testing*). *Machine Learning* terbagi menjadi beberapa kategori yakni *Supervised Learning*, *Unsupervised Learning* dan *Reinforcement Learning*. *Supervised Learning* didasarkan pada kumpulan data yang memiliki label, lalu dikelompokkan untuk diklasifikasi dan regresi. Contoh algoritma populer dari *Supervised Learning* seperti *Back-propagation*, *Linear regression*, *Random Forest*, *Support Vector Machines*, *Naive Bayesian*, *Decision Tree*, *k-Nearest Neighbor*, *Logistic Regression*, *Support Vector Machines (SVM)*, *Normal Bayesian Classifier (NBC)*, *k-Nearest Neighbor (KNN)*, *Trees Gradient Boosted (GBT)*, *Random Trees (RT)*, *Artificial Neural Networks (ANN)* dan lain-lain. *Unsupervised Learning* disediakan beberapa *input* sampel tetapi tidak ada *output* yang ditampilkan. *Unsupervised Learning* dikelompokkan dalam clustering dan asosiasi. *Unsupervised Learning* memiliki contoh algoritma seperti *k-means*, *Apriori*, *Independent Subspace Analysis (ISA)*, dan *DBSCAN*. *Reinforcement Learning*. *Reinforcement Learning* merupakan pembelajaran yang tidak memelurkan pengetahuan sebelumnya yang secara dinamis mempelajari interaksi lingkungan (*trial-error*) untuk menyelesaikan masalah. Contoh dari *Reinforcement Learning* adalah Model *Markov Decision Process* [7].

*Deep Learning* adalah sub-bagian dari *Machine Learning* yang menggabungkan model komputasi dan algoritma *neural network*. Apabila ada informasi atau data yang masuk kedalam program, maka *Deep Learning* akan mencoba memahami dan membandingkan melalui *neural network*. *Deep Learning* menguraikan label dan menempatkan item ke berbagai kategori [8]. *Deep Learning* sangat berbeda dengan *Machine Learning*, pada pembelajaran *Deep Learning* digunakan proses non-linier untuk ekstraksi dan transformasi. Komputer akan mempelajari representasi data tingkat tinggi dimana data dengan fitur tingkat yang lebih tinggi diturunkan menjadi tingkat fitur data rendah. *Deep Learning* sedang menjadi sorotan baik dalam akademisi maupun bidang industri. Hal ini sejalan dengan tujuan *Deep Learning* yang membuat kemajuan kecerdasan buatan dan interaksi antara manusia dengan komputer [9]. Salah satu metode pengolahan data pada *Deep Learning* adalah Metode *Long Short-Term Memory (LSTM)*. Metode LSTM merupakan metode turunan dari *Recurrent Neural Network*. Metode ini terbukti berhasil digunakan untuk memprediksi data yang bersifat *time series*. Metode LSTM memiliki arsitektur yang terdiri tiga *input* yakni lapisan *input*, proses dan *output* [10]. Metode ini dapat mengamati dan menganalisis beragam *Dataset* termasuk bahasa, musik, data keuangan, dendrokronologi, hidrologi dan lain-lain. Hasil dan aplikasi statistik dari Metode LSTM harus diakui mengalami pemrosesan sifat statistik yang ketat [11].

Pada penelitian Farhah, Prasasti dan Paryasto yang berjudul "Implementasi *Recurrent Neural Network* dalam Memprediksi Kepadatan Restoran Berbasis LSTM" didapatkan hasil prediksi Metode LSTM dengan learning rate sebesar 0,001 dengan epoch maksimum 2000 dan menghasilkan nilai MSE sebesar 0,000000278 pada data latih dan 0,0069 pada data uji [12]. Penelitian lain dari Soeryawinata, Palit dan Santoso dengan judul "Sales Forecasting pada Dealer Motor X Dengan LSTM, ARIMA dan Holt-Winters Exponential Smoothing" menyatakan Metode LSTM memiliki nilai RMSE dan MAPE lebih baik dalam melakukan prediksi dibandingkan dengan metode lainnya [13]. Penelitian relevan tersebut mendukung Metode LSTM dapat melakukan suatu prediksi dengan *dataset* yang benar dan hasil prediksi yang akurat.

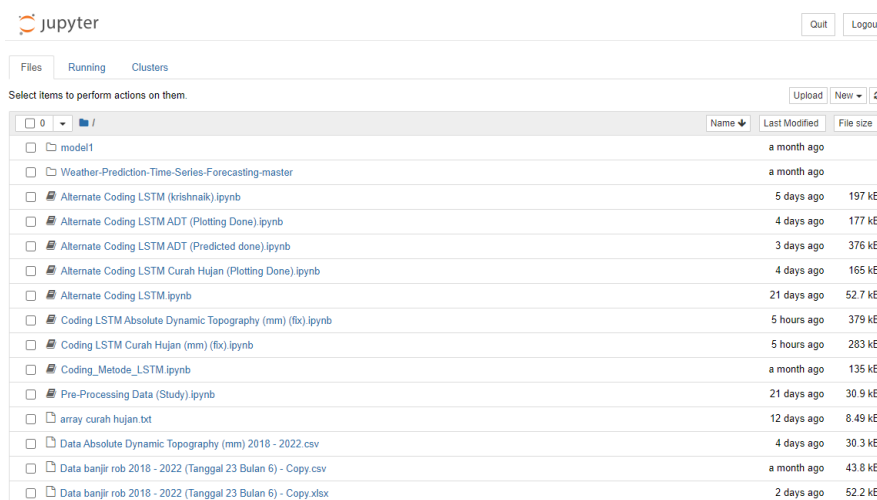
Prediksi data dilakukan dengan melihat data faktor utama banjir rob yaitu data *Absolute dynamic topography* dan Curah Hujan di DKI Jakarta dari tahun 2018 - 2022. Prediksi data banjir rob bersifat data time series dan sangat relevan dianalisis menggunakan *Deep Learning* dengan Metode LSTM. Harapan dari penelitian ini dapat memanfaatkan perkembangan Teknologi *Deep Learning*, menghasilkan prediksi banjir rob yang akurat dan menjadi mitigasi bencana bagi masyarakat DKI Jakarta. Tujuan dan cakupan dari penelitian ini memprediksi bencana banjir rob berdasarkan data *absolute dynamic topography* dan data curah hujan dari tahun 2018 – 2022.

## 2. METODE

Metode yang digunakan pada penelitian adalah *Research and Development* (RnD) dengan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). LSTM merupakan salah satu metode *Deep Learning* dengan mempelajari pola ketergantungan urutan prediksi dalam data dan memberikan tingkat akurasi program dalam memprediksi data [10]. Parameter data yang diolah yakni data *absolute dynamic topography* dan data curah hujan. Data *absolute dynamic topography* dan data curah hujan disiapkan dari BMKG yang bekerjasama dengan Badan Informasi Geospasial dalam satuan mm. Data tersebut disimpan dalam bentuk .csv dengan jumlah data sebesar 1635 data. Data ini memiliki rentang waktu dari tanggal 1 Januari 2018 sampai dengan tanggal 23 Juni 2023. Data tersebut akan diolah dengan IDE Jupyter Notebook dan Bahasa Pemrograman Python.

## 3. HASIL

Pembahasan dimulai dari memasukkan *Dataset* ke dalam satu *folder* komputer, jika sudah buka Anaconda Prompt (miniconda3) untuk melacak *folder* didalam laptop dan memanggil Jupyter Notebook. Jupyter Notebook akan menampilkan *folder* didalam komputer berupa html lokal berbentuk tampilan *website*. Langkah berikutnya membuka program prediksi.



Gambar 1 Tampilan Jupyter Notebook

Program pertama yang dibuka yakni program untuk memprediksi *Absolute dynamic topography*. Langkah pertama memanggil modul yang diperlukan untuk program bekerja pada program ini modul yang dipakai yakni modul math (modul untuk menghitung atau berkaitan dengan persamaan matematika), numpy (untuk memanggil array), pandas (untuk memanggil dan mengubah *dataset*), scikit-learn (untuk melakukan *pre-processing data*), keras (untuk membuat model *training* dan *test data* menggunakan LSTM) dan matplotlib (untuk melakukan plot grafik). Langkah selanjutnya memanggil data dengan modul pandas sehingga muncul *output* tabel *dataset*.

Tanggal	Absolute Dynamic Topography (mm)
1/1/2018	1088.1
1/2/2018	1088.3
1/3/2018	1086.3
1/4/2018	1090.2
1/5/2018	1091.5
1/6/2018	1098.5
1/7/2018	1098.9
1/8/2018	1098.1
1/9/2018	1096.4
1/10/2018	1098.7
1/11/2018	1086.6
1/12/2018	1079.4
1/13/2018	1077.1
1/14/2018	1070.1
1/15/2018	1064
1/16/2018	1055
1/17/2018	1047
1/18/2018	1042
1/19/2018	1032.4
1/20/2018	1024.9
1/21/2018	1015.6

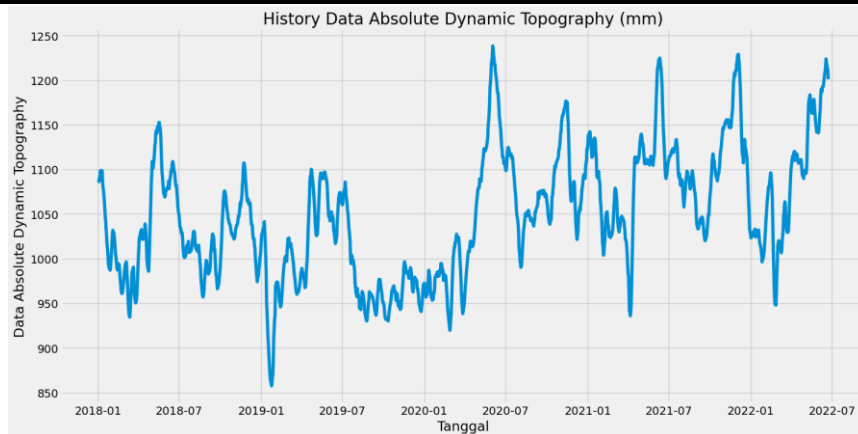
Gambar 2 Tampilan sebagian *dataset absolute dynamic topography*

Data *absolute dynamic topography* dan data curah hujan disiapkan dari BMKG yang bekerjasama dengan Badan Informasi Geospasial dalam satuan mm. Data tersebut disimpan dalam bentuk .csv dengan jumlah data sebesar 1635 data. Data ini memiliki rentang waktu dari tanggal 1 Januari 2018 sampai dengan tanggal 23 Juni 2023.

Tanggal	Curah Hujan (mm)
1/1/2018	0
1/2/2018	6.1
1/3/2018	8.5
1/4/2018	5.7
1/5/2018	3.2
1/6/2018	5.1
1/7/2018	6.9
1/8/2018	0
1/9/2018	2.7
1/10/2018	8
1/11/2018	17.7
1/12/2018	5.3
1/13/2018	5.4
1/14/2018	5.5
1/15/2018	5.5
1/16/2018	0
1/17/2018	21.4
1/18/2018	20.8
1/19/2018	21.4
1/20/2018	5.3
1/21/2018	7.5

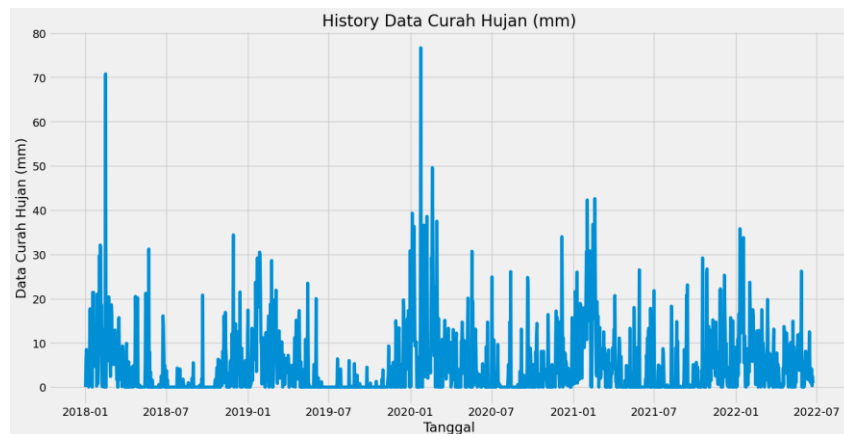
Gambar 3 Tampilan sebagian *dataset absolute dynamic topography*

Data *absolute dynamic topography* dan curah hujan diolah menggunakan pemrograman Python serta dilakukan plot grafik *Dataset* menggunakan modul *matplotlib* dengan *output* sebagai berikut:



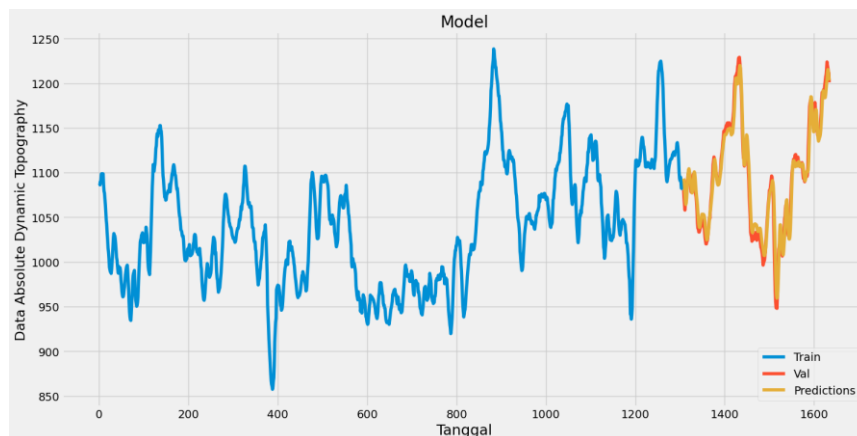
Gambar 4 Grafik *history data Absolute dynamic topography*.

Setelah melihat plot grafik *history data*, data numerik dikonversi menjadi *numpy array* dan melakukan penyaringan data menjadi 1308 data numerik. Tahap selanjutnya melakukan *pre-processing data* dengan tujuan melakukan reduksi dan membuat data menjadi layak untuk memasuki tahap pelatihan data (*training*) dan pengujian data (*test*).



Gambar 5 Grafik *history data curah hujan*.

Hasil pelatihan data dan pengujian data menunjukkan adanya perbedaan hasil akurasi dari data *absolute dynamic topography* dan data curah hujan. Hal ini disebabkan oleh beragam macam faktor algoritma dalam melakukan prediksi dari masing-masing data. Berikut didapatkan grafik hasil prediksi algoritma LSTM terhadap data *absolute dynamic topography* dan data curah hujan:

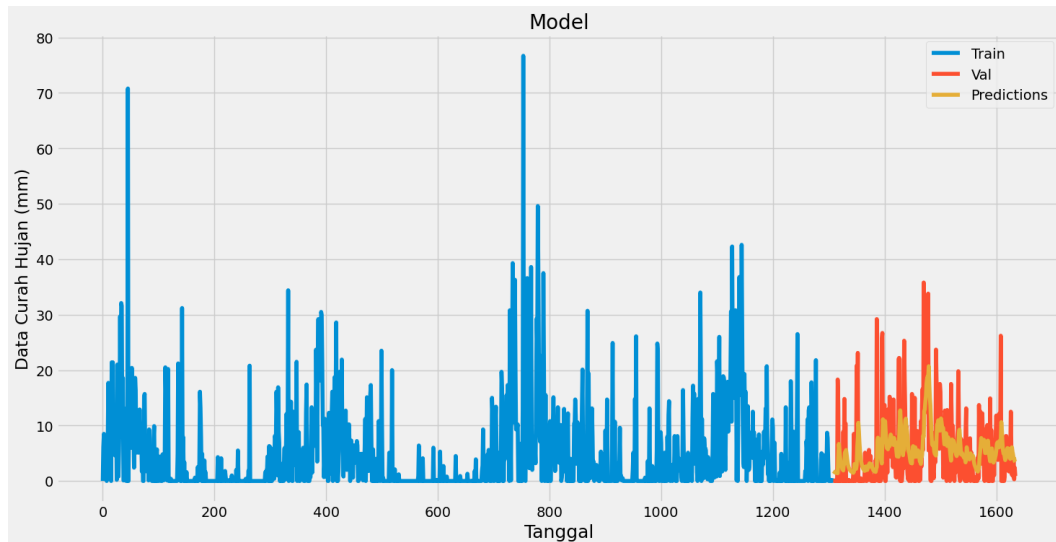


Gambar 6 Hasil prediksi Algoritma LSTM terhadap data *absolute dynamic topography*.

Hasil penelitian menunjukkan ada variabel yang mempengaruhi banjir rob, yakni tinggi muka air laut dan curah hujan. Pada tinggi muka air laut, data ditunjukkan dengan data *Absolute dynamic topography* dengan



satuan mm. Pengolahan *training* data *Absolute dynamic topography* menunjukkan tingkat *loss* yang sangat kecil yakni sebesar 0,0042. Dengan kecilnya tingkat *loss* tersebut, maka data *training* tersebut memiliki tingkat akurasi yang tinggi (sebesar 99%). Pada saat *testing* data untuk prediksi, didapatkan Root Mean Squared Error (RMSE) data sebesar 8,353. RMSE tersebut menunjukkan bahwa data memiliki kesalahan (*error*) sebesar 8% dan data memiliki tingkat akurasi prediksi sebesar 92%. Grafik pada gambar 1 menunjukkan hasil prediksi *Absolute dynamic topography* memiliki kurva konstan dan pada 1 hari berikutnya didapatkan nilai yang mengalami kenaikan dari data sebelumnya.



Gambar 7 Hasil prediksi Algoritma LSTM terhadap data curah hujan.

Hasil penelitian menunjukkan *training* data curah hujan dengan satuan milimeter menunjukkan tingkat *loss* yang sangat kecil yakni sebesar 0,0080. Dengan kecilnya tingkat *loss* tersebut, maka data *training* tersebut memiliki tingkat akurasi yang tinggi (sebesar 99%). Pada saat *testing data* untuk prediksi, didapatkan *Root Mean Squared Error* (RMSE) data sebesar 0.691. RMSE tersebut menunjukkan bahwa data memiliki kesalahan (*error*) sebesar 1% dan data memiliki tingkat akurasi prediksi sebesar 99%. Grafik gambar 2 menunjukkan bahwa hasil prediksi curah hujan memiliki kurva konstan dan pada 1 hari berikutnya didapatkan kenaikan nilai.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menyajikan hasil prediksi algoritma LSTM terhadap data *absolute dynamic topography* dan curah hujan yang mempengaruhi banjir rob. Dari hasil pengolahan data menggunakan IDE Jupyter Notebook dan Bahasa Pemrograman Python didapatkan hasil tingkat akurasi program algoritma LSTM dalam memprediksi masing-masing data berbeda. Hasil algoritma LSTM dalam memprediksi data *absolute dynamic topography* menunjukkan bahwa tingkat akurasi *training* data sebesar 99% dan data *test* sebesar 92% sedangkan pada data curah hujan didapatkan hasil data *training* sebesar 99% dan data *test* sebesar 99%. Dari hasil-hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa tingkat akurasi kedua data (data *training* dan data *test*) dari masing-masing variabel memiliki hasil yang sangat baik, sehingga algoritma LSTM sangat direkomendasikan untuk memprediksi data-data yang mempengaruhi banjir rob.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Muhammad Refi Sandi, "Kali Pesanggrahan Meluap, 1 RT di Jaksel Terendam Banjir Setengah Meter," SINDOnews Metro, Mar. 10, (2023). <https://metro.sindonews.com/read/1043429/170/kali-pesanggrahan-meluap-1-rt-di-jaksel-terendam-banjir-setengah-meter-1678438985> [accessed Dec. 04, 2023].
- [2] S. Adi, "Karakterisasi Bencana Banjir Bandang di Indonesia," *Jurnal Sains dan Teknologi Indonesia*, vol. 15, no. 1, pp. 42–51, (2013).
- [3] R. C. Karana and R. D. Supriharjo, "Mitigasi Bencana Banjir Rob di Jakarta Utara," *Jurnal Teknik Pomits*, vol. 2, no. 1, pp. 25–30, (2013).
- [4] W. Syafitri and A. Rochani, "Analisis Penyebab Banjir Rob di Kawasan Pesisir Studi Kasus: Jakarta Utara, Semarang Timur, Kabupaten Brebes, Pekalongan," *Jurnal Kajian Ruang*, vol. 1, no. 1, pp. 16–28, (2021).

- 
- [5] Rais, D. A. Lestari, and W. A. Arifin, "Model Prediksi Kenaikan Permukaan Air Laut Menggunakan Data Satelit Altimetry Jason-1 dengan pendekatan Algoritma Long-Short Term Memory (Studi Kasus: Teluk Jakarta)," *Jurnal Georafflesia*, vol. 7, no. 2, pp. 165–172, (2022).
- [6] R. K. Ririh, N. Laili, A. Wicaksono, and S. Tsurayya, "Studi Komparasi dan Analisis SWOT Pada Implementasi Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence) di Indonesia," *Jurnal Teknik Industri*, vol. 15, no. 2, pp. 122–133, (2020).
- [7] Roihan, P. A. Sunarya, and A. S. Rafika, "Pemanfaatan Machine Learning dalam Berbagai Bidang," *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, vol. 5, no. 1, pp. 75–82, (2020).
- [8] D. Jakhar and I. Kaur, "Artificial Intelligence, Machine Learning and Deep Learning: Definitions and Differences," Blackwell Publishing Ltd, Jan. (2020).
- [9] M. B. V. Putra, I. P. A. Bayupati, and D. M. S. Arsa, "Klasifikasi Citra Daging Menggunakan Deep Learning dengan Optimisasi Hard Voting," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 4, pp. 656–662, Aug. (2021).
- [10] M. F. Rizkilloh and S. Widiyanesti, "Prediksi Harga Cryptocurrency Menggunakan Algoritma Long Short-Term Memory (LSTM)," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 6, no. 1, pp. 25–31, Feb. (2022).
- [11] J. Zhao *et al.*, "Do RNN and LSTM have Long Memory?" in *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning*, (2020), pp. 1–11.
- [12] Farhah, A. L. Prasasti, and M. W. Paryasto, "Implementasi Recurrent Neural Network dalam Memprediksi Kepadatan Restoran Berbasis LSTM," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 5, no. 2, pp. 524–531, Apr. (2021).
- [13] J. Soeryawinata, H. N. Palit, and L. W. Santoso, "Sales Forecasting pada Dealer Motor X Dengan LSTM, ARIMA dan Holt-Winters Exponential Smoothing," *Jurnal Infra*, vol. 10, no. 2, pp. 1–4, (2022).