

## PREDIKSI INDEKS KENYAMANAN (THI) MENGGUNAKAN METODE *LONG SHORTTERM MEMORY (LSTM)* DI PELABUHAN TANJUNG MAS SEMARANG

Puryani<sup>1</sup>, Djuniadi<sup>2</sup>, Ngurah Made Darma Putra<sup>3</sup>, Furqon Alfahmi<sup>4</sup>,  
Mahardika Jalu Pradana<sup>5</sup>  
Universitas Negeri Semarang<sup>1,2,3</sup>  
Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika<sup>4,5</sup>  
puryani@student.unnes.ac.id<sup>1</sup>

### ABSTRAK

Indeks Kenyamanan atau *Temperature Humidity Index* (THI) digunakan untuk menilai tingkat kenyamanan termal berdasarkan suhu udara dan kelembapan relatif. Kondisi panas dan lembap di Pelabuhan Tanjung Mas Semarang menjadikan prediksi THI penting bagi perencanaan wilayah pesisir. Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi THI menggunakan metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) dengan input data suhu udara dan kelembapan relatif periode September–Desember 2022. Data dinormalisasi dengan *Min–Max Scaling* dan dievaluasi menggunakan korelasi Pearson, RMSE, serta MAPE. Hasil menunjukkan model LSTM memiliki akurasi tinggi dengan nilai korelasi 0,95, RMSE 0,46, dan MAPE 1,38%, menunjukkan kemampuan model dalam menangkap pola fluktuasi harian dengan baik. Dengan demikian, metode LSTM dapat menjadi alat prediksi yang andal untuk memantau kenyamanan termal di kawasan pesisir perkotaan.

**Kata Kunci:** Indeks Kenyamanan, Kelembapan Relatif, LSTM, Prediksi, Suhu Udara

### ABSTRACT

*The Temperature Humidity Index (THI) is used to assess thermal comfort levels based on air temperature and relative humidity. The hot and humid conditions at Tanjung Mas Port, Semarang, make THI prediction essential for coastal area planning. This study aims to develop a THI prediction model using the Long Short-Term Memory (LSTM) method with input data of air temperature and relative humidity for the period of September–December 2022. The data were normalized using Min–Max Scaling and evaluated using Pearson correlation, RMSE, and MAPE. The results show that the LSTM model achieved high accuracy with a correlation coefficient of 0.95, RMSE of 0.46, and MAPE of 1.38%, demonstrating its ability to capture daily fluctuation patterns effectively. Therefore, the LSTM method can serve as a reliable predictive tool for monitoring thermal comfort in coastal urban areas.*

**Keywords:** *Comfort Index, Relative Humidity, LSTM, Prediction, Air Temperature*

## PENDAHULUAN

*Temperature Humidity Index (THI)* digunakan untuk menilai tingkat kenyamanan udara berdasarkan kombinasi suhu dan kelembapan relatif, serta menjadi indikator penting dalam memantau kondisi termal lingkungan, khususnya di kawasan beriklim panas dan lembap (Zaky et al., 2024a). THI banyak digunakan dalam penelitian kenyamanan termal karena mampu memberikan gambaran sederhana namun representatif mengenai kondisi panas yang dirasakan manusia. Pengukuran tingkat kenyamanan termal relevan diterapkan di daerah tropis, mengingat suhu udara merupakan variabel iklim yang secara langsung dirasakan dan sangat memengaruhi persepsi kenyamanan (Mahabell & Waibo, 2020; Tan et al., 2023). Di wilayah yang mengalami peningkatan suhu dan kelembapan, sensasi panas cenderung meningkat sehingga kenyamanan termal menurun signifikan.

Kota Semarang merupakan daerah pesisir dengan tingkat urbanisasi yang tinggi memiliki karakter iklim yang panas dan lembab. Selain itu, keberadaan Stasiun Meteorologi Tanjung Mas yang terletak di pusat aktivitas kota memungkinkan pengumpulan data meteorologi yang representatif dan berkualitas tinggi sehingga menjadi lokasi yang relevan untuk penelitian ini.

Prediksi THI memiliki peran penting dalam mengantisipasi dampak perubahan iklim, terutama peningkatan frekuensi kejadian panas ekstrem yang dapat memengaruhi produktivitas dan kesehatan masyarakat di wilayah pesisir (Saragih et al., 2024).

*Long Short-Term Memory* (LSTM) adalah arsitektur rekuren yang mengintegrasikan sel memori dan mekanisme *gating* untuk mengurangi

masalah gradien dan memungkinkan model mempertahankan informasi penting selama rentang waktu yang panjang (Akbar et al., 2023; Waqas & Humphries, 2024).

Pada model LSTM, data deret waktu untuk proses pelatihan dan pengujian disiapkan menggunakan *TimeseriesGenerator*, yaitu metode yang mengubah dataset berurutan menjadi pasangan *input-output* dengan menentukan panjang sekuens (*time steps*) dan ukuran batch yang digunakan (Arwansyah et al., 2022). Selanjutnya, model dilatih menggunakan *Optimizer Adam* dengan fungsi kerugian MSE selama 20 *epoch*. *Adam* merupakan algoritma optimasi yang menggabungkan keunggulan *AdaGrad* dan *RMSProp* sehingga mampu menyesuaikan *learning rate* secara adaptif untuk setiap parameter. Pendekatan ini membantu mempercepat konvergensi serta mengurangi risiko terjadinya *vanishing gradient*, yakni kondisi ketika nilai gradien semakin kecil di setiap lapisan sehingga model sulit belajar secara efektif (Ando & Takefuji, 2021). Dengan kombinasi pengolahan data yang tepat melalui *TimeseriesGenerator* dan penggunaan *Adam*, proses pelatihan LSTM menjadi lebih stabil dan efisien.

Secara umum model LSTM bekerja dengan layer-layer secara berurutan, ada tiga layer utama yaitu, layer input, layer LSTM dan layer dense (Selle et al., 2022; Kholifatullah & Prihanto, 2023).

LSTM telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian untuk memprediksi parameter cuaca, termasuk prediksi THI. Hal ini dikarenakan LSTM mampu menangani pola deret waktu yang kompleks, *non-linier*, dan dipengaruhi oleh variabilitas harian maupun musiman. Selain itu, LSTM dapat mempertahankan

informasi dari data masa lalu melalui mekanisme memori internalnya, sehingga lebih unggul dalam memodelkan fenomena atmosfer yang memiliki ketergantungan jangka panjang dan fluktuasi tidak beraturan. Dengan kemampuan tersebut, LSTM menjadi pilihan utama dalam berbagai studi prediksi iklim mikro, suhu, kelembapan, dan indeks kenyamanan termal, karena memberikan kinerja yang lebih akurat dibandingkan metode statistik tradisional (Hidayatullah & Cherid, 2023).

Penelitian-penelitian sebelumnya telah membahas pemodelan THI dengan pendekatan deret waktu serta pemanfaatan data lingkungan berbasis Internet of Things (IoT) (Zaky et al., 2024b) menekankan pentingnya pemantauan THI secara kontinu untuk memahami dinamika kenyamanan udara di kawasan perkotaan. Sementara itu, Wen & Li (2023) menunjukkan bahwa model berbasis LSTM mampu meningkatkan akurasi prediksi variabel lingkungan dengan pola fluktuasi harian. Meskipun demikian, masih terdapat kebutuhan untuk mengembangkan model prediksi THI yang lebih adaptif terhadap kondisi mikroklimat pesisir, terutama dengan memanfaatkan data meteorologi operasional dari stasiun resmi. Chin & Kubota (2023) telah melakukan penelitian dengan menggabungkan model LSTM-ELM dengan tujuan meningkatkan akurasi prakiraan. Pada penelitian ini dihasilkan bahwa menunjukkan bahwa suhu titik embun, suhu udara, dan kecepatan angin merupakan faktor paling berpengaruh terhadap variasi kelembapan relatif.

Pada penelitian ini menawarkan kebaruan berupa pengembangan model LSTM untuk memprediksi THI di kawasan pesisir secara spesifik menggunakan data suhu udara dan

kelembapan dari Stasiun Meteorologi Maritim Tanjung Mas Semarang. Pendekatan ini memberikan gambaran prediksi yang lebih representatif bagi kebutuhan operasional di lingkungan pelabuhan.

Penelitian ini bertujuan membangun model prediksi THI yang akurat, sekaligus menyediakan informasi yang dapat digunakan untuk mendukung perencanaan adaptasi iklim dan mitigasi dampak panas ekstrem.

## METODE PENELITIAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari data suhu udara ( $^{\circ}\text{C}$ ) dan kelembapan relatif (%) dari Stasiun Meteorologi Tanjung Mas Semarang untuk periode September–Desember 2022. Nilai THI dihitung berdasarkan kombinasi kedua parameter tersebut menggunakan rumus standar THI. Selanjutnya, data dibagi menjadi data latih dan data uji, di mana data bulan September hingga November digunakan untuk pelatihan model, sedangkan data bulan Desember digunakan untuk pengujian.

Model prediksi dibangun menggunakan pendekatan *Long Short-Term Memory* (LSTM) yang dirancang untuk menangani pola ketergantungan jangka panjang pada data deret waktu. Model dilatih menggunakan data suhu udara dan kelembapan sebagai input selama 20 epoch, sedangkan THI menjadi variabel target yang diprediksi.

Sebelum dilakukan pelatihan, data dinormalisasi menggunakan *Min-Max Scaling*, dengan tujuan agar proses pembelajaran lebih stabil dan akurat. Proses normalisasi dilakukan menggunakan persamaan (1).

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \dots \dots \dots \quad (1)$$

keterangan:

- $x$  : nilai data aktual yang akan dinormalisasi  
 $x'$  : nilai hasil normalisasi  
 $x_{\min}$  : nilai minimum dataset  
 $x_{\max}$  : nilai maksimum dataset

Evaluasi performa model dilakukan dengan membandingkan hasil prediksi dengan nilai THI analisis menggunakan tiga metrik statistik, yaitu koefisien korelasi, *Root Mean Square Error* (RMSE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Ketiga metrik ini digunakan untuk menggambarkan kedekatan pola, besarnya kesalahan absolut, serta tingkat akurasi prediksi secara keseluruhan.

Perhitungan nilai THI analisis dilakukan berdasarkan kombinasi data suhu udara dan kelembapan relatif yang dikumpulkan selama periode 1 hingga 30 November 2022. Dataset yang digunakan terdiri dari 720 pasang data, nilai THI dihitung menggunakan persamaan (2).

$$THI = (0,8 \times T) + \frac{(RH \times T)}{500} \dots\dots (2)$$

keterangan:

THI : Tingkat kenyamanan termal

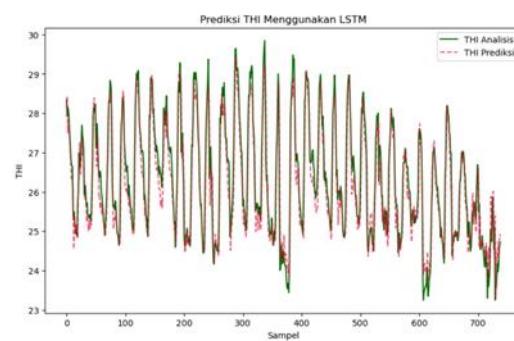
T : Temperatur udara ( $^{\circ}\text{C}$ ).

RH : Kelembapan relatif (%).

## HASIL PENELITIAN

### Validasi Model

Model prediksi THI yang dibangun menggunakan metode LSTM telah dilatih dengan data suhu udara dan kelembapan relatif dari bulan September hingga Oktober 2022. Validasi model dilakukan dengan membandingkan THI hasil prediksi terhadap nilai THI analisis yang dihitung secara manual menggunakan data Bulan November 2022. Gambar 1 menunjukkan hasil validasi yang divisualisasikan dalam bentuk grafik.



**Gambar 1.**  
Perbandingan THI analisis dan THI Prediksi menggunakan data November

Berdasarkan grafik hasil validasi menunjukkan bahwa model mampu mengikuti pola fluktuasi nilai THI dengan baik. Sebagian besar puncak dan lembah dari prediksi THI berada dalam kisaran nilai yang hampir serupa dengan nilai THI analisis, hal ini menandakan bahwa model berhasil menangkap dinamika utama hubungan suhu udara dan kelembapan relatif terhadap tingkat kenyamanan.

### Verifikasi Model

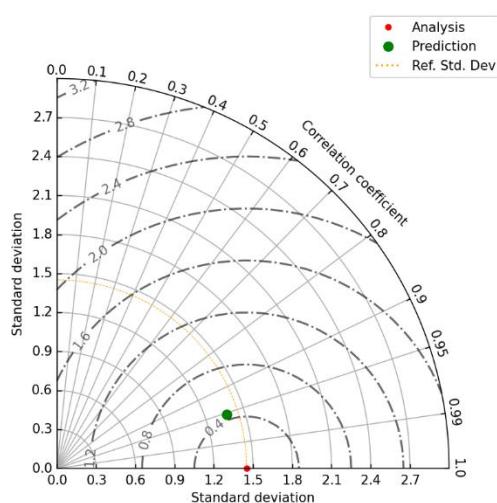
Verifikasi model dilakukan terhadap data bulan Desember 2022, data ini tidak digunakan dalam proses pelatihan, dengan tujuan untuk menilai kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Verifikasi ini mencakup empat metrik evaluasi, yaitu korelasi Pearson, standar deviasi, RMSE dan MAPE. Tabel 1 menunjukkan hasil verifikasi nilai THI model LSTM dengan nilai THI analisis.

**Tabel 1.**  
Hasil Verifikasi nilai THI model LSTM dengan nilai THI analisis data Bulan Desember

No	Matrik Verifikasi	Nilai
1	Koefisien korelasi	0.9528
2	Standar deviasi analisis	1.4512

3	Standar deviasi prediksi	1.3613
4	RMSE	0.4641
5	MAPE	1.3764
6	Akurasi	98.6235

Selain menggunakan tabel hasil verifikasi juga ditunjukkan dalam bentuk visualisasi diagram *Taylor*, yang dapat dilihat pada Gambar 2.



**Gambar 2.**  
Diagram Taylor Hasil Verifikasi nilai THI model LSTM dengan nilai THI analisis data Bulan Desember

Gambaran kinerja model LSTM dalam memprediksi nilai THI dibandingkan dengan data analisis dapat dilihat melalui tabel maupun visualisasi diagram *Taylor*. Hasil verifikasi menunjukkan bahwa:

1. Koefisien korelasi sebesar 0.95, mengindikasikan hubungan linear yang sangat kuat antara nilai prediksi dan observasi.
2. Titik merah mewakili nilai THI analisis (observasi) dengan standar deviasi sekitar 1.45 dan titik hijau mewakili THI hasil prediksi oleh model LSTM, yang menunjukkan standar deviasi sekitar 1.36, artinya variasi nilai prediksi sangat

mendekati variasi dari data analisis.

3. Jarak radial antara titik prediksi dan titik referensi (warna merah) secara tidak langsung menunjukkan nilai RMSE, yang dalam hal ini relatif kecil ( $\pm 0.46$ ), menandakan *error* prediksi yang rendah.
4. Kurva putus-putus oranye yang melengkung mewakili standar deviasi referensi, dan titik prediksi berada sangat dekat dengan lengkungan ini. Hal ini memperkuat bukti bahwa model tidak hanya memberikan prediksi yang akurat secara *absolut*, tetapi juga mampu menangkap pola fluktuasi dan variabilitas alami dari data sebenarnya.
5. Verifikasi menggunakan MAPE diperoleh nilai 1.38, ini menunjukkan nilai akurasi 98.62 %.

Secara keseluruhan hasil menunjukkan bahwa model LSTM yang dibangun memiliki performa yang sangat baik, tidak hanya dari segi korelasi tinggi, tetapi juga dari sisi konsistensi variabilitas (standar deviasi), tingkat kesalahan yang rendah (RMSE kecil) dan akurasi tinggi (100% - MAPE).

## PEMBAHASAN

Nilai koefisien korelasi sebesar 0,9528 menunjukkan adanya hubungan yang sangat kuat antara nilai THI hasil prediksi dan nilai THI hasil observasi. Koefisien korelasi sendiri berada pada rentang  $-1$  hingga  $1$ , di mana nilai  $1$  menunjukkan hubungan positif sempurna,  $-1$  menunjukkan hubungan negatif sempurna, dan  $0$  menunjukkan tidak adanya hubungan sama sekali (Hikmah & Saputra, 2023). Dengan nilai korelasi yang tinggi ini, dapat disimpulkan bahwa model LSTM

mampu merepresentasikan dinamika THI dengan baik, mengikuti variasi suhu dan kelembapan harian yang memengaruhi fluktuasi indeks kenyamanan. Temuan ini sejalan dengan penelitian Wen & Li (2023), yang menunjukkan bahwa LSTM memiliki kemampuan unggul dalam memodelkan data deret waktu dengan pola perubahan yang kompleks dan non-linear, termasuk pada variabel meteorologi seperti THI.

Metrik RMSE memberikan penekanan lebih besar pada kesalahan berukuran besar sehingga sangat sensitif terhadap keberadaan outlier (Usman et al., 2022). Nilai RMSE sebesar  $\pm 0,46$  yang diperoleh pada penelitian ini menunjukkan bahwa tingkat kesalahan prediksi relatif kecil. Dengan demikian, model LSTM dapat dikatakan memiliki kemampuan yang sangat baik dalam memprediksi nilai THI dan mampu merepresentasikan pola data secara akurat.

Metrik MAPE yang rendah menunjukkan bahwa model LSTM mampu mengikuti fluktuasi harian THI secara konsisten, termasuk perubahan cepat yang dipengaruhi oleh variasi kelembapan di wilayah pesisir. Variabilitas THI sendiri sangat dipengaruhi oleh dinamika suhu dan kelembapan, terutama pada periode siang hari ketika pemanasan permukaan dan kondisi laut menyebabkan peningkatan kelembapan relatif (Mahardika & Hidayat, 2023). Stabilitas hasil prediksi menunjukkan bahwa LSTM mampu menangkap pola non-linear tersebut dengan baik, sehingga menghasilkan prediksi yang mendekati kondisi aktual. Selain itu, kinerja model yang andal ini memiliki potensi aplikatif dalam mendukung sistem peringatan dini terkait kenyamanan termal di kawasan pelabuhan, mengingat aktivitas dan beban kerja masyarakat

pesisir sangat dipengaruhi oleh kondisi panas dan lembap (Zaky et al., 2024).

## SIMPULAN

Penelitian ini membuktikan bahwa metode *Long Short-Term Memory* (LSTM) sangat efektif dalam memprediksi nilai *Temperature Humidity Index* (THI) berdasarkan data suhu udara dan kelembapan relatif di Pelabuhan Tanjung Mas Semarang. Model mampu mengenali pola hubungan antar variabel dengan baik, dibuktikan oleh hasil validasi dan verifikasi yang menunjukkan nilai korelasi yang sangat tinggi (0.9528), standar deviasi prediksi yang mendekati nilai observasi (1.3613 vs 1.4512), serta nilai RMSE dan MAPE yang rendah, masing-masing 0.4641 dan 1.3764. Akurasi model yang mencapai 98.62% menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang kuat terhadap data baru. Visualisasi diagram Taylor memperkuat bahwa model tidak hanya akurat secara prediksi tetapi juga konsisten dalam menangkap karakteristik fluktuasi data. Dengan demikian, pendekatan **LSTM** dapat menjadi alat prediksi yang andal untuk mendukung sistem peringatan dini dan perencanaan adaptif terkait kenyamanan lingkungan di kawasan pesisir perkotaan.

## DAFTAR PUSTAKA

- Akbar, R., Santoso, R., & Warsito, B. (2023). Prediksi Tingkat Temperatur Kota Semarang Menggunakan Metode *Long Short-Term Memory* (Lstm). *Jurnal Gaussian*, 11(4), 572–579. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.11.4.572-579>
- Ando, R., & Takefuji, Y. (2021). A Randomized Hyperparameter Tuning of Adaptive Moment Estimation Optimizer of Binary

- Tree-Structured LSTM. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(7), 623–629. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2021.0120771>
- Arwansyah, A., Suryani, S., SY, H., Usman, U., Ahyuna, A., & Alam, S. (2022). Time Series Forecasting Menggunakan Deep Gated Recurrent Units. *Digital Transformation Technology*, 4(1), 410–416. <https://doi.org/10.47709/digitech.v4i1.4141>
- Akbar, R., Santoso, R., & Warsito, B. (2023). Prediksi Tingkat Temperatur Kota Semarang Menggunakan Metode Long Short-Term Memory (Lstm). *Jurnal Gaussian*, 11(4), 572–579. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.1.4.572-579>
- Chin, W. H., & Kubota, N. (2023). Big data analytics for relative humidity time series forecasting based on the LSTM network and ELM. 9(3), 537–550. <https://doi.org/10.26555/ijain.v9i3.905>
- Kholifatullah, B. A. H., & Prihanto, A. (2023). Penerapan Metode Long Short Term Memory untuk Klasifikasi Pada Hate Speech. *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 04, 292–297. <https://doi.org/10.26740/jinacs.v4n03.p292-297>
- Mahabella, L. S., & Waibo, O. R. G. (2020). Analisis Nilai Indeks Suhu dan Kelembaban Ruang Terbuka Taman Rekreasi Sengkaling. *Media Teknik Sipil*, 18(2), 75–82. doi:<https://doi.org/10.22219/jmts.v18i2.15200>
- Ruth Saragih, R. M., Rusmayadi, G., Adriani, D. E., & Nugroho, Y. (2024). Analisis Perubahan Urban Heat Island dan Pengaruhnya Terhadap Indeks Kenyamanan Kota Banjarbaru. *EnviroScientiae*, 20(1), 71–80. <https://ppjp.ulm.ac.id/journal/index.php/es/article/view/18850>
- Selle, N., Yudistira, N., & Dewi, C. (2022). Perbandingan Prediksi Penggunaan Listrik dengan Menggunakan Metode Long Short Term Memory (LSTM) dan Recurrent Neural Network (RNN). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 9(1), 155–162. <https://doi.org/10.25126/jtiik.2022915585>
- Hidayatullah, S., & Cherid, A. (2023). Prediksi Temperatur Cuaca di Negara Norwegia Menggunakan Metode LSTM. *Jurnal Sistem Informasi dan Sistem Komputer*, 8(2), 187–198. <https://doi.org/10.51717/simkom.v8i2.192>
- Tan, N., Suwarlan, S. A., & Aguspriyanti, C. D. (2023). Peningkatan Kenyamanan Termal Sekolah di Iklim Tropis Pesisir Melalui Konsep Bioclimatic Architecture. *Journal of Architectural Design and Development (JAD)*, 4(2), 146–156. <https://doi.org/10.37253/jad.v4i2.8566>
- Waqas, M., & Humphries, U. W. (2024). A critical review of RNN and LSTM Variants in Hydrological Time Series Predictions. *MethodsX*, 13, 102946. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2024.102946>
- Wen, X., & Li, W. (2023). Time Series Prediction Based on LSTM-

- Attention-LSTM Model. *IEEE Access*, 11, 48322–48331.  
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3276628>
- Zaky, F. A., Herbowo, A. C. F., Abrari, F. H., Ally, H., Al-Dzahabi, M. A., Hanif Ahsani Taqwim, M. H. A., Ibriza, N. M., Fil'ardiani, U., Agustin, Y. S., & Daniswara, A. P. (2024a). Analisis Temperature Humidity Index (THI) Secara Time-Series Menggunakan Sistem Monitoring Berbasis Internet Of Things (IoT) di Kelurahan Sumber, Banjarsari, Surakarta. *Jurnal Ekosains*, Vol. 16(No. 1), Hal. 44-51. [www.sumber.eennos.online](http://www.sumber.eennos.online).
- Zaky, F. A., Herbowo, A. C. F., Abrari, F. H., Ally, H., Al-Dzahabi, M. A., Hanif Ahsani Taqwim, M. H. A., Ibriza, N. M., Fil'ardiani, U., Agustin, Y. S., & Daniswara, A. P. (2024b). Analisis Temperature Humidity Index (THI) Secara Time-Series Menggunakan Sistem Monitoring Berbasis Internet of Things (IoT) di Kelurahan Sumber, Banjarsari, Surakarta. *Ekosains*, 16(1), 44–51. <https://doi.org/10.14710/j.gauss.14.572-579>