

Pengembangan Aplikasi Sistem Prediksi Kasus Demam Berdarah Dengue Berdasarkan Curah Hujan Berbasis Web

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/progresif.v22i3.4065>

Creative Commons License 4.0 (CC BY –NC)



Billy Kelvin Tressa^{1*}, Syafrijon², Khairi Budayawan³, Delvi Asmara⁴

Infomatika, Universitas Negeri Padang, Padang, Indonesia

*e-mail Corresponding Author: billykelvin02@gmail.com

Abstract

Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) is an infectious disease that poses a serious public health problem in tropical regions, with its spread strongly influenced by rainfall; however, current surveillance systems remain manual and reactive, often delaying intervention. This study aims to design and implement a rainfall-based DHF case prediction system using a Long Short-Term Memory (LSTM) algorithm tailored to each sub-district. The system was developed using the Prototyping method and integrated into a web application, with Laravel as the main interface and Flask as the prediction server. Testing was conducted through model accuracy evaluation using MAE, RMSE, and MAPE metrics compared against the ARIMA model, along with Black Box Testing of system functionality. Results show that LSTM outperformed ARIMA in 9 of 11 sub-districts (81.8%), and all Black Box test scenarios ran as designed, confirming that the system can proactively support local health decision-making.

Keywords: dengue hemorrhagic fever; rainfall; LSTM; prediction; web application

Abstrak

Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan penyakit menular yang menjadi permasalahan kesehatan masyarakat serius di wilayah tropis, dengan penyebaran yang sangat dipengaruhi oleh curah hujan; namun sistem surveilans yang berjalan saat ini masih bersifat manual dan reaktif sehingga intervensi sering terlambat. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengimplementasikan sistem prediksi kasus DBD berbasis curah hujan menggunakan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang spesifik untuk masing-masing kecamatan. Sistem dikembangkan menggunakan metode Prototyping dan diintegrasikan ke dalam aplikasi web dengan arsitektur Laravel sebagai antarmuka utama dan Flask sebagai peladen prediksi. Pengujian dilakukan melalui evaluasi akurasi model menggunakan metrik MAE, RMSE, dan MAPE yang dibandingkan dengan model ARIMA, serta pengujian Black Box terhadap fungsionalitas sistem. Hasil pengujian menunjukkan LSTM unggul pada 9 dari 11 kecamatan (81,8%) dibanding ARIMA, dan seluruh skenario *Black Box* berjalan sesuai rancangan, mengonfirmasi bahwa sistem mampu mendukung pengambilan keputusan kesehatan secara proaktif di tingkat kecamatan.

Kata kunci: Demam Berdarah Dengue; Curah Hujan; LSTM; Prediksi; Aplikasi Web

1. Pendahuluan

Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan penyakit infeksi menular yang menjadi permasalahan kesehatan masyarakat secara serius, khususnya di wilayah beriklim tropis. Penyakit yang ditularkan melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* ini memiliki dampak signifikan terhadap tingkat morbiditas dan mortalitas masyarakat [31]. Kondisi ideal yang diharapkan dalam tata kelola kesehatan publik adalah ketersediaan sistem pengawasan dan peringatan dini yang memungkinkan instansi terkait untuk memantau lonjakan kasus dan melakukan intervensi secara proaktif. Hal ini sejalan dengan regulasi

nasional, khususnya Peraturan Menteri Kesehatan Nomor 50 Tahun 2017 tentang Standar Baku Mutu Kesehatan Lingkungan, yang menegaskan pentingnya upaya pencegahan dan pengendalian vektor penyakit berbasis data epidemiologi yang akurat dan terkini [13].

Kondisi nyata di Kota Padang menunjukkan bahwa sistem surveilans DBD saat ini masih dioperasikan secara manual dan reaktif, di mana pelaporan melalui Kewaspadaan Dini Rumah Sakit (KDRS) dari puluhan puskesmas sering mengalami keterlambatan. Padahal, data historis memperlihatkan fluktuasi angka kejadian yang tajam, di mana Kota Padang mencatat infeksi tertinggi di Sumatera Barat mencapai 824 kasus pada tahun 2022 [30], sebelum akhirnya berada pada angka 463 kasus (2023) dan 443 kasus (2024). Kesenjangan antara sistem pencatatan manual dengan tingginya fluktuasi kasus ini memunculkan permasalahan operasional yang krusial, mengingat penyebaran DBD di daerah tropis memiliki korelasi kuat dengan faktor klimatologi seperti curah hujan yang menciptakan genangan air habitat vektor. Pola curah hujan tersebut memicu mekanisme jeda waktu (*lag time*) sekitar enam hingga delapan minggu sebelum populasi nyamuk melonjak; sehingga tanpa adanya sistem prediksi dini yang terintegrasi secara otomatis, Dinas Kesehatan kesulitan merencanakan alokasi sumber daya untuk Pemberantasan Sarang Nyamuk (PSN) secara tepat sasaran di tingkat lokal.

Berbagai penelitian terdahulu telah berupaya mengembangkan model peramalan epidemiologi untuk menyelesaikan permasalahan sejenis. Azhar et al. (2017) [3] dan Mamenun et al. (2024) [18] memodelkan insiden DBD menggunakan variabel iklim (curah hujan dan suhu) di Indonesia dengan pendekatan statistik dan spasial, membuktikan adanya korelasi signifikan sebagai dasar peringatan dini, meskipun belum menggunakan *deep learning*. Studi oleh Nasir et al. (2024) [21] dan da Silva et al. (2025) [7] melangkah lebih maju dengan mengembangkan model prediksi menggunakan *machine learning* (seperti *Random Forest*) yang terbukti mampu menangkap hubungan nonlinier antara faktor iklim dan kasus DBD. Lebih spesifik pada *deep learning*, Lu et al. (2025) [16] menegaskan bahwa pemanfaatan algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM) menghasilkan performa peramalan yang lebih unggul dibanding regresi linier berganda dalam mengkalkulasi jeda iklim; didukung pula oleh kajian Majeed et al. (2023) dengan *Attention-LSTM* serta Monita et al. (2024) [19] yang membuktikan keandalan LSTM dalam memprediksi pola curah hujan mingguan. Namun, terdapat *research gap* atau keterbatasan utama dari riset-riset tersebut: mayoritas pengujian algoritma masih terbatas pada lingkungan komputasi teoritis dan belum ditranslasikan ke dalam sistem arsitektur perangkat lunak operasional (aplikasi web) yang dipecah pemetaannya pada skala mikro tingkat kecamatan, sehingga tidak dapat diakses langsung oleh dinas kesehatan dan publik secara *real-time*.

Untuk menjembatani keterbatasan tersebut, penelitian ini mengusulkan konsep solusi berupa pengembangan sistem prediksi kejadian DBD menggunakan jaringan saraf tiruan algoritma LSTM yang terintegrasi utuh ke dalam ekosistem aplikasi web responsif. Secara teoritis, algoritma LSTM sangat efektif memecahkan permasalahan ini karena kemampuannya mengatasi *vanishing gradient* dan mengelola memori jangka panjang (*long-term dependency*) pada data deret waktu curah hujan dan fluktuasi kasus [11][10]. *State of the art* dan kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini terletak pada arsitektur *microservice* yang menjembatani peladen mesin peramalan Python (Flask) dengan pusat antarmuka sistem informasi (Laravel), di mana model LSTM dilatih secara independen untuk memetakan karakteristik risiko secara spesifik pada setiap wilayah kecamatan di Kota Padang. Melalui penerapan kerangka kerja berbasis pembatasan hak akses (*role-based access*), sistem ini tidak hanya mengotomatisasi intervensi kesehatan secara presisi bagi administrator, tetapi juga menyediakan dasbor kewaspadaan publik, menjadikannya instrumen dukungan keputusan lintas sektoral yang proaktif dan komprehensif.

2. Metodologi

Penelitian ini menggunakan metode pengembangan perangkat lunak *Prototyping* menurut Pressman (2020) [25] yang bersifat iteratif dan berorientasi pada pengguna (*user-centric*). Pemilihan metode ini sangat sesuai untuk pengembangan sistem yang mengintegrasikan algoritma *machine learning* dengan aplikasi web, di mana kebutuhan pengguna disempurnakan secara bertahap melalui validasi pemangku kepentingan di Dinas Kesehatan Kota Padang. Tahapan metodologi dijabarkan ke dalam fase-fase berikut:

2.1. Fase Analisis Persyaratan (Tahap Komunikasi)

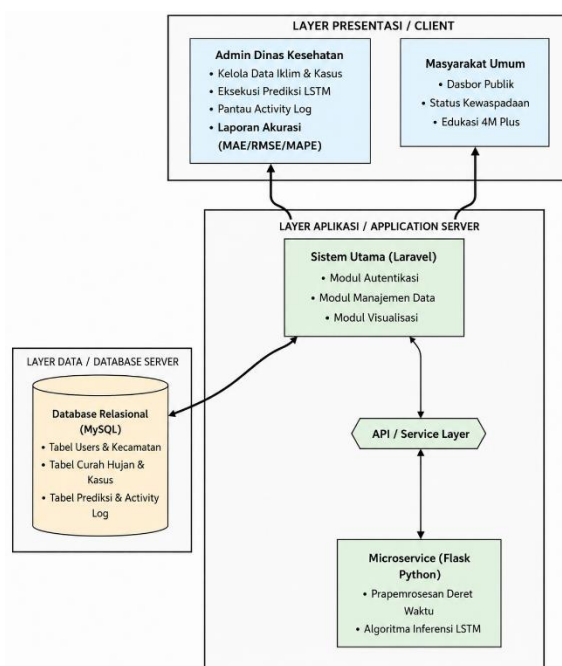
Fase ini bertujuan untuk mengidentifikasi fungsionalitas sistem secara menyeluruh melalui wawancara dan observasi langsung terhadap proses surveilans DBD.: Persyaratan fungsional utama yang didefinisikan meliputi: (1) fitur impor data curah hujan secara massal (BMKG) dan data historis kasus DBD tingkat kecamatan; (2) mekanisme *role-based access control* untuk memisahkan wewenang administrator dan akses publik; (3) eksekusi model prediksi LSTM per kecamatan untuk proyeksi 1–3 bulan ke depan; (4) dasbor visualisasi hasil prediksi bagi pengguna publik dan administrator; serta (5) laporan evaluasi model yang menyajikan metrik akurasi (MAE, RMSE, MAPE) per kecamatan sebagai fitur pemantauan kinerja bagi administrator.

2.2. Fase Desain Sistem (Tahap Perencanaan dan Pemodelan Cepat)

Spesifikasi kebutuhan sistem dipetakan ke dalam tiga pemodelan utama sebagai berikut:

2.2.1. Model Arsitektur Sistem Terintegrasi

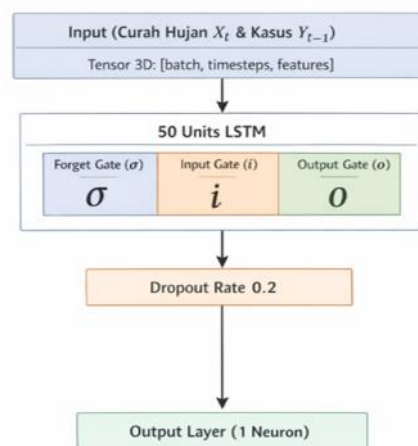
Arsitektur sistem prediksi dirancang menggunakan pendekatan hibrida yang terintegrasi ke dalam tiga lapisan utama. Lapisan Presentasi (*Client*) memfasilitasi interaksi pengguna melalui peramban *web*, yang memisahkan wewenang antara Admin Dinas Kesehatan (pengelolaan sistem) dan Masyarakat Umum (akses dasbor kewaspadaan). Lapisan Aplikasi (*Application Server*) bertindak sebagai pusat logika bisnis yang diorkestrasi oleh kerangka kerja Laravel, yang terhubung secara *real-time* dengan peladen *microservice* Flask (Python) khusus untuk mengeksekusi algoritma peramalan LSTM. Selanjutnya, Lapisan Data (*Database Server*) dikelola menggunakan MySQL untuk memastikan integritas penyimpanan data lintas entitas, mulai dari rekaman curah hujan, rekapitulasi kasus epidemiologi, hingga riwayat keluaran prediksi.



Gambar 1. Model Arsitektur Sistem Terintegrasi

2.2.2. Model Logik Sistem (Algoritma LSTM)

Arsitektur prediksi memproses data masukan menggunakan mekanisme *sliding window* dengan *lag* 3 bulan. Model logik LSTM tersusun secara sekuensial yang terdiri dari lapisan LSTM pertama (32 *units*), lapisan *Dropout* (20%), lapisan LSTM kedua (16 *units*), lapisan *Dropout* (20%), dan diakhiri dengan lapisan Dense (1 *neuron*) berafiliasi fungsi aktivasi linear untuk menghasilkan output regresi kontinu (estimasi jumlah kasus).



Gambar 2. Diagram Arsitektur Jaringan Saraf LSTM

2.2.3. Model Data

Skema basis data dirancang melalui pendekatan *Physical Data Model* (PDM) yang mendefinisikan relasi langsung antar tabel utama tanpa menggunakan notasi simbolik konseptual tambahan. Entitas utama mencakup tabel Users, referensi Kecamatan, Curah_Hujan, Kasus_DBD, Prediksi, serta Activity_Log yang terhubung secara relasional melalui kunci tamu (*foreign key*) untuk memastikan integritas data spasial dan epidemiologi.



Gambar 3. Skema Relasi Tabel

2.3. Fase Konstruksi Prototipe (Implementasi)

Pada tahap konstruksi prototipe, desain yang telah disetujui diimplementasikan ke dalam baris kode operasional. Urutan operasi aplikasi berjalan secara mulus dari antarmuka manajemen hingga keluaran publik. Administrator yang telah terautentikasi memulai operasi di halaman Dasbor Utama dengan mengimpor berkas CSV berisi rekaman curah hujan dan kasus DBD ke dalam modul Kelola Data. Setelah data tervalidasi, administrator bernavigasi ke modul Eksekusi Prediksi untuk memilih kecamatan spesifik dan memicu tombol proses. Sistem Laravel akan mengirim muatan data (*payload*) secara *real-time* ke API Flask yang memuat bobot model LSTM (.h5), melakukan komputasi proyeksi, dan mengembalikan hasil. Seluruh estimasi yang dihasilkan akan secara otomatis terdistribusi ke Dasbor Publik, di mana masyarakat umum dapat secara interaktif melihat grafik tren iklim, angka peramalan, serta status kewaspadaan lokal (Aman/Waspada/Siaga) melalui fitur penyaringan (*filter*) wilayah spasial.

2.4. Fase Pengujian (Tahap Penyerahan dan Umpan Balik)

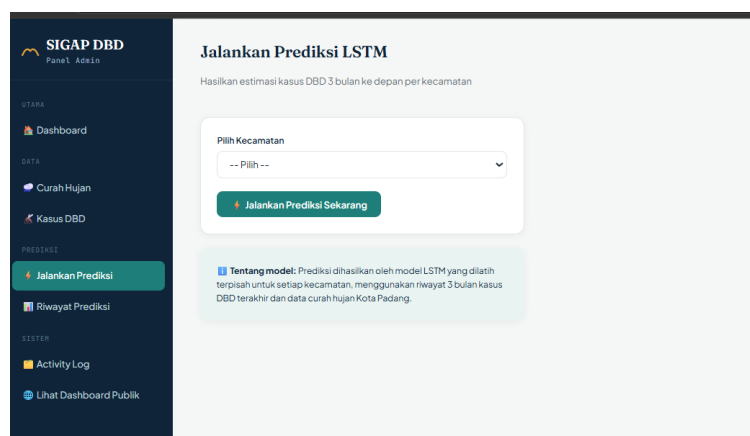
Pengujian sistem dirancang menggunakan dua pendekatan komprehensif. Pertama, pengujian akurasi fungsional intelektual model dievaluasi secara independen pada 11 kecamatan menggunakan metrik galat regresi, yaitu *Mean Absolute Error* (MAE), *Root Mean Squared Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dengan membandingkannya terhadap model konvensional (ARIMA). Kedua, pengujian *Black Box* dilakukan terhadap fungsionalitas kotak antarmuka pengguna untuk memvalidasi keberhasilan operasi manipulasi data, integrasi API bridge Laravel-Flask, fungsionalitas visualisasi grafik, serta ketahanan sistem dalam menolak masukan format data yang cacat (*error handling*).

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Implementasi Sistem

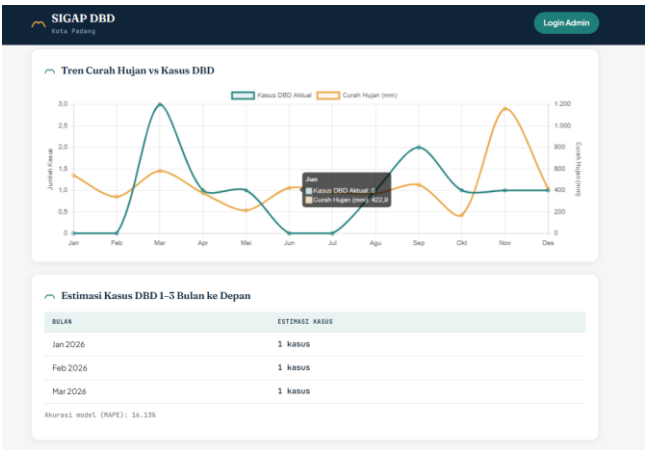
Implementasi sistem direalisasikan ke dalam aplikasi *web* hibrida yang mengintegrasikan kerangka kerja Laravel dan Flask. Prosedur operasional aplikasi berjalan secara berurutan sesuai dengan model bisnis yang telah dirancang. Alur dimulai ketika administrator melakukan proses autentikasi (Login) ke dalam sistem untuk memvalidasi hak akses. Setelah berhasil masuk, administrator diarahkan ke Dasbor Utama untuk mengelola data historis; pada tahap ini, data curah hujan agregat dan kasus DBD per kecamatan diinput melalui formulir atau diunggah secara massal menggunakan format CSV.

Setelah data masukan tervalidasi, administrator bernavigasi ke antarmuka "Eksekusi Prediksi" untuk memilih kecamatan spesifik dan memicu tombol peramalan. Sistem kemudian mengirimkan data deret waktu tiga bulan terakhir ke *microservice* Flask yang memuat model *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk diproses.



Gambar 4. Halaman Eksekusi Prediksi LSTM

Keluaran dari mesin kecerdasan buatan tersebut selanjutnya dikembalikan ke Laravel, disimpan di basis data, dan secara otomatis didistribusikan ke Dasbor Publik. Pada Dasbor Publik ini, masyarakat dapat berinteraksi dengan sistem tanpa perlu login untuk melihat grafik tren komparatif curah hujan dan kasus aktual, serta tabel estimasi kasus 1–3 bulan ke depan yang dilengkapi dengan indikator status kewaspadaan lokal (Aman, Waspada, atau Siaga).



Gambar 5. Grafik Tren dan Tabel Estimasi Prediksi pada Dashboard Publik

3.2. Pengujian Sistem

Fase pengujian dievaluasi melalui dua pendekatan operasional secara konkret: validasi fungsionalitas kotak hitam (*Black Box Testing*) dan pengujian akurasi metrik peramalan model.

Pada pengujian fungsionalitas, skenario divalidasi untuk memastikan kesesuaiannya dengan empat persyaratan fungsional utama yang telah diidentifikasi pada Fase Analisis Persyaratan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh alur masukan dan keluaran data dieksekusi oleh sistem tanpa galat (*error*), sebagaimana dirangkum pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Pengujian Fungsionalitas Sistem (Black Box)

Fitur Fungsionalitas (Sesuai Analisis Persyaratan)	Proses dan Skenario Data Uji	Hasil Aktual	Status
Impor Data Curah Hujan & Historis DBD	Administrator mengunggah berkas CSV (<i>bulk import</i>) berisi rekapitulasi 72 baris data iklim dan epidemiologi (2020-2025).	Sistem memvalidasi <i>delimiter</i> data, menyimpan rekaman ke MySQL, dan menampilkannya pada tabel dasbor.	Berhasil
Mekanisme <i>Role-based access control</i>	Pengguna non-autentikasi (<i>guest</i>) mencoba meretas rute URL menuju manajemen eksekusi prediksi.	<i>Middleware</i> Laravel menolak akses dan mengembalikan respons <i>HTTP 403 Forbidden</i> .	Berhasil
Eksekusi Model Prediksi LSTM	Administrator menekan tombol pemicu untuk Kecamatan tertentu; sistem mengirim <i>payload</i> JSON ke API Flask.	Mesin <i>Python</i> memuat bobot (.h5), memproses tensor data 3 bulan terakhir, dan mengembalikan nilai estimasi.	Berhasil

Fitur Fungsionalitas (Sesuai Analisis Persyaratan)	Proses dan Skenario Data Uji	Hasil Aktual	Status
Dasbor Visualisasi & Evaluasi Akurasi	Pengguna mengakses halaman publik untuk melihat keluaran prediksi spasial; Admin memeriksa log riwayat.	Grafik garis komparatif (<i>Chart.js</i>), status kewaspadaan lokal, serta nilai metrik (MAE/RMSE/MAPE) tertampil secara dinamis.	Berhasil

Selanjutnya, untuk menguji keandalan algoritma intelektual, pengujian evaluasi model bertujuan mengukur tingkat galat regresi (*Mean Absolute Error*/MAE, *Root Mean Squared Error*/RMSE, dan *Mean Absolute Percentage Error*/MAPE) menggunakan validasi data uji. Model LSTM dikomparasikan dengan *baseline* konvensional, yakni *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA), guna memastikan efektivitas arsitektur dalam memproses deret waktu. Ringkasan komparasi akurasi pada sebelas kecamatan disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Perbandingan

Kecamatan	MAE LSTM	MAE ARIMA	Peningkatan/Selisih	Order ARIMA(p,d,q)
Bungus Teluk Kabung	0,582	0,635	LSTM lebih baik	(0, 0, 0)
Koto Tengah	2,564	2,469	ARIMA lebih baik	(2, 1, 2)
Kuranji	3,684	3,236	ARIMA lebih baik	(0, 0, 2)
Lubuk Begalung	1,712	1,739	LSTM lebih baik	(0, 1, 1)
Lubuk Kilangan	1,019	1,237	LSTM lebih baik	(0, 1, 1)
Nanggalo	0,807	0,991	LSTM lebih baik	(2, 0, 2)
Padang Barat	1,650	2,312	LSTM lebih baik	(0, 1, 2)
Padang Selatan	1,042	1,497	LSTM lebih baik	(0, 1, 1)
Padang Timur	1,590	1,622	LSTM lebih baik	(2, 0, 2)
Padang Utara	1,369	1,828	LSTM lebih baik	(0, 1, 1)
Pauh	1,209	1,256	LSTM lebih baik	(2, 0, 1)

Berdasarkan Tabel 2, data empiris menunjukkan makna komparatif yang signifikan terkait kinerja kedua algoritma. Nilai *Mean Absolute Error* (MAE) yang lebih rendah mengindikasikan bahwa model tersebut memiliki prediksi yang lebih mendekati nilai aktual. Terlihat jelas bahwa LSTM mendominasi keunggulan di 9 dari 11 kecamatan (atau sekitar 81,8% wilayah pengujian).

Sebagai contoh konkret pada Kecamatan Bungus Teluk Kabung, LSTM mencatat galat prediksi (MAE) sebesar 0,582, yang lebih akurat dibandingkan ARIMA (0,635). Pemaknaan fungsional dari angka ini bagi sistem operasional Dinas Kesehatan adalah: sistem kecerdasan buatan berbasis LSTM memiliki rentang deviasi estimasi (kelesetan prediksi) kurang dari 1 kasus per bulan. Tingkat akurasi mikroskopis ini membuktikan bahwa mekanisme memori jangka panjang (*long-term dependency*) pada LSTM sangat mahir dalam mempelajari pola keterlambatan (*lag time*) penetasan telur nyamuk akibat curah hujan.

Namun demikian, terdapat anomali pada Kecamatan Kuranji dan Koto Tengah, di mana ARIMA (dengan parameter *tuning* p,d,q) mencatatkan nilai MAE yang lebih superior. Makna dari penyimpangan pada kedua wilayah ini mengindikasikan bahwa fluktuasi kasus historis di area tersebut cenderung linier secara statistik. Pada data deret waktu yang bersifat linier dan lebih sederhana, kapabilitas jaringan saraf tiruan (LSTM) justru berpotensi memicu *overfitting* ringan terhadap data latihan, sehingga performa *baseline* konvensional seperti ARIMA mampu bekerja dengan lebih optimal.

3.3. Pembahasan

Hasil implementasi dan pengujian secara empiris membuktikan bahwa integrasi algoritma LSTM ke dalam ekosistem aplikasi *web* hibrida berhasil menjawab tujuan utama penelitian, yakni menghadirkan instrumen peringatan dini yang proaktif dan terdesentralisasi per kecamatan. Evaluasi fungsionalitas menegaskan bahwa arsitektur peladen ganda (Laravel dan Flask) beroperasi mulus memproses data. Pada evaluasi intelektual model, LSTM terbukti mengungguli performa ARIMA pada 81,8% (9 dari 11) kecamatan di Kota Padang. Dominasi arsitektur jaringan saraf ini mengonfirmasi bahwa eksekusi prediksi yang dipecah secara spesifik pada level kecamatan (skala mikro) mampu menangkap dinamika transmisi penyakit yang tidak dapat dideteksi jika data hanya diagregasi pada tingkat kota.

Dari sudut pandang konsep ilmiah meteorologi dan entomologi, keberhasilan LSTM—terutama dengan konfigurasi *lag* window 3 bulan—mengonfirmasi secara matematis mekanisme jeda waktu (*lag* time) epidemiologi [12], [32]. Konsep dasar menyatakan bahwa curah hujan yang memicu genangan air membutuhkan masa transisi ekologis sekitar enam hingga delapan minggu untuk penetasan telur vektor sebelum memicu lonjakan transmisi virus ke manusia [31]. Arsitektur LSTM mampu merepresentasikan masa ekologis ini melalui fitur memori jangka panjang (*cell state*), berbeda dengan algoritma jaringan saraf tradisional [5]. Namun, anomali pada Kecamatan Kuranji dan Koto Tangah—di mana model linear ARIMA sedikit lebih unggul—menunjukkan kesesuaian dengan teori pemodelan regresi. Fluktuasi kasus historis di dua wilayah tersebut memiliki tren stasioner dan berkarakteristik linier, sehingga algoritma kompleks berisiko mengalami *overfitting* ringan terhadap deret waktu yang singkat, sementara metode stasioner (autoregressive) mampu menangkap polanya dengan lebih efisien [22]. Fenomena ini membuktikan konsep turunan bahwa kendati curah hujan kota bertindak sebagai pemicu iklim makro (*climatic trigger*), tingkat kerawanan sangat bergantung pada lingkungan mikro di tiap kecamatan [14].

Temuan penelitian ini memperkuat paradigma Lu et al. [16] dan Majeed et al. [17] terkait superioritas *deep learning* (khususnya LSTM) dibanding regresi linier dalam mengkalkulasi anomali epidemiologi iklim. Penelitian ini juga berjalan selaras dengan studi Sari & Sandika [26] dan Sebastianelli et al. [27] yang membuktikan keandalan algoritma *machine learning* untuk menekan galat proyeksi spasial. Jika studi Monita et al. [19] serta Chen & Moraga [6] lebih terpusat pada evaluasi metrik komputasional secara teoritis, penelitian ini memberikan temuan baru (*novelty*) berupa realisasi *deployment* arsitektur LSTM tersebut ke dalam lingkungan *microservice* fungsional. Lebih jauh, akurasi prediksi ini mendukung hipotesis Tian et al. [29] bahwa penerapan kecerdasan buatan dengan parameter meteorologi dapat dioperasionalisasikan menjadi dasbor presisi bagi pengambil kebijakan.

Secara makro, riset ini memberikan kontribusi taktis bagi pengembangan rekayasa perangkat lunak dan informatika medis. Paradigma arsitektur perangkat lunak yang diusulkan menggeser pendekatan konvensional di mana model prediksi (*machine learning*) hanya berhenti sebagai luaran di buku catatan komputasi, menjadi sebuah jembatan operasional (API bridge) yang dapat dipanggil seketika (*real-time*) oleh kerangka kerja *web* berbasis PHP. Kontribusi ini secara langsung mendisrupsi tata kelola instansi kesehatan dari yang sebelumnya bersifat reaktif terhadap ledakan kasus, menjadi proaktif dan presisi dalam mendistribusikan sumber daya (seperti fogging dan logistik) sebelum lonjakan nyamuk terjadi.

Meskipun demikian, penelitian ini tidak terlepas dari sejumlah keterbatasan krusial. Independensi variabel prediktor saat ini murni mengandalkan agregasi curah hujan kota (klimatologi tunggal), tanpa memasukkan determinan non-klimatik yang sangat memengaruhi penyebaran spasial, seperti kepadatan mobilitas penduduk, tata guna lahan, maupun Angka Bebas Jentik (ABJ) lokal [3], [18]. Di samping itu, ukuran sampel (dataset) yang direntang pada siklus lima tahun (2020-2025) memberikan keterbatasan bagi model untuk mempelajari siklus wabah multijenjang jangka panjang. Untuk menutup celah tersebut, riset lanjutan memiliki peluang besar untuk mengeksplorasi arsitektur hibrida seperti *Attention-LSTM* [17], atau mengeksplorasi konsep *transfer learning* untuk memetakan silang data wabah [1]. Selain itu, implementasi mekanisme optimisasi

memori peladen (*pre-loading model*) perlu dikembangkan untuk mereduksi latensi komputasi saat sistem mengeksekusi banyak sesi prediksi secara paralel [20].

4. Simpulan

Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan perancangan arsitektur sistem prediksi kejadian Demam Berdarah Dengue berbasis kecerdasan buatan yang mengintegrasikan data curah hujan kota dengan riwayat insiden tingkat kecamatan secara spasial. Melalui metode *Prototyping*, sistem yang dikembangkan diharapkan mampu beroperasi dalam kerangka aplikasi *web* hibrida yang menjembatani layanan pengelolaan data Laravel dengan mesin prediksi LSTM berbasis Flask. Pemodelan algoritma dengan pendekatan memori jangka panjang ini diharapkan secara efektif dapat mempelajari pola nonlinier dan jeda waktu dampak klimatologi terhadap pertumbuhan vektor penyakit. Ke depannya, implementasi sistem peringatan dini ini akan diarahkan untuk memfasilitasi Dinas Kesehatan dalam mengambil kebijakan preventif, mendistribusikan peringatan kewaspadaan secara transparan kepada publik, dan pada akhirnya membantu menurunkan angka transmisi DBD di Kota Padang secara signifikan.

Daftar Referensi

- [1] R. Abdallah, S. Abdelgaber, and H. A. Sayed, "Leveraging AHP and *transfer learning* in *machine learning* for improved prediction of infectious disease outbreaks," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, art. no. 81367, 2024.
- [2] A. Arwansyah et al., "Model Prediksi Deret Waktu Menggunakan Deep Convolutional LSTM," *SISITI Seminar Ilmiah Sistem Informasi Dan Teknologi Informasi*, vol. 13, no. 2, pp. 21–25, 2024.
- [3] K. Azhar, R. Marina, and A. Anwar, "A prediction model of Dengue incidence using climate variability in Denpasar city," *Health Science Journal of Indonesia*, vol. 8, no. 2, pp. 68–73, 2017.
- [4] BMKG, "Informasi Peringatan Dini DBD Berbasis Iklim - Berita Utama," BMKG, 2020. [Online]. Tersedia: <https://www.bmkg.go.id/berita/utama/informasi-peringatan-dini-dbd-berbasis-iklim>.
- [5] J. Brownlee, *Deep learning for Time Series Forecasting. Machine learning Mastery*, 2020.
- [6] X. Chen and P. Moraga, "Forecasting dengue across Brazil with LSTM neural networks and SHAP-driven *lagged* climate and spatial effects," *BMC Public Health*, vol. 25, no. 1, p. 973, 2025.
- [7] S. T. da Silva et al., "When climate variables improve the dengue forecasting: a *machine learning* approach," *European Physical Journal: Special Topics*, vol. 234, no. 3, pp. 555–569, 2025.
- [8] Docker, "Manuals | Docker Docs," 2024. [Online]. Tersedia: <https://docs.docker.com/manuals/>.
- [9] European Centre for Disease Prevention and Control, "*Aedes aegypti* - Factsheet for experts," 2017. [Online]. Tersedia: <https://www.ecdc.europa.eu/en/disease-vectors/facts/mosquito-factsheets/aedes-aegypti>.
- [10] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, *Deep learning*. MIT Press, 2016.
- [11] S. Hochreiter and J. Schmidhuber, "*Long Short-Term Memory*," *Neural Computation*, vol. 9, no. 8, pp. 1735–1780, 1997.
- [12] R. J. Hyndman and G. Athanasopoulos, *Forecasting: Principles and Practice*, 3rd ed. OTexts, 2021. [Online]. Tersedia: <https://otexts.com/fpp3/>.
- [13] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Peraturan Menteri Kesehatan Nomor 50 Tahun 2017 Tentang Standar Baku Mutu Kesehatan Lingkungan dan Persyaratan Kesehatan untuk Vektor dan Binatang Pembawa Penyakit Serta Pengendaliannya," 2017.
- [14] Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, "Pedoman Pencegahan dan Pengendalian Demam Berdarah Dengue di Indonesia," 2024.
- [15] Laravel, "Laravel 11.x - The clean stack for Artisans and agents," 2024. [Online]. Tersedia: <https://laravel.com/docs/11.x/releases>.
- [16] X. Lu et al., "Application of multiple linear regression model and *Long Short-Term Memory* with compartmental model to forecast dengue cases in Selangor, Malaysia

- based on climate variables," *Infectious Disease Modelling*, vol. 10, no. 1, pp. 240–256, 2025.
- [17] M. A. Majeed et al., "Prediction of dengue cases using the attention-based *Long Short-Term Memory* (LSTM) approach," *Geospatial Health*, vol. 18, no. 1, art. no. 1176, 2023.
 - [18] Mamenun et al., "Spatiotemporal Characterization of Dengue Incidence and Its Correlation to Climate Parameters in Indonesia," *Insects*, vol. 15, no. 5, p. 366, 2024.
 - [19] V. Monita, S. Raniprma, and N. Cahyadi, "Comparative Analysis of Daily and Weekly Heavy Rain Prediction Using LSTM and Cloud Data," *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika (JITEKI)*, vol. 10, no. 4, pp. 833–842, 2024.
 - [20] E. Mussumeci and F. Codeço Coelho, "Large-scale multivariate forecasting models for Dengue - LSTM versus *Random Forest* regression," *Spatial and Spatio-Temporal Epidemiology*, vol. 35, art. no. 100372, 2020.
 - [21] M. Nasir et al., "*Machine learning* Approach to Predict the Dengue Cases Based on Climate Factors," *Window of Health : Jurnal Kesehatan*, vol. 7, no. 2, pp. 203–214, 2024.
 - [22] J. Noble, "What are ARIMA Models? | IBM," IBM. [Online]. Tersedia: <https://www.ibm.com/think/topics/arima-model>.
 - [23] Oracle, "MySQL :: MySQL Documentation," 2024. [Online]. Tersedia: <https://dev.mysql.com/doc/>.
 - [24] Pallets, "Welcome to Flask — Flask Documentation (3.1.x)," 2024. [Online]. Tersedia: <https://flask.palletsprojects.com/en/stable/>.
 - [25] R. S. Pressman and B. R. Maxim, *Software Engineering: A Practitioner's Approach*, 9th ed. McGraw-Hill, 2020.
 - [26] R. S. Sari and P. Sandika, "Prediksi Penyebaran Kasus DBD dengan Pendekatan LSTM di Kota Bangko, Kabupaten Merangin," *Impression : Jurnal Teknologi Dan Informasi*, vol. 3, no. 3, pp. 164–173, 2024.
 - [27] A. Sebastianelli et al., "A reproducible ensemble *machine learning* approach to forecast dengue outbreaks," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, art. no. 7241, 2024.
 - [28] TensorFlow, "tf.keras.Model | TensorFlow v2.16.1," 2024. [Online]. Tersedia: https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/Model.
 - [29] N. Tian et al., "Precision Prediction for Dengue Fever in Singapore: A *Machine learning* Approach Incorporating Meteorological Data," *Tropical Medicine and Infectious Disease*, vol. 9, no. 4, art. no. 84, 2024.
 - [30] F. Ulva and N. Hikmi, "Analisis Spasial Kejadian Demam Berdarah di Kota Padang Tahun 2020-2022," *JK JURNAL ILMU KESEHATAN*, vol. 8, no. 1, pp. 152–159, 2024.
 - [31] World Health Organization, *Dengue Guidelines for Diagnosis, Treatment, Prevention and Control*, 2009.
 - [32] Y. Yulian et al., "Hubungan Curah Hujan Dan Suhu Udara Dengan Kejadian Demam Berdarah Dengue Di Kabupaten Tulang Bawang Barat," *Jurnal Medika Malahayati*, vol. 9, no. 2, pp. 225–235, 2025.