

Integrasi Faktor Iklim dan Lingkungan untuk Prediksi Risiko DBD di Kota Palembang Menggunakan Pendekatan GeoAI Berbasis LSTM

Tia Arlin Dita, Ali Ibrahim*

Fakultas Ilmu Komputer, Magister Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya, Palembang, Indonesia
Email: ¹Tiaarlindita3@gmail.com, ^{2*}aliibrahim@unsri.ac.id
Email Penulis Korespondensi: aliibrahim@unsri.ac.id
Submitted 10-12-2025; Accepted 24-02-2026; Published 30-04-2026

Abstrak

Demam Berdarah Dengue (DBD) merupakan salah satu penyakit berbasis vector yang masih menjadi ancaman Kesehatan masyarakat di kota Palembang. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor lingkungan dan kependudukan yang mempengaruhi risiko DBD serta memprediksi kecenderungan risikonya menggunakan pendekatan GeoAI. Empat variabel utama seperti suhu permukaan, curah hujan, kepadatan penduduk dan luas pemukiman diintegrasikan untuk membentuk indeks risiko DBD pada periode 2020 – 2025. Hasil analisis ini menunjukkan bahwa indeks risiko berada pada setiap kategori tinggi di seluruh wilayah dengan tren peningkatan bertahap dari 0,517 pada tahun 2020 menjadi 0,527 pada tahun 2025. Untuk memproyeksikan risiko di masa depan, model *Long Short-Term Memory* (LSTM) ini digunakan. Pengujian model menunjukkan kinerja yang baik dengan nilai *Mean Squared Error* (MSE) sebesar 0,0028, *Root Mean Squared Error* (RMSE) sebesar 0,052 dan *Mean Absolute Error* (MAE) sebesar 0,031. Hal ini mengindikasikan bahwa tingkat error yang rendah dan kemampuan prediksi yang stabil. Hasil prediksi menunjukkan bahwa risiko DBD diperkirakan terus meningkat hingga tahun 2029, terutama pada kecamatan dengan kepadatan penduduk tinggi dan area pemukiman yang semakin meluas. Penelitian ini memberikan kontribusi ilmiah berupa pengembangan model prediktif yang lebih adaptif dan presisi dibandingkan pendekatan statistik konvensional melalui integrasi kecerdasan buatan dan data spasial (GeoAI) yang mampu menangkap pola non-linier serta dinamika spasial-temporal secara lebih efektif sebagai system peringatan dini yang berkelanjutan.

Kata Kunci: Demam Berdarah Dengue; GeoAI; LSTM; Indeks risiko; Prediksi spasial-temporal; Palembang

Abstract

Dengue Hemorrhagic Fever (DHF) remains a significant vector-borne disease threat to public health in Palembang. This study aims to analyze the environmental and demographic factors influencing DHF risk and predict risk trends using a GeoAI approach. Four primary variables land surface temperature, rainfall, population density, and residential area were integrated to develop a DHF risk index for the 2020 - 2025 period. The analysis reveals that the risk index consistently falls within the high category across all regions, showing a gradual upward trend from 0.517 in 2020 to 0.527 in 2025. To project future risks, a Long Short-Term Memory (LSTM) model was employed. Model evaluation demonstrated robust performance with a Mean Squared Error (MSE) of 0.0028, a Root Mean Squared Error (RMSE) of 0.052, and a Mean Absolute Error (MAE) of 0.031, indicating low error rates and stable predictive capability. Prediction results suggest that DHF risk is expected to continue increasing through 2029, particularly in sub-districts with high population density and expanding residential areas. This research provides a scientific contribution by developing a predictive model that is more adaptive and precise than conventional statistical approaches. Through the integration of artificial intelligence and spatial data (GeoAI), this model effectively captures non-linear patterns and spatio-temporal dynamics, serving as a sustainable early warning system.

Keywords: Dengue Hemorrhagic Fever; GeoAI; LSTM; Risk Index; Spatio-temporal Prediction; Palembang

1. PENDAHULUAN

Demam Berdarah Dengue (DBD) masih menjadi salah satu masalah Kesehatan masyarakat utama di wilayah tropis seperti Indonesia dengan tren kejadian yang terus meningkat setiap tahunnya [1]. Penyakit DBD ini ditularkan oleh *Aedes aegypti* dan sangat dipengaruhi oleh faktor lingkungan serta iklim seperti curah hujan, suhu dan kelembapan yang secara determinan memicu distribusi kasus secara spasial-temporal [2]. Sejumlah penelitian juga menemukan korelasi kuat antara peningkatan kasus DBD dengan variabilitas iklim maupun karakteristik perkotaan tersebut seperti kepadatan penduduk, vegetasi dan kedekatan dengan badan air [3]. Hal tersebut menunjukkan bahwa data temporal dan spasial sangat penting untuk memahami penyebaran DBD secara menyeluruh.

Meskipun data spasial dan temporal terbukti penting dalam memahami penyebaran DBD, metode statistik tradisional seperti *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) dan regresi yang masih banyak digunakan juga memiliki keterbatasan karena kurang mampu dalam menangkap hubungan non-linear serta dinamika spasial-temporal yang kompleks antara variabel epidemiologi, iklim dan spasial [4]. Beberapa studi komparatif juga menunjukkan bahwa pendekatan dengan berbasis machine learning dan deep learning juga menawarkan performa prediksi yang lebih baik dibandingkan model deret waktu yang klasik, baik itu dalam akurasi maupun kemampuan dalam menangkap pola data yang kompleks [5], [6], [7]. Sehingga hal ini menegaskan bahwa perlunya penggunaan metode prediksi yang lebih adaptif untuk meningkatkan akurasi dalam melakukan peramalan kasus DBD.

Dengan seiringnya perkembangan teknologi, metode deep learning khususnya *Long Short-Term Memory* (LSTM) semakin banyak digunakan dalam melakukan pemodelan DBD. Hal ini dikarenakan kemampuannya dalam membaca pola dalam jangka Panjang pada data deret waktu. Penelitian di Tiongkok pada tahun 2020 menunjukkan bahwa LSTM mampu untuk menurunkan tingkat kesalahan dalam prediksi Root Mean Square Error (RMSE) sebesar 12,99-24,91% secara umum, bahkan mencapai 15,09 – 26,82 % selama periode wabah jika dibandingkan dengan model tradisional [8]. Hasil ini juga ditemukan di Brazil, dimana penerapan LSTM di lebih dari 790 kota menunjukkan performa yang paling

baik dalam melakukan prediksi kasus mingguan DBD, terutama pada saat data spasial dari kota lainnya juga ikut dimanfaatkan [9][10]. Berdasarkan temuan-temuan tersebut didapatkan bahwa LSTM tidak hanya mampu dalam membaca pola temporal tetapi juga cukup efektif ketika digabungkan dengan informasi spasial yang kompleks.

Sejalan dengan kemampuan LSTM dalam membaca pola temporal dan spasial, kemajuan GeoAI serta teknologi geospasial seperti *Google Earth Engine* (GEE) semakin memperbanyak pendekatan dalam melakukan prediksi kasus DBD. Sebuah studi di Federal District, Brazil memanfaatkan GEE untuk memperoleh data iklim dan lingkungan harian yang kemudian dipadukan dengan model LSTM guna memprediksi jumlah kasus mingguan [11]. Berdasarkan hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa model mampu memproyeksikan puncak wabah pada tahun 2019 hingga lima minggu kedepan dengan tingkat akurasi yang tinggi. Temuan ini menegaskan bahwa integrasi data historis dengan big geospasial data melalui platform cloud computing seperti GEE dapat meningkatkan akurasi sekaligus efisiensi system peringatan dini [12].

Penelitian terbaru di Malaysia menunjukkan bahwa model Stacked LSTM dengan *spatial attention* (SSA-LSTM) mampu memberikan hasil prediksi yang lebih akurat dibandingkan dengan model lainnya seperti *Support Vector Machines* (SVM), *Decision Tree*, maupun *Artificial Neural Network* (ANN) [13]. Dalam model LSTM ini didapatkan nilai RMSE rata-rata terendahnya adalah 3,17 dengan kisaran nilainya adalah 2,19 – 4,55 diberbagai wilayah, hal ini menegaskan bahwa keunggulan model ini dalam menangkap kompleksitas data spasial-temporal [14]. Adapun studi yang dilakukan di Brazil mengintegrasikan LSTM dengan pendekatan *Shapley Additive Explanation* (SHAP) serta variable iklim tertunda (*lagged climate variables*) termasuk dalam pengaruh spasial dari negara bagian tetangga. Hasil yang didapatkan dalam model ini terbukti lebih unggul berdasarkan evaluasi menggunakan metrik *Mean Absolute Error* (MAE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE) dan *Complex Regional Pain Syndrome* (CRPS) sehingga hal ini semakin memperkuat potensi LSTM sebagai alat dalam melakukan Prediksi DBD yang lebih baik [1].

Dalam studi terbaru menegaskan bahwa integrasi data spasial, cloud computing dan deep learning sangat penting untuk menghasilkan prediksi DBD yang lebih akurat serta lebih responsive terhadap dinamika spasial-temporal. Pemanfaatan teknologi geospasial seperti GEE yang di gabungkan dengan deep learning seperti *Convolutional Neural Network* (CNN), *Convolutional Long Short-Term Memory* (ConvLSTM) serta LSTM telah terbukti dalam mendukung peramalan penyakit pada berbagai wilayah [15]. Berdasarkan temuan tersebut, maka penelitian ini difokuskan dalam melakukan prediksi kasus Demam Berdarah Dengue di kota Palembang dengan menggunakan model LSTM berbasis pada data GeoAI dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi system peringatan dini.

Meskipun pemanfaatan LSTM dan GeoAI telah menunjukkan hasil yang signifikan di berbagai negara seperti Tiongkok, Brazil dan Malaysia tetapi masih terdapat celah penelitian dalam konteks dinamika perkotaan seperti di Indonesia khususnya di kota Palembang. Sebagian besar studi terdahulu cenderung berfokus hanya pada variable iklim makro dan mengabaikan interaksi mikro antara perubahan penggunaan lahan perkotaan yang sangat dinamis dengan kepadatan penduduk yang tidak merata di wilayah endemis. Selain itu juga banyak model prediksi konvensional pada tingkat local yang masih bersifat statis dan masih belum mampu mengintegrasikan data penginderaan jauh secara real-time dari platform *Google Earth Engine* dengan algoritma *deep learning* yang adaptif terhadap fluktuasi local. Tidak adanya model yang menggabungkan aspek spasial-temporal secara terintegrasi untuk kota Palembang menyebabkan strategi mitigasi sering kali terlambat dan kurang tepat sasaran.

Berdasarkan penjelasan tersebut penelitian ini dilakukan untuk menghadirkan kebaruan melalui integrasi ekosistem GeoAI, arsitektur LSTM dan konteks local spesifik seperti di kota Palembang. Keunikan dari penelitian ini terletak pada penggunaan indeks risiko DBD dengan menggabungkan empat variable seperti suhu permukaan, curah hujan, kepadatan penduduk serta luas permukiman yang diproses menggunakan kerangka kerja deep learning. Pendekatan ini dilakukan tidak hanya mengandalkan data deret waktu, tetapi juga mempertimbangkan dinamika sosial wilayah perkotaan yang padat sehingga menghasilkan model yang lebih adaptif, presisi dan mampu menangkap pola non-linear dibandingkan dengan pendekatan statistik tradisional. Dengan demikian, kontribusi utama dari dilakukannya penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menerapkan model LSTM untuk memprediksi kasus DBD berbasis lingkungan secara spasial-temporal di kota Palembang dengan memanfaatkan integrasi data multi sumber dari GeoAI.
2. Menyediakan data prediktif mengenai factor lingkungan pemicu DBD yang dapat digunakan untuk membantu pemerintah setempat dalam memetakan wilayah prioritas pengendalian secara tepat.

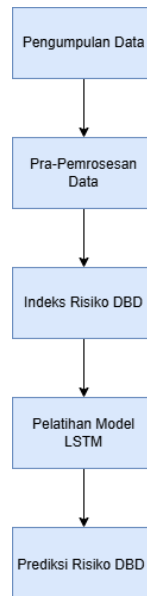
2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1 Alur Penelitian

Penelitian ini dilakukan untuk membangun model prediksi risiko DBD dengan mengintegrasikan data geospasial dan analisis deret waktu secara sistematis. Proses ini dimulai dengan mengumpulkan data dari *Google Earth Engine* (GEE) yang mencakup variable iklim (MODIS dan CHIRPS) dan sosio-demografi (WorldCover dan WorldPop) selama periode waktu 2020- 2025. Seluruh data yang telah didapatkan kemudian diproses melalui normalisasi Min-Max yang berfungsi untuk mendapatkan hasil Indeks Risiko DBD (IR_DBDD) yang dipetakan secara spasial pada tingkat kelurahan.

Selanjutnya data indeks risiko tersebut diekspor ke dalam google colab untuk dilakukan tahapan pemodelan. Pada tahapan ini data disiapkan menggunakan Teknik sliding window agar dapat dipelajari oleh algoritma *Long Short-Term Memory* (LSTM). Selanjutnya kedua model tersebut dilatih untuk memahami pola historis untuk memprediksi tren risiko

DBD hingga tahun 2029. Hasil akhir yang didapatkan berupa visualisasi tern dan pemetaan kerawanan wilayah yang diharapkan dapat membantu strategi mitigasi di masa mendatang. Adapun alur kerja pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh secara spasial melalui platform *Google Earth Engine* (GEE). Terdapat empat variabel utama yang digunakan untuk melakukan analisis dalam penelitian ini yang terdiri dari suhu permukaan, curah hujan, kepadatan penduduk dan luas permukiman. Pemilihan dataset ini dilakukan berdasarkan kelengkapan temporal, resolusi spasial yang tinggi serta konsistensinya dalam menggambarkan kondisi lingkungan dan social di kota Palembang. Keempat variabel ini digunakan untuk mengidentifikasi faktor-faktor apa saja yang dapat berpotensi dalam mempengaruhi risiko Demam Berdarah Dengue (DBD) selama periode 2020 hingga 2029.

Data suhu permukaan didapatkan dari citra satelit MODIS MOD11A2 yang memiliki resolusi spasial 1 km dan resolusi temporal delapan harian. Dataset ini juga digunakan untuk melakukan perhitungan rata-rata suhu permukaan daratan di setiap kelurahan kota Palembang. Hasil analisis ini menunjukkan bahwa suhu rata-rata di wilayah kota Palembang memiliki suhu rata-rata berkisar 29,283°C hingga 37,871°C dengan variasi yang mencerminkan perbedaan kondisi iklim mikro lokal. Kawasan dengan kepadatan bangunan tinggi dan minim vegetasi cenderung memiliki suhu permukaan yang lebih panas dikarenakan efek dari urban heat island, sedangkan wilayah dengan tutupan vegetasi yang luas menunjukkan suhu yang lebih rendah dan stabil.

Data curah hujan didapatkan dari CHIRPS Daily yang memiliki resolusi spasial 5 km dan resolusi temporal harian. Dataset ini digunakan untuk menghitung nilai rata-rata curah hujan tahunan di setiap kelurahan selama periode penelitian. Berdasarkan hasil analisis curah hujan tahunan di kota Palembang berkisar antara 2.850 hingga 2.985 mm pertahun. Wilayah dengan curah hujan yang lebih tinggi berpotensi mengalami genangan air yang dapat menjadi tempat yang ideal bagi perkembangan larva nyamuk *Aedes aegypti* sebagai salah satu faktor utama penyakit DBD [16]. Sengan demikian intensitas curah hujan menjadi salah satu faktor lingkungan yang secara langsung berhubungan dengan risiko peningkatan kasus pada penyakit ini.

Sementara itu data kepadatan penduduk diambil dari dataset WorldPop dengan resolusi spasial 100 meter. Dataset ini memberikan gambaran spasial mengenai distribusi jumlah penduduk di seluruh wilayah kota Palembang. Hasil analisis menunjukkan adanya variasi kepadatan yang cukup signifikan antarwilayah dimana pada Kawasan pusat kota seperti ilir timur dan ilir barat memiliki kepadatan penduduk yang tinggi. Sedangkan pada wilayah dibagian selatan dan pinggiran kota memiliki kepadatan yang lebih rendah. Kondisi ini menunjukkan perbedaan tingkat urbanisasi dan aktivitas social yang dapat mempengaruhi potensi penularan penyakit. Kepadatan penduduk yang tinggi berpotensi untuk meningkatkan risiko penyebaran DBD karena tingginya interaksi antar manusia dan nyamuk di lingkungan padat penduduk.

Selain itu data mengenai luas permukiman diperoleh dari dataset ESA WorldCover 2020 dengan resolusi spasial 10 meter. Dari dataset tersebut selanjutnya dilakukan ekstraksi terhadap kelas Built-up Area untuk menghitung luas area permukiman yang ada di setiap kelurahan di kota Palembang. Hasil pengolahan ini menunjukkan bahwa luas permukiman bervariasi cukup besar mulai dari 0,046 km² hingga 5,025 km². Wilayah dengan area permukiman terluas umumnya berada pada bagian tengah dan utara kota yang merupakan Kawasan dengan perkembangan urban paling pesat dalam satu decade terakhir. Sebaliknya, wilayah selatan seperti gandum, pulokerto dan kertapati masih didominasi oleh vegetasi dan ruang terbuka hijau yang berfungsi untuk penyangga ekologis dan pengatur keseimbangan iklim mikro di perkotaan.

Secara keseluruhan, hasil ekstraksi dan pengolahan keempat dataset tersebut melalui GEE menghasilkan data spasial yang representative untuk melakukan analisis factor risiko DBD di kota Palembang. Kombinasi antara variable lingkungan dan social ini menjadi dasar dalam melakukan proses analisis spasial serta pemodelan prediksi risiko DBD pada tahapan penelitian selanjutnya.

2.3 Pra-Pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan data ini dilakukan untuk memastikan bahwa seluruh dataset yang digunakan memiliki keseragaman spasial, temporal dan system koordinat sehingga dapat dilakukan analisis secara kompratif fan integrative di dalam platform *Google Earth Engine* (GEE). Proses ini menjadi Langkah yang krusial sebelum analisis spasial dan pemodelan dilakukan karena ketidaksesuaian resolusi atau system proyeksi yang dapat menyebabkan bias pada hasil analisis spasial.

Langkah pertama yang dilakukan pada proses ini adalah penyesuaian koordinat pada seluruh dataset ke system referensi geografis WGS 84 (EPSG:4326). Hal ini dilakukan untuk menyeragamkan referansi geospasial antarvariabel seperti suhu, curah hujan, kepadatan penduduk dan luas permukiman sehingga setiap piksel memiliki posisi geografis yang konsisten di seluruh layer data. Setelah reprojeksi dilakukan seluruh citra disesuaikan dengan batas administrasi kota Palembang menggunakan masking dan *clipping* berdasarkan pada data polygon batas kelurahan. Proses ini dilakukan untuk memastikan bahwa analisis hanya dilakukan pada area penelitian dan tidak mencakup wilayah di luar batas administratif kota.

Langkah selanjutnya adalah melakukan penyamaan resolusi antar dataset. Mengingat sumber data memiliki resolusi yang berbeda beda seperti MODIS MOD11A2 1 km, CHIRPS Daily 5 km, WorldPop 100 m dan ESA WorldCover 2020 10 m. maka dilakukan resampling agar seluruh data dapat diintegrasikan secara spasial [17]. Proses resampling ini dilakukan dengan dua pendekatan utama yaitu metode bilinear interpolation untuk data berkelanjutan seperti tutupan lahan. Maka hasilnya grid spasial yang seragam dan siap untuk dilakukan analisis perkelurahan.

Tahapan berikutnya adalah melakukan agregasi temporal dan spasial. Untuk data yang bersifat harian atau 8 harian seperti CHIRPS dan MODIS dilakukan perhitungan rata-rata tahunan untuk melihat flaktuasi jangka pendek dan melihat tren jangka Panjang. Proses agregasi spasial dilakukan melalui fungsi zonal statistics pada GEE dimana nilai rata-rata setiap variable dihitung berdasarkan unit wilayah administrasi kelurahan. Sehingga setiap kelurahan memiliki satu nilai representative untuk setiap variable yang dianalisis.

Selain itu juga dilakukan normalisasi data menggunakan metode *Min-Max Normalization* agar seluruh variable memiliki skala yang sebanding yaitu dalam rentang 0 hingga 1. Tahapan normalisasi ini penting dilakukan dalam tahapan integrasi variabel dan pembentukan indeks risiko DBD (IR DBD) karena menghindari dominasi satu variabel terhadap variabel lainnya akibat perbedaan satuan atau rentang nilai.

Langkah terakhir yang dilakukan adalah seluruh hasil pra-pemrosesan disimpan dalam format CSV untuk kemudian digunakan untuk melakukan analisis static serta pemodelan prediksi. Seluruh proses pengolahan ini dilakukan agar dalam platform *Google Earth Engine* (GEE) yang menyediakan infrastruktur komputasi awal untuk dilakukan pemrosesan data geospasial berskala besar secara efisien dan konsisten.

Tahapan pra-pemrosesan ini memastikan bahwa data yang digunakan tidak hanya seragam secara teknis tetapi juga valid secara spasial dan temporal sehingga hasil analisis yang diperoleh pada tahapan berikutnya dapat diinterpretasikan secara ilmiah dan lebih akurat dalam konteks risiko Demam Berdarah Dengue di kota Palembang.

2.4 Pembentukan Indeks Risiko DBD

Indeks Risiko DBD disusun berdasarkan integrasi antara variable suhu, curah hujan, kepadatan penduduk dan luas permukiman. Seluruh variable tersebut selanjutnya dinormalisasikan menggunakan metode *Min-Max Normalization* agar skala yang didapatkan memiliki nilai yang seragam (0-1). Adapun indeks risikonya dapat dihitung dengan formula berbobot yang dapat dilihat pada rumus (1).

$$IR_{DBD} = W_1T + W_2R + W_3p + W_4U \quad (1)$$

Indeks risiko yang telah diklasifikasikan dibagi menjadi empat kategori yaitu rendah, sedang, sedang-tinggi dan tinggi yang menggambarkan tingkat risiko DBD secara spasial dan temporal hingga tahun 2029. Adapun pendekatan pembuatan indeks risiko berbobot seperti ini telah diaplikasikan dalam pemetaan penyakit vector.

2.5 Pelatihan Model LSTM

Pada tahapan pemodelan prediksi ini dilakukan untuk memperkirakan tingkat risiko Demam Berdarah Dengue (DBD) di kota Palembang hingga tahun 2029 berdasarkan hasil analisis spasial yang telah dilakukan sebelumnya. Pendekatan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah *Long Short-Term Memory* (LSTM) sebagai salah satu arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang untuk menganalisis data time series [4]. Keunggulan utama pada model LSTM ini adalah kemampuannya dalam mengingat pola jangka Panjang dari data masa lalu sehingga lebih efektif untuk memahami dinamika perubahan variabel yang terjadi dari waktu ke waktu.

Dalam penelitian ini model LSTM digunakan untuk memprediksi tren risiko DBD dengan mempertimbangkan pengaruh empat variabel utama yaitu suhu permukaan, curah hujan, kepadatan penduduk dan luas permukiman. Keempat variabel tersebut mewakili factor lingkungan dan social yang secara bersama memengaruhi potensi penyebaran penyakit.

Data setiap variabel disusun dalam bentuk urutan waktu berdasarkan tahun pengamatan sehingga model dapat mengenali pola perubahan yang bersifat temporal di setiap wilayah kelurahan.

Proses pemodelan ini dilakukan dengan Menyusun data historis tahun 2020 sebagai dasar pelatihan model. Model ini kemudian digunakan untuk memperkirakan kondisi risiko DBD pada periode proyeksi hingga tahun 2029. Melalui proses pembelajaran ini LSTM mampu memahami keterkaitan antar variabel serta pola fluktuasi yang terjadi dari waktu ke waktu sehingga hasil prediksi yang diperoleh menggambarkan kecenderungan risiko secara lebih realistis.

Setelah model dibangun selanjutnya dilakukan tahapan prediksi untuk menghasilkan nilai proyeksi risiko DBD tahunan di seluruh kelurahan di kota Palembang. Hasil prediksi ini menunjukkan gambaran umum tentang bagaimana risiko DBD dapat mengalami peningkatan atau penurunan di masa mendatang bergantung pada dinamika perubahan iklim, pertumbuhan permukiman dan kepadatan penduduk. Dengan demikian pendekatan LSTM tidak hanya memberikan estimasi kuantitatif tetapi juga membantu memahami pola hubungan temporal antara factor lingkungan dan social terhadap penyebaran penyakit,

Pendekatan berbasis LSTM ini diharapkan dapat menjadi alat bantu analisis yang bermanfaat dalam perencanaan kebijakan Kesehatan masyarakat khususnya dalam upaya pencegahan dan pengendalian penyakit berbasis lingkungan seperti DBD. Hasil prediksi dari model ini dapat digunakan untuk mengidentifikasi wilayah yang berpotensi memiliki risiko tinggi di masa depan sehingga Langkah mitigasi dapat dilakukan secara lebih terarah dan tepat sasaran.

Pelatihan model ini dilakukan dengan menggunakan python dengan bantuan putaka Tensor Flow. Seluruh data fitur terlebih dahulu dinormalisasikan untuk memastikan proses konvergensi model berjalan lebih stabil dan efisien, setelah proses pelatihan dilakukan selanjutnya kinerja model dievaluasi menggunakan tiga metrik utama yaitu *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE). Ketiga metrik ini digunakan untuk menilai sejauh mana model mampu mempelajari pola temporal dan menghasilkan prediksi yang lebih konsisten terhadap dinamika risiko DBD dari waktu ke waktu secara keseluruhan [1], model LSTM menunjukkan kemampuan yang baik dalam memahami hubungan kompleks antara factor lingkungan, sosial dan iklim yang memengaruhi perubahan risiko penyakit di wilayah penelitian [18].

2.6 Prediksi Risiko DBD Tahun 2025-2029

Setelah model LSTM melalui tahapan validasi dan mencapai nilai ambang kesalahan minimum maka Langkah selanjutnya adalah melakukan proyeksi risiko DBD untuk periode lima tahun mendatang yaitu 2025 hingga tahun 2029. Proses proyeksi ini tidak dilakukan secara tunggal tetapi menggunakan metode recursive forecasting atau prakiraan berulang. Dalam skema ini model tidak hanya mengandalkan data historis statis tetapi menggunakan hasil prediksi pada tahun 2025 sebagai data input baru untuk mengestimasi risiko pada tahun kedua atau 2026 dan seterusnya secara berkesinambungan hingga tahun 2029. Pendekatan ini dipilih karena mampu menangkap akumulasi tren dan dinamika perubahan variabel lingkungan maupun demografi yang saling memengaruhi dari waktu ke waktu.

Hasil yang didapatkan dari pemodelan LSTM ini berupa angka indeks risiko numerik yang merepresentasikan tingkat kerentanan setiap kelurahan di kota Palembang. Untuk memudahkan interpretasi data bagi para pemangku kepentingan nilai-nilai numerik tersebut dikonversi ke dalam format geospasial melalui proses pemetaan (*mapping*). Peta proyeksi ini akan mengklasifikasikan wilayah ke dalam beberapa tingkat risiko mulai dari rendah hingga tinggi yang divisualisasikan dengan gradasi warna yang kontras. Visualisasi spasial ini sangat penting untuk mengidentifikasi titik panas atau wilayah-wilayah yang diprediksi akan mengalami lonjakan risiko secara signifikan dalam beberapa tahun kedepan.

Secara praktis hasil proyeksi ini diharapkan tidak hanya berhenti sebagai data riset tetapi bertransformasi menjadi instrument strategis bagi otoritas Kesehatan masyarakat dan pemerintah daerah. Dengan mengetahui estimasi wilayah yang paling rentan sebelum wabah benar-benar terjadi Langkah mitigasi seperti pengalokasian sumber daya Kesehatan optimalisasi program pemberantasan sarang nyamuk hingga sosialisasi dini dapat dilakukan secara lebih terukur dan tepat sasaran. Melalui pendekatan ini strategi pengendalian DBD di kota Palembang diharapkan dapat bergeser dari Tindakan preventif yang berbasis pada bukti ilmiah.

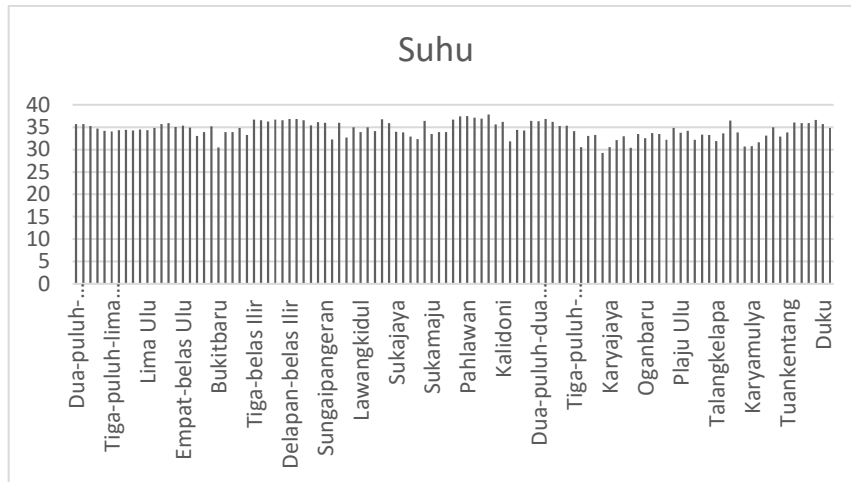
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil

Pada bab ini akan menampilkan hasil analisis dari data yang telah dikumpulkan dan diolah selama penelitian. Data-data tersebut mencakup kondisi iklim, kepadatan penduduk serta karakteristik lingkungan yang ada di kota Palembang berdasarkan data yang diperoleh melalui platform *Google Earth Engine* (GEE). Analisis ini dilakukan untuk memahami bagaimana factor-faktor seperti iklim, suhu, curah hujan dan luas permukiman berpengaruh terhadap peningkatan risiko Demam Berdarah Dengue (DBD) di kota Palembang selama kurun waktu 2025-2029.

3.1.1 Data Suhu (MODIS MOD11A2)

Data suhu permukaan yang diperoleh dari citra satelit MODIS (MOD11A2) dengan resolusi spasial 1 km. analisis dilakukan pada setiap kelurahan yang ada di kota Palembang dengan menggunakan GEE dan hasil yang didapatkan akan ditampilkan dalam bentuk grafik rata-rata suhu di kota Palembang yang dapat dilihat pada Gambar 2.



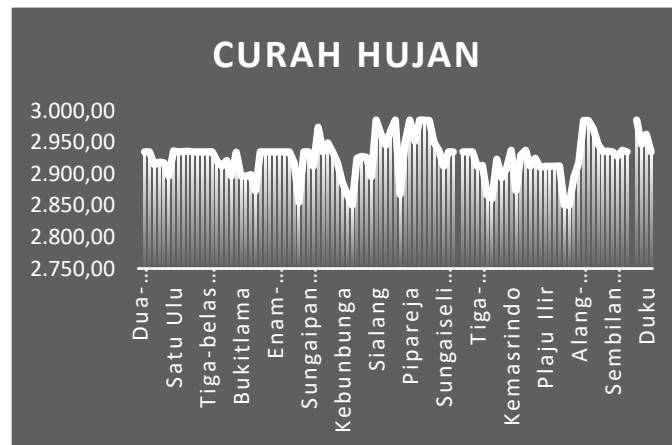
Gambar 2. Grafik rata-rata suhu perkelurahan Kota Palembang

Berdasarkan hasil analisis pada gambar 2 suhu rata-rata yang ada di kota Palembang berkisar antara 29,283°C hingga 37,871°C. suhu tertinggi yang didaotkan ada pada kecamatan talanng aman dengan suhu berkisar 37,871°C yang kemudian disusul oleh Ario Kemung dengan suhu rata-rata 37,428°C dan pahlawan dengan suhu rata-rata adalah 37,449°C. sementara itu suhu terendah terdapat pada kelurahan pulokerto yaitu 29,283°C dan bukit bari berkisar 30,473°C.

Perbedaan suhu antar wilayah ini menunjukkan adanya variasi iklim mikro local yang dipengaruhi oleh kondisi lingkungan setempat seperti tingkat vegetasi, kepadatan bangunan dan jenis tutupan lahan. Wilayah sengan suhu yang tinggi biasanya merupakan Kawasan padat penduduk dengan dominasi permukiman dan permukaan kedap air yang menyebabkan berkurangnya vegetasi dan meningkatkan efek panas pada permukaan (urban heat island).

3.1.2 Data Curah Hujan (CHIRPS Daily)

Data curah hujan diapatkan dari dataset CHIRPS Daily dengan resolusi spasial sekitar 5 km. analisis ini dilakukan untuk melihat distribusi spasial curah hujan rata-rata tahunan pada tingkat kelurahan. Adapun data curah hujan tahunan rata-rata setiap kelurahan di kota Palembang dapat dilihat pada Gambar 3.



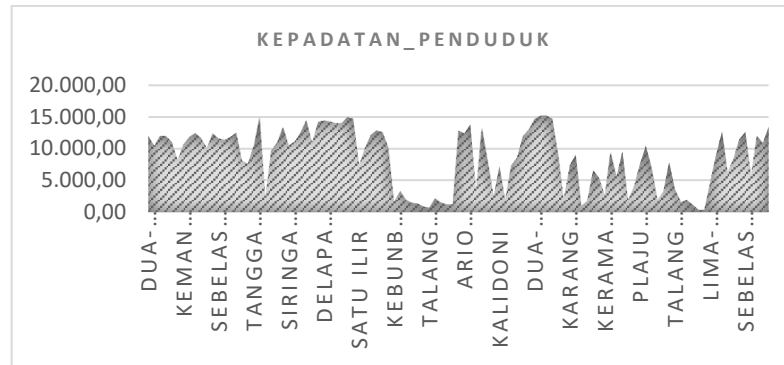
Gambar 3. Grafik curah hujan perkelurahan Kota Palembang

Berdasarkan dari hasil analisis yang didapatkan, rata-rata curah hujan tahunan di kota Palembang adalah 2.850 sampai 2.985 mm pertahun. Wilayah dengan curah hujan tertinggi ada pada kelurahan Lebung Gajah dan Srimulya dengan nilai rata-rata pertahun sekitar 2.984 mm. sedangkan wilayah dengan curah hujan terendah terdapat pada kelurahan Siring Agung dengan rata-rata pertahunnya adalah 2.872 mm dan karangjaya dengan rata-rata pertahunnya adalah 2.860 mm.

Tingginya curah hujan di beberapa wilayah berpotensi untuk menimbulkan genangan air yang menjadi tempat ideal bagi perkembangan larva nyamuk *Aedes aegypti* yang menjadi factor penyebab penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD). Dengan adanya temuan ini dapat memperlihatkan adanya keterkaitan langsung antara intensitas curah hujan dan peningkatan risiko penyebaran DBD di wilayah kota Palembang.

3.1.3 Kepadatan Penduduk (WorldPop)

Data kepadatan penduduk diapatkan dari dataset WorldPop dengan resolusi spasial adalah 100 meter yang diapatkan dari GEE. Dataset ini menggambarkan sebaran jumlah penduduk perkilometer persegi pada setiap kelurahan di kota Palembang. Adapun visualisasi dari grafik kepadatan penduduk di kota Palembang dappat dilihat pada Gambar 4.



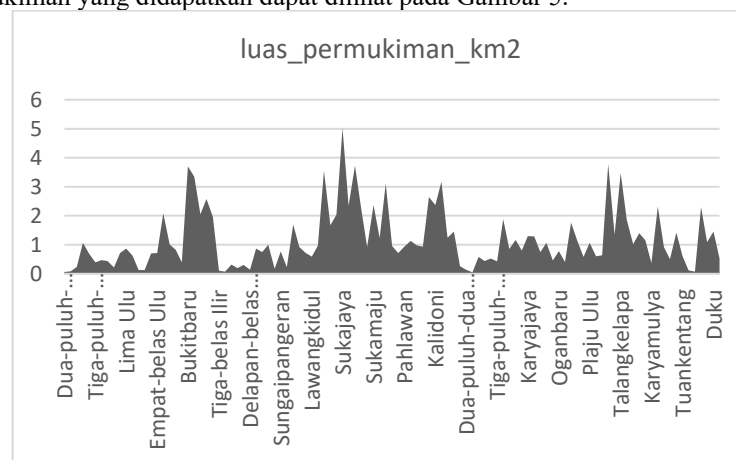
Gambar 4. Grafik kepadatan penduduk perkelurahan Kota Palembang

Hasil analisis tersebut menunjukkan bahwa variasi dari kepadatan penduduk cukup besar anatar wilayah. Kepadatan penduduk tertinggi terdapat pada kelurahan Dua Puluh Enam Ilir dengan hasil 15.241 jiwa/km², Dua Puluh Empat Ilir dengan hasil yaitu 15.202 jiwa/km² dan talang semut dengan hasil 14.739 jiwa/km². sedangkan untuk kepadatan penduduk terendah berada pada kelurahan Karyamulya dengan hasil 309 jiwa/km² dan Sukamulya dengan hasil yaitu 342 jiwa/km².

Wilayah dengan kepadatan penduduk tertinggi biasanya terletak pada pusat kota seperti di Kawasan Ilir Timur dan Ilir Barat yang memiliki aktivitas social dan mobilitas penduduk yang lebih intens. Kondisi ini berpotensi untuk meningkatkan risiko penularan penyakit Demam Berdarah Dengue (DBD), karena tingginya interaksi antara manusia dan nyamuk aedes aegypti di lingkungan yang padat penduduk.

3.1.4 Luas Permukiman (ESA WorldCover 2020)

Data luas permukiman ini diperoleh dari ESA WorldCover 2020 dengan resolusi yang digunakan adalah 10 meter. Analisis ini dilakukan bertujuan untuk memetakan sebaran area permukiman di setiap kelurahan di kota Palembang. Adapun hasil luas permukiman yang didapatkan dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Grafik luas permukiman perkelurahan Kota Palembang

Berdasarkan Gambar 5 didapatkan bahwa luas permukiman di kota Palembang bervariasi cukup signifikan yaitu 0,046 km² hingga 5,025 km². wilayah dengan lingkungan terpadat terletak pada kelurahan Sukajaya yaitu 5,025 km² yang kemudian disusul oleh kelurahan Karya Baru dengan luas permukimannya adalah 3,781 km², Talang betutu dengan luas permukimannya adalah 3,726 km² dan Bukit Baru dengan hasilnya adalah 3,702 km². sementara itu permukiman dengan hasil terkecil terdapat pada kelurahan Dua Puluh Tiga Ilir dengan luasnya adalah 0,046 km² dan kelurahan Sebelas Ilir 0,077 km².

Secara spasial, area permukiman yang luas umumnya berada pada bagian tengah atau utara kota yang mengalami perkembangan urban paling pesat dalam satu decade terakhir. Sebaliknya pada bagian selatan kota seperti pada wilayah gاندus, pulokerto dan kertapati masih didominasi oleh area vegetasi dan ruang terbuka hijau yang berperan penting sebagai penyangga ekologis kota dan pengatur keseimbangan iklim mikro.

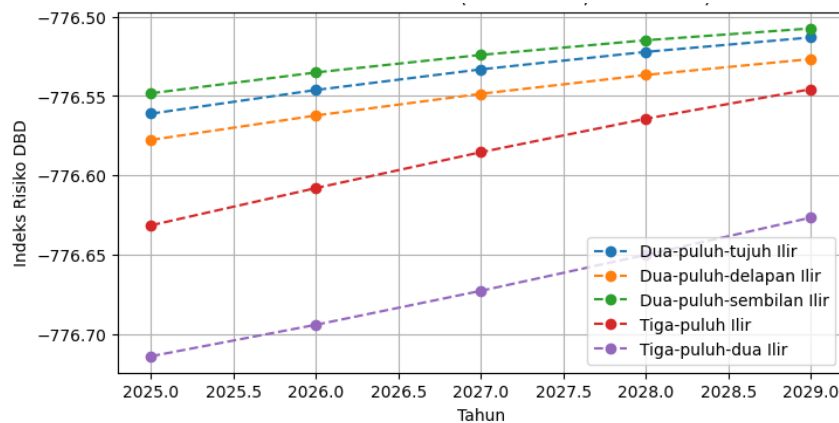
3.1.5 Prediksi Indeks Risiko DBD (2020-2029)

Integrasi antara variable suhu, curah hujan, kepadatan penduduk dan luas permukiman menghasilkan Indeks Risiko DBD yang menunjukkan bahwa tren peningkatan secara bertahap dari tahun 2020 sampai tahun 2025 yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1 Rata-rata Indeks pertahun

Tahun	DBD	Kategori Risiko
2020	0.517	Tinggi (stabil)
2021	0.519	Tinggi (stabil)
2022	0.521	Tinggi (stabil)
2023	0.523	Tinggi (stabil)
2024	0.525	Tinggi (meningkat)
2025	0.527	Tinggi (meningkat)

Integrasi antara variable suhu, curah hujan, kepadatan penduduk dan luas pemukiman menunjukkan bahwa Indeks Resiko DBD di kota Palembang terus mengalami kenaikan dari tahun 2020 hingga tahun 2025. Berdasarkan table 1 nilai indeks terus bergerak dari 0,517 pada tahun 2020 menjasi 0,527 pada tahun 2025. Walaupun perubahan yang terjadi tidak terlalu besar tetapi pola ini tetap menggambarkan bahwa tingkat risiko berada pada kategori tinggi. Pada periode 2020-2023 kondi risiko yang terjasi cenderung stabil, namun terjadi peningkatan pada tahun 2024 dan 2025. Hal ini menunjukkan bahwa factor lingkungan dan kependudukan masih berperan sangat penting dalam mempengaruhi penyebaran DBD di wilayah tersebut. Selain itu juga penelitian ini juga menghasilkan proyeksi indeks risiko untuk tahun 2025-2029 yang dapat dilihat pada gambar 6, sehingga hal ini dapat memberikan gambaran mengenai kemungkinan perkembangan risiko DBD di masa mendatang dan membantu dalam Menyusun Langkah mitigasi yang lebih tepat sasaran.



Gambar 6. Gambar prediksi LSTM 2025-2029

Pada gambar 6 menunjukkan hasil prediksi model LSTM terhadap Indeks Risiko DBD untuk periode 2025-2029 di lima kecamatan dengan prediksi DBD tertinggi. Setiap garis pada grafik memperlihatkan tren yang terus bergerak naik secara konsisten, hal ini menandakan bahwa risiko DBD diperkirakan akan terus meningkat dari tahun ke tahun, meskipun kenaikan indeks pada masing-masing kecamatan tampak relative kecil tetapi peningkatan pola yang stabil ini memberikan sinyal bahwa factor-faktor pemicu seperti kondisi lingkungan, iklim dan kepadatan pemukiman kemungkinan akan tetap memberikan tekanan terhadap tingginya risiko penularan DBD di masa yang akan datang. Kecamatan Dua-Puluh-Sembilan Ilir dan Dua-Puluh-Tujuh ilir terlihat memiliki nilai indeks yang paling tinggi selama dilakukannya prediksi. Sedangkan kecamatan Tiga-Puluh-Dua Ilir memiliki indeks yang paling rendah tetapi tetap menunjukkan tren kenaikan. Secara keseluruhan, grafik ini juga memperkuat temuan bahwa wilayah penelitian perlu melakukan upaya mitigasi yang lebih intensif dikarenakan risiko DBD diperkirakan akan terus mengalami peningkatan hingga tahun 2029. Adapun analisis lebih lanjut mengenai proyeksi risiko pada tahun 2029 dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Indeks Risiko DBD Tahun 2029 di Kota Palembang

Kelurahan	Prediksi Indeks Risiko
Dua-puluh-tujuh Ilir	-776.58545
Dua-puluh-delapan Ilir	-776.5872
Dua-puluh-sembilan Ilir	-776.575
Tiga-puluh Ilir	-776.77094
Tiga-puluh-dua Ilir	-776.8473
Tiga-puluh-lima Ilir	-776.8923
Kemangmanis	-776.7462
Satu Ulu	-776.65784
Dua Ulu	-776.5854
Tiga Empat Ulu	-776.7077
Dua-puluh-empat Ilir	-776.54987
Dua-puluh-enam Ilir	-776.5683

.....
.....
.....
Sebelas Ilir	-776.6179
Delapan Ilir	-776.5823
Sembilan Ilir	-776.6109
Duku	-776.57776
Kutobatu	-776.5884

Berdasarkan data yang ada pada tabel 2 hasil proyeksi model LSTM pada tahun 2029 menunjukkan sebaran nilai indeks risiko yang bervariasi di seluruh kelurahan kota Palembang. Secara teknis, nilai prediksi yang dihasilkan menunjukkan angka yang konsisten yaitu dikisaran angka -776. Hal ini mencerminkan respons model terhadap akumulasi variable suhu, curah hujan dan kepadatan penduduk yang diproses dalam arsitektur deep learning.

Jika ditinjau berdasarkan peringkat kerentanan, kelurahan Delapan-belas-ilir menunjukkan nilai yang relative lebih tinggi yaitu -776.5421 dilanjutkan dengan Dua-puluh ilir satu dengan nilai yaitu -776.5424 dan Dua-puluh Ilir Dua dengan nilai -776.54565 dengan nilai mendekati nol. Sebaliknya wilayah seperti Keramasan dan pulokerto memiliki indeks yang lebih rendah yaitu -776.93713 dan -776.92804. hal ini juga mengindikasikan bahwa meskipun secara umum wilayah penelitian ini berada pada tren risiko yang serupa tetapi karakteristik lingkungan di pusat kota dan area dengan kepadatan permukiman tinggi tetap memberikan kontribusi yang lebih besar terhadap potensi penularan DBD.

Data pada tabel ini menjadi dasar yang krusial bagi pengambilan kebijakan untuk memetakan prioritas mitigasi, seperti wilayah-wilayah yang berada dalam kluster “ilir” menunjukkan nilai indeks yang lebih tinggi sehingga wilayah ini memerlukan perhatian khusus dalam penguatan system kewaspadaan dini, hal ini mengingat integrasi variable iklim dan kependudukan di wilayah tersebut akan terus memberikan tekanan terhadap risiko endemi DBD hingga tahun 2029.

3.2 Pembahasan

Hasil analisis spasial dan temporal menunjukkan bahwa adanya keterkaitan yang kuat antara variable iklim, kepadatan penduduk serta luas permukiman terhadap peningkatan risiko *Demam Berdarah Dengue* (DBD) di kota Palembang. Analisis ini dilakukan dengan menggunakan data pada tahun 2020 yang kemudian dilakukan pemodelan prediktif sampai tahun 2029. Pola hubungan yang terbentuk ini menunjukkan bahwa perubahan lingkungan. Pertumbuhan penduduk dan kondisi iklim lokal menjadi peran penting dalam membentuk sebaran risiko penyakit berbasis *vector* di wilayah tropis yang padat penduduk seperti di kota Palembang.

3.2.1 Pengaruh Suhu dan Curah Hujan terhadap Risiko DBD

Analisis data dan curah hujan pada tahun 2020 menunjukkan variasi yang cukup tinggi antarwilayah di kota Palembang. Berdasarkan data MODIS (MOS11A2), suhu permukaan rata-rata di kota Palembang berkisaran antara 29,283°C hingga 37,871°C. suhu tertinggi berada pada kecamatan Talang Aman dengan nilai 37,871°C, Kecamatan Ario Kemuning dengan nilai 37,428°C dan pahlawan dengan nilai 37,449°C. sedangkan suhu terendah terletak pada kecamatan Pulokerto dengan nilai 29,283°C dan Bukit baru dengan nilai 30,472°C.

Perbedaan ini menunjukkan adanya iklim mikro yang dipengaruhi oleh perbedaan tutupan lahan, tingkat vegetasi serta kepadatan bangunan. Kawasan dengan dominasi permukaan yang kedap air seperti aspal dan beton cenderung memiliki suhu yang lebih tinggi akibat fenomena urban heat island. Kondisi ini berdampak langsung pada percepatan siklus hidup nyamuk *aedes aegypti* dan memperpendek masa inkubasi virus dengue dalam tubuh nyamuk sehingga meningkatkan peluang penularan ke manusia.

Sementara itu pada data CHIRPS Daily 2020 menunjukkan bahwa curah hujan tahunan rata-rata di kota Palembang dengan kisaran nilai antara 2.850 sampai 2.985 mm/tahun dengan curah hujan tertinggi terjadi di kelurahan Lebung Gajah dan Srimulya serta wilayah dengan nilai terendah berada pada wilayah siring agung dan karangjaya. Wilayah dengan curah hujan yang tinggi berpotensi untuk mengalami genangan air yang dapat menjadi tempat berkembang biaknya larva nyamuk.

Kombinasi antara suhu yang tinggi dan curah hujan yang tinggi dapat membentuk kondisi lingkungan yang ideal bagi perkembangan vector DBD. Peningkatan suhu dan kelembaban akibat hujan yang ekstrem di wilayah tropis dapat mempercepat proses transmisi Dengue secara spasial dan temporal [19], [20], [21].

3.2.2 Evaluasi Model Prediksi

Untuk memperkirakan perubahan risiko DBD pada periode 2020-2029 digunakan model prediksi berbasis *Long Short-Term Memory* (LSTM). Model ini dilatih menggunakan data iklim, kepadatan penduduk dan penutupan lahan pada tahun 2020 sebagai data dasar yang kemudian dilakukan proyeksi tren perubahan berdasarkan dengan pola historis dan estimasi variable lingkungan.

Model LSTM ini dipilih karena kemampuannya dalam mengenali hubungan non-linear dalam data time series serta menangkap pola jangka Panjang dari perubahan iklim dan spasial. Evaluasi model ini dilakukan menggunakan tiga metrik yaitu *Mean Squared Error* (MSE), *Root Mean Square Error* (RMSE) dan *Mean Absolute Error* (MAE) yang dapat dilihat hasilnya pada tabel 3.

Tabel 3 Hasil Evaluasi Model Prediksi Risiko DBD

Metode	MSE	RMSE	MAE
LSTM (Penelitian ini)	0.0028	0.052	0.031
Tan et al. (2024)	-	156.07	89.12
Majeed et al., 2023	-	3.17	-

Nilai RMSE dan MAE yang rendah menunjukkan bahwa model LSTM memiliki tingkat kesalahan yang kecil dan mampu menggambarkan pola perubahan risiko secara lebih akurat. Pendekatan ini efektif dalam memperkirakan dinamika risiko DBD berdasarkan variabel iklim dan lingkungan. Selain itu juga integrasi dengan platform Google Earth Engine (GEE) menjamin konsistensi spasial dan temporal data karena seluruh variabel seperti suhu, curah hujan dan luas permukiman berasal dari sumber yang seragam dan terkalibrasi. Hasil ini membuktikan bahwa kombinasi antara deep learning dan penginderaan jauh berbasis GEE dapat menjadi pendekatan yang kuat untuk pengembangan sistem peringatan dini DBD berbasis spasial-temporal pada tingkat perkotaan.

3.2.3 Peran Urbanisasi dan Perluasan Permukiman

Hasil analisis spasial pada tahun 2020 menunjukkan hasil pertumbuhan wilayah permukiman di kota Palembang tidak merata antarwilayah. Data dalam ESA WorldCover 2020 menunjukkan luas permukiman terbesar berada di wilayah sukajaya, karya baru dan talang betutu dengan nilai masing-masing adalah 5,025 km², 3,781 km², 3,726 km². sedangkan wilayah terkecilnya terletak pada wilayah Dua puluh tiga ilir dan sebelas ilir dengan nilai 0,046 km² dan 0,077 km². pertumbuhan permukiman yang pesat dibagian tengah dan utara kota menunjukkan bahwa arah ekspansi urban yang mengarah ke pusat kegiatan ekonomi dan perumahan yang padat. Kawasan-kawasan ini secara umum memiliki kepadatan penduduk yang tinggi, aktivitas sosial yang intens serta berkurangnya ruang hijau yang secara bersama-sama meningkatkan risiko penyebaran DBD. berbeda dengan wilayah utara dan tengah wilayah selatan dan barat seperti gandum, pulokerto dan kertapati masih memiliki area vegetasi yang cukup luas dan berperan sebagai zona penyangga ekologis yang membantu dalam menurunkan suhu mikro dan mengurangi habitat nyamuk.

3.2.4 Tren Indeks Risiko DBD (2020-2029)

Hasil integrasi variabel suhu, curah hujan, kepadatan penduduk dan luas permukiman penduduk menunjukkan bahwa indeks risiko dbd pada wilayah Palembang mengalami peningkatan dari tahun 2020 sampai tahun 2025. Berdasarkan tabel 1 nilai indeks bergerak dari 0,517 pada tahun 2020 dan terus naik hingga 0,527 pada tahun 2025. Walaupun kenaikannya terlihat kecil, tetapi pola kenaikannya tetap konsisten hal ini menunjukkan bahwa risiko DBD tetap berada pada kategori tinggi. Pada tahun 2020-2023 kondisi yang didapatkan relatif stabil namun mulai mengalami peningkatan pada tahun 2024 dan 2025. Hal ini menunjukkan bahwa faktor lingkungan menjadi peran yang penting dalam memengaruhi penyebaran penyakit DBD. Tekanan penduduk yang semakin meningkat, perubahan tutupan lahan permukiman serta variabilitas iklim menjadi kombinasi yang mempertahankan tingginya risiko penularan.

Gambaran risiko yang ada di masa mendatang semakin diperjelas dengan adanya hasil prediksi model LSTM pada tahun 2025-2029 yang ditampilkan pada gambar 6. Setiap kecamatan yang dianalisis menunjukkan kenaikan indeks risiko yang relatif stabil dari tahun ke tahun. Kecamatan Dua-puluh-sembilan ilir dan Dua-puluh-tujuh ilir menjadi wilayah dengan nilai prediksi yang tinggi, sementara Tiga-puluh-sua ilir berada pada posisi terendah namun tetap mengalami peningkatan. Pola ini mengindikasikan bahwa risiko DBD diperkirakan akan terus meningkat apabila tidak ada intervensi yang signifikan. Kondisi ini juga dapat terjadi dikarenakan pengaruh berkelanjutan dari variabel iklim serta pertumbuhan penduduk dan permukiman yang berpotensi menciptakan lingkungan ideal bagi perkembangan DBD.

Secara keseluruhan temuan yang didapatkan dari data historis dan prediksi LSTM menunjukkan bahwa wilayah penelitian berada dalam kondisi risiko tinggi yang bersifat persisten baik pada periode 2020-2025 maupun prediksi 2025-2029. Konsistensi peningkatan tren penyakit ini menegaskan bahwa strategi mitigasi dan pengendalian DBD perlu diperkuat terutama pada kecamatan yang memiliki nilai risiko yang tinggi. Selain itu juga penelitian ini menegaskan manfaat penggunaan pendekatan GeoAI seperti model LSTM yang mampu memberikan gambaran spasial dan temporal mengenai risiko DBD di masa mendatang. Sehingga informasi ini dapat menjadi dasar bagi pemerintah daerah dan pemangku kepentingan untuk Menyusun kebijakan penanggulangan yang lebih tepat sasaran dan berkelanjutan.

4. KESIMPULAN

Dari penelitian ini dapat diambil kesimpulan bahwa risiko Demam Berdarah Dengue (DBD) di kota Palembang merupakan fenomena spasial temporal yang dipicu oleh faktor iklim dan dinamika urbanisasi. Analisis indeks risiko yang didapatkan selama periode 2020 -2025 dikonfirmasi adanya eskalasi konsisten dari nilai 0,517 ke 0,527 yang menempatkan seluruh wilayah Palembang dalam kategori risiko tinggi. Secara teknis, implementasi arsitektur *Long short-term memory* (LSTM) menunjukkan performa prediktif yang baik dengan nilai RMSE sebesar 0,052 dan MAE dengan nilai sebesar 0,31. Hal ini membuktikan bahwa kemampuan model dalam menangkap pola non-linear serta ketergantungan jangka Panjang (*long-term dependencies*) antar variabel lingkungan dan kasus DBD. Prediksi hingga

tahun 2029 memberikan sinyal bahwa tanpa intervensi yang terukur, perluasan permukiman dan fluktuasi suhu permukaan akan terus memperburuk kerentanan wilayah. Kontribusi utama dalam penelitian ini terletak pada integrasi GeoAI yang menggeser paradigma pemodelan penyakit dari statistik statis menuju prediksi dinamis yang lebih adaptif. Temuan ini memberikan landasan saintifik yang kuat bagi otoritas Kesehatan untuk mentransformasikan strategi mitigasi konvensional menjadi system peringatan dini berbasis kecerdasan buatan yang lebih presisi dan responsive terhadap karakteristik local kota Palembang.

REFERENCES

- [1] 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.
- [2] C. Xu, J. Xu, and L. Wang, "Long-term effects of climate factors on dengue fever over a 40-year period," *BMC Public Health*, vol. 24, no. 1, p. 1451, 2024.
- [3] S. Bailly *et al.*, "Spatiotemporal modeling of *Aedes aegypti* risk: enhancing dengue virus control through meteorological and remote sensing data in French Guiana," *Pathogens*, vol. 13, no. 9, p. 738, 2024.
- [4] V.-H. Nguyen *et al.*, "Deep learning models for forecasting dengue fever based on climate data in Vietnam," *PLoS Negl. Trop. Dis.*, vol. 16, no. 6, p. e0010509, 2022.
- [5] X. Chen and P. Moraga, "Assessing dengue forecasting methods: a comparative study of statistical models and machine learning techniques in Rio de Janeiro, Brazil," *Trop. Med. Health*, vol. 53, no. 1, p. 52, 2025.
- [6] I. G. N. M. Jaya, Y. Andriyana, B. Tantular, S. S. Pangastuti, and F. Kristiani, "Spatiotemporal Dengue Forecasting for Sustainable Public Health in Bandung, Indonesia: A Comparative Study of Classical, Machine Learning, and Bayesian Models," *Sustainability*, vol. 17, no. 15, p. 6777, 2025.
- [7] Z. Li, "Forecasting weekly dengue cases by integrating google earth engine-based risk predictor generation and google colab-based deep learning modeling in fortaleza and the federal district, Brazil," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 19, no. 20, p. 13555, 2022.
- [8] J. Xu *et al.*, "Forecast of dengue cases in 20 Chinese cities based on the deep learning method," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 17, no. 2, p. 453, 2020.
- [9] M. A. Majeed, H. Z. M. Shafri, Z. Zulkafli, and A. Wayayok, "A deep learning approach for dengue fever prediction in Malaysia using LSTM with spatial attention," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 20, no. 5, p. 4130, 2023.
- [10] E. Mussumeci and F. C. Coelho, "Large-scale multivariate forecasting models for Dengue-LSTM versus random forest regression," *Spat. Spatiotemporal. Epidemiol.*, vol. 35, p. 100372, 2020.
- [11] Z. Li and J. Dong, "Big geospatial data and data-driven methods for urban dengue risk forecasting: a review," *Remote Sens.*, vol. 14, no. 19, p. 5052, 2022.
- [12] Z. Li, H. Gurgel, L. Xu, L. Yang, and J. Dong, "Improving dengue forecasts by using geospatial big data analysis in google earth engine and the historical dengue information-aided long short term memory modeling," *Biology (Basel)*, vol. 11, no. 2, p. 169, 2022.
- [13] L. R. C. Farias, T. P. Silva, and P. H. M. Araújo, "Multitask LSTM for Arboviral Outbreak Prediction Using Public Health Data," *arXiv Prepr. arXiv2505.04566*, 2025.
- [14] O. Sakulkeo, C. Wattanapiromsakul, T. Pitakbut, and S. Dej-Adisai, "Alpha-Glucosidase Inhibition and Molecular Docking of Isolated Compounds from Traditional Thai Medicinal Plant, *Neuropeltis racemosa* Wall.," *Molecules*, vol. 27, no. 3, p. 639, 2022.
- [15] S. Buján, J. Guerra-Hernández, E. González-Ferreiro, and D. Miranda, "Forest road detection using LiDAR data and hybrid classification," *Remote Sens.*, vol. 13, no. 3, p. 393, 2021.
- [16] A. Dimitrova, S. McElroy, M. Levy, A. Gershunov, and T. Benmarhnia, "Precipitation variability and risk of infectious disease in children under 5 years for 32 countries: a global analysis using Demographic and Health Survey data," *Lancet Planet. Heal.*, vol. 6, no. 2, pp. e147--e155, 2022.
- [17] L. D. Alves, R. M. Lana, and F. C. Coelho, "A framework for weather-driven dengue virus transmission dynamics in different Brazilian regions," *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 18, no. 18, p. 9493, 2021.
- [18] S. Patil and S. Pandya, "Forecasting dengue hotspots associated with variation in meteorological parameters using regression and time series models," *Front. public Heal.*, vol. 9, p. 798034, 2021.
- [19] S. Bhatia, D. Bansal, S. Patil, S. Pandya, Q. M. Ilyas, and S. Imran, "A retrospective study of climate change affecting dengue: evidences, challenges and future directions," *Front. public Heal.*, vol. 10, p. 884645, 2022.
- [20] Y. T. Damte *et al.*, "Effects of high temperatures and heatwaves on dengue fever: a systematic review and meta-analysis," *EBioMedicine*, vol. 91, 2023.
- [21] M. J. F. Putra and K. S. Lestari, "Climatic Factors Related to the Incidence Rate of Dengue Haemorrhagic Fever in Malang District Year 2011-2020," *Media Gizi Kesmas*, vol. 12, no. 1, pp. 219--227, 2023.