



Identifikasi Penyakit Tanaman Kedelai Menggunakan Algoritma Recurrent Neural Network di Kabupaten Jember

¹Erfan Nurkholis Efendi

¹Universitas dr. Soebandi

¹erfannurkholis@uds.ac.id

Info Artikel

Submit: 30-10-2024
Diterima: 05-11-2024
Terbit: 30-11-2024

Kata Kunci:

kedelai; penyakit tanaman;
Recurrent Neural Network;
identifikasi penyakit;
Kabupaten Jember

Keywords:

*soybeans; plant diseases;
Recurrent Neural Network;
disease identification; Jember
Regency*

ABSTRAK

Penyakit pada tanaman kedelai merupakan salah satu faktor utama yang memengaruhi produktivitas kedelai di Kabupaten Jember. Kondisi ini menjadi tantangan serius bagi petani dalam menjaga hasil panen yang optimal. Identifikasi dini penyakit tanaman menjadi langkah penting untuk mencegah penyebaran dan dampak yang lebih besar. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model berbasis algoritma Recurrent Neural Network (RNN) yang mampu mengidentifikasi penyakit tanaman kedelai dengan akurasi tinggi. Model ini dirancang untuk menganalisis data citra daun kedelai dan memberikan prediksi jenis penyakit yang menyerang secara otomatis.

Dataset penelitian terdiri atas citra daun kedelai yang diperoleh melalui pengamatan langsung di lahan pertanian Kabupaten Jember serta data sekunder dari lembaga pertanian lokal. Langkah awal melibatkan preprocessing data, seperti normalisasi citra dan augmentasi untuk meningkatkan kualitas dataset. Algoritma RNN digunakan untuk mempelajari pola visual penyakit pada daun kedelai dan menghasilkan prediksi berbasis klasifikasi.

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model RNN yang dikembangkan berhasil mencapai akurasi prediksi sebesar 78,31%. Hal ini menunjukkan potensi model sebagai alat yang efektif untuk membantu petani mengenali penyakit tanaman kedelai secara cepat dan akurat. Dengan implementasi lebih lanjut, model ini dapat dikembangkan menjadi aplikasi berbasis teknologi yang mendukung pengambilan keputusan dalam pengendalian penyakit tanaman. Temuan ini diharapkan memberikan kontribusi



nyata bagi peningkatan produktivitas kedelai di Kabupaten Jember.

ABSTRACT

Diseases in soybean plants are one of the main factors that affect soybean productivity in Jember Regency. This condition is a serious challenge for farmers in maintaining optimal crop yields. Early identification of plant diseases is an important step to prevent the spread and greater impact. This study aims to develop a model based on the Recurrent Neural Network (RNN) algorithm that is able to identify soybean plant diseases with high accuracy. The model is designed to analyze soybean leaf image data and provide automatic prediction of the type of disease that attacks.

The research dataset consists of images of soybean leaves obtained through direct observation on agricultural land in Jember Regency as well as secondary data from local agricultural institutions. The initial step involves data preprocessing, such as image normalization and augmentation to improve the quality of the dataset. The RNN algorithm was used to study the visual patterns of diseases in soybean leaves and generate classification-based predictions.

The results show that the RNN model developed has succeeded in achieving a prediction accuracy of 78,31%. This shows the potential of the model as an effective tool to help farmers recognize soybean plant diseases quickly and accurately. With further implementation, this model can be developed into a technology-based application that supports decision-making in plant disease control. This finding is expected to make a real contribution to increasing soybean productivity in Jember Regency

1. Pendahuluan

Kedelai merupakan salah satu komoditas utama yang memiliki peran strategis dalam memenuhi kebutuhan pangan dan bahan baku industri di Indonesia. Kabupaten Jember dikenal sebagai salah satu daerah penghasil kedelai yang signifikan, namun produktivitasnya kerap menghadapi tantangan berupa serangan penyakit tanaman. Penyakit pada tanaman kedelai tidak hanya berdampak pada penurunan hasil panen, tetapi juga menyebabkan kerugian ekonomi yang signifikan bagi petani lokal. Oleh karena itu, diperlukan upaya identifikasi dini penyakit untuk mengurangi dampak negatifnya. (Prawanayoni & Sudirga, 2020)

Identifikasi penyakit tanaman kedelai secara konvensional membutuhkan keahlian khusus dan waktu yang tidak sedikit, sehingga kurang efisien dalam skala besar. Dalam era digital ini, teknologi kecerdasan buatan (artificial intelligence) menjadi solusi potensial untuk mengatasi keterbatasan tersebut. Salah satu pendekatan yang menjanjikan adalah penggunaan algoritma Recurrent Neural Network (RNN), yang dikenal efektif dalam menganalisis data sekuensial dan pola kompleks seperti citra tanaman.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model berbasis algoritma RNN yang mampu mengidentifikasi penyakit pada tanaman kedelai dengan akurasi tinggi. Dataset penelitian terdiri atas citra daun kedelai yang diperoleh melalui pengamatan langsung di lapangan serta data sekunder dari lembaga pertanian lokal. Proses penelitian mencakup preprocessing data untuk meningkatkan kualitas input, pelatihan model RNN, dan evaluasi performa model.

Untuk menguji efektivitas RNN, penelitian ini juga akan melakukan eksperimen perbandingan dengan metode lain, seperti Support Vector Machine (SVM). SVM memiliki keunggulan dalam klasifikasi data dengan dimensi tinggi. Dengan membandingkan performa model RNN dengan metode alternatif ini, penelitian dapat mengidentifikasi pendekatan terbaik atau potensi kombinasi metode yang lebih optimal. (Yulianto et al., 2022)

Hasil yang diperoleh diharapkan tidak hanya membantu petani dalam mengenali penyakit secara cepat, tetapi juga memberikan kontribusi bagi pengembangan teknologi pertanian yang lebih cerdas dan efisien. Dengan adanya perbandingan berbagai metode, penelitian ini dapat memberikan wawasan lebih mendalam mengenai pendekatan terbaik untuk deteksi dini penyakit pada tanaman kedelai.

2. Tinjauan Pustaka

Penyakit Tanaman Kedelai

Beberapa penyakit utama yang sering menyerang tanaman kedelai meliputi Karat Daun Kedelai: Disebabkan jamur *Phakopsora pachyrhizi*. Gejala: bercak cokelat/jingga pada daun. Kendali: gunakan varietas tahan dan fungisida. Busuk Akar dan Pangkal Batang: Penyebab jamur *Fusarium* atau *Rhizoctonia*. Gejala: busuk pada akar dan pangkal batang. Kendali: jaga drainase, gunakan fungisida. Bercak Daun: Disebabkan jamur *Cercospora sojina*. Gejala: bercak cokelat pada daun. Kendali: varietas tahan dan rotasi tanaman. Mozaik Kedelai: Disebabkan virus Soybean Mosaic Virus. Gejala: daun belang hijau muda dan tua. Kendali: benih sehat dan kendali kutu daun. Busuk Batang: Disebabkan jamur *Sclerotinia*. Gejala: busuk cokelat pada batang. Kendali: kurangi kelembapan, gunakan fungisida. Nematoda Kedelai: Penyebab nematoda *Heterodera glycines*. Gejala: akar bintil kecil, daun menguning. Kendali: varietas tahan, rotasi tanaman. (Zufria & Santoso, 2021)

Recurrent Neural Network (RNN)

Penelitian mengenai identifikasi penyakit tanaman telah berkembang pesat seiring dengan kemajuan teknologi kecerdasan buatan. Dalam konteks pertanian, deteksi dini penyakit pada tanaman menjadi fokus utama untuk meningkatkan hasil produksi dan mengurangi kerugian akibat serangan penyakit. Berbagai algoritma machine learning, termasuk Convolutional Neural Network (CNN) dan Recurrent Neural Network (RNN), telah digunakan untuk mengidentifikasi pola visual pada citra tanaman (Sufian & Niu, 2025).

RNN merupakan algoritma yang dirancang untuk menangani data sekuensial, seperti pola pertumbuhan dan perubahan warna daun yang terkait dengan penyakit



(Capacho et al., 2025). RNN memiliki kemampuan yang baik dalam mempelajari pola temporal pada data visual, sehingga efektif dalam mengidentifikasi penyakit tanaman (King et al., 2024).

Preprocessing data juga menjadi langkah penting dalam meningkatkan kualitas model prediksi. Teknik seperti augmentasi data, normalisasi, dan peningkatan resolusi citra telah terbukti meningkatkan performa algoritma pembelajaran mesin (Wu et al., 2024). Augmentasi data dapat membantu mengatasi permasalahan ketidakseimbangan dataset, sehingga meningkatkan akurasi model.

Di Indonesia, studi terkait identifikasi penyakit tanaman berbasis kecerdasan buatan masih dalam tahap pengembangan (Sherstinsky, 2020). Potensi besar penerapan teknologi AI dalam mendukung sektor pertanian, terutama pada komoditas penting seperti kedelai. Penelitian ini bertujuan untuk melengkapi literatur tersebut dengan mengembangkan model berbasis RNN untuk mengidentifikasi penyakit tanaman kedelai di Kabupaten Jember, yang merupakan salah satu daerah penghasil kedelai utama di Indonesia (Waqas & Humphries, 2024).

3. Metode Penelitian

Populasi dan Sampel

1. Pendekatan Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental, yang berfokus pada pengembangan dan pengujian model algoritma RNN untuk klasifikasi penyakit tanaman kedelai berdasarkan data citra daun (Yulianto et al., 2022).

2. Data Penelitian

- a. Data Primer: Citra daun kedelai yang diambil langsung dari lapangan menggunakan kamera beresolusi tinggi. Pengamatan dilakukan pada beberapa fase pertumbuhan tanaman.
- b. Data Sekunder: Dataset citra daun kedelai yang relevan dari lembaga pertanian lokal atau repositori publik.

3. Tahapan Penelitian

- a. Pengumpulan Data
 - Pengambilan citra daun kedelai dengan kondisi:
 - ✓ Daun sehat dan daun terinfeksi oleh berbagai penyakit (karat daun, bercak daun, busuk batang, dll.).
 - ✓ Variasi pencahayaan, sudut pengambilan, dan latar belakang untuk meningkatkan keberagaman dataset.
 - Verifikasi data dilakukan oleh ahli agronomi untuk memastikan label penyakit yang akurat.
- b. Preprocessing Data
 - Normalisasi Citra: Penyesuaian ukuran dan format citra (misalnya, 128x128 piksel) untuk input model.
 - Augmentasi Data: Penambahan variasi dataset melalui rotasi, flipping, zooming, dan perubahan pencahayaan untuk mencegah overfitting pada model.
- c. Pengembangan Model
 - Algoritma RNN digunakan untuk mengenali pola visual pada citra.
 - Jumlah epoch: 50-100 dengan batch size tertentu.



d. Evaluasi Model

Data dibagi menjadi 80% data latih dan 20% data uji.

4. Analisis Data

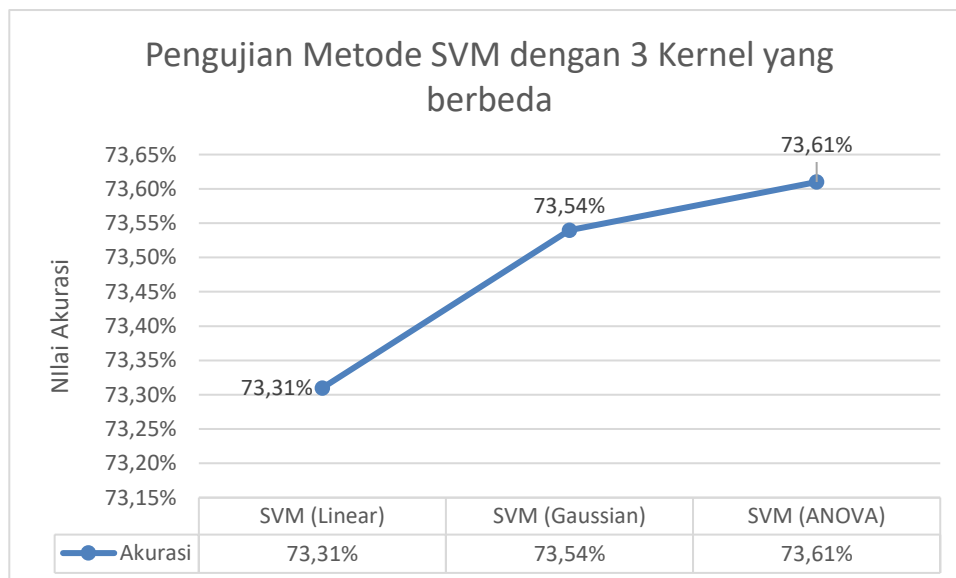
- a. Hasil Prediksi: Citra diuji pada model, dan hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya.
- b. Analisis Akurasi: Dicatat hasil akurasi sebesar 78,31%, dengan rincian klasifikasi berdasarkan jenis penyakit.

4. Hasil Dan Pembahasan

Pengujian Metode SVM

Pengujian metode pembandingan digunakan untuk menguji data penyakit pada tanaman kedelai dengan menggunakan metode lain yang berbeda dari metode utama pada penelitian ini. Metode pembandingan yang akan digunakan pada penelitian ini adalah metode *Support Vector Machine* (SVM) dengan 3 *Kernel* yang berbeda yaitu *Linear*, *Gaussian*, dan *Analytic Time of Variance* (ANOVA). Berikut adalah alur dari proses identifikasi jenis penyakit pada tanaman kedelai menggunakan metode SVM (Yulianto et al., 2022).

- Menentukan titik data.
- Menentukan kelas data.
- Menghitung jarak data.
- Menghitung nilai *Kernel*.
- Menghitung nilai *Dual Alpha*.
- Menghitung nilai bobot.
- Melakukan proses klasifikasi data.



Gambar 4.1 Grafik Pengujian Metode SVM dengan 3 Kernel yang berbeda

Berdasarkan pengujian pada Gambar 24, metode SVM dengan Kernel ANOVA mendapatkan hasil yang terbaik dengan nilai akurasi sebesar 73.61% dalam proses identifikasi jenis penyakit pada tanaman kedelai.

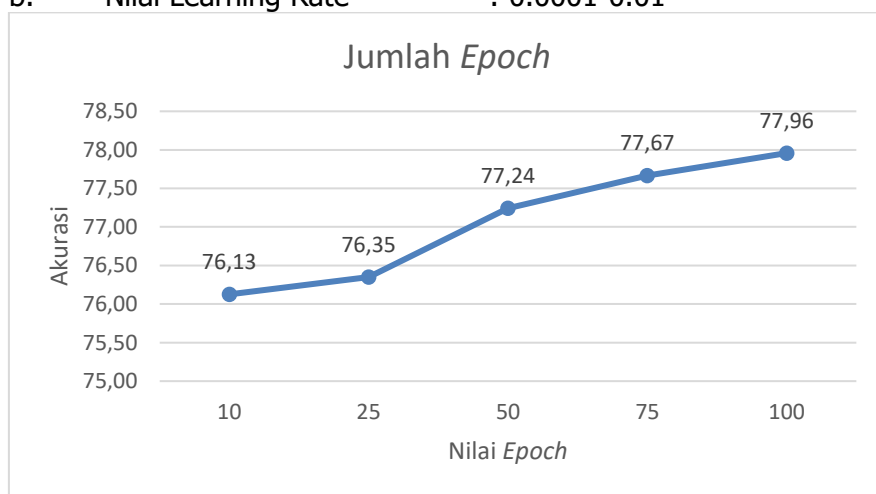
Pengujian Parameter RNN

Pengujian parameter RNN merupakan pengujian jumlah nilai parameter RNN yang akan digunakan untuk proses identifikasi jenis penyakit pada tanaman kedelai. Pengujian parameter RNN terdiri dari pengujian Epoch, Hidden Neuron, dan Learning Rate.

a. Pengujian Jumlah Epoch

Pengujian jumlah epoch pada metode RNN digunakan untuk mencari besaran jumlah epoch yang memiliki nilai paling baik dalam proses identifikasi jenis penyakit pada tanaman kedelai. Berikut merupakan nilai parameter RNN dalam melakukan proses pengujian jumlah epoch yang akan dijabarkan sebagai berikut.

- a. Jumlah Hidden Neuron : 2-12
- b. Nilai Learning Rate : 0.0001-0.01

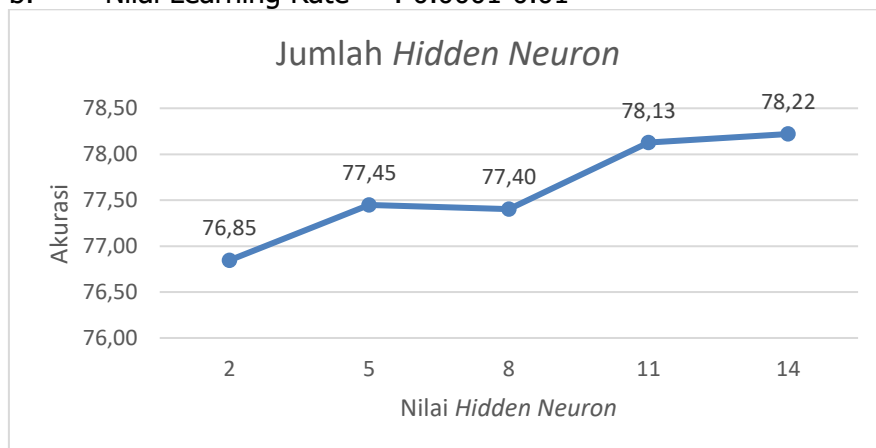


Gambar 4.2 Grafik Pengujian Jumlah Epoch

b. Pengujian Hidden Neuron

Pengujian hidden neuron pada metode RNN digunakan untuk mencari besaran jumlah hidden neuron yang memiliki nilai paling baik dalam proses identifikasi jenis penyakit pada tanaman kedelai. Berikut merupakan nilai parameter RNN dalam melakukan proses pengujian jumlah hidden neuron yang akan dijabarkan sebagai berikut.

- a. Jumlah Epoch : 100
- b. Nilai Learning Rate : 0.0001-0.01

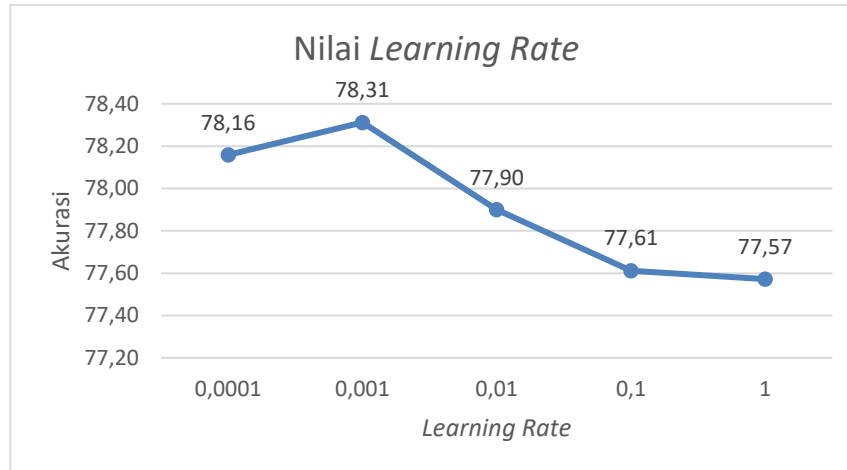


Gambar 4.3 Grafik Pengujian Nilai Hidden Neuron

c. Pengujian Learning Rate

Pengujian learning rate pada metode RNN digunakan untuk mencari besaran learning rate yang memiliki nilai paling baik dalam proses identifikasi jenis penyakit pada tanaman kedelai. Berikut merupakan nilai parameter RNN dalam melakukan proses pengujian learning rate yang akan dijabarkan sebagai berikut.

- a. Jumlah Epoch : 100
- b. Jumlah Hidden Neuron : 12



Gambar 4.4 Grafik Pengujian Learning Rate

Pembahasan

Hasil pengujian metode pembandingan yaitu metode SVM dengan Kernel ANOVA mendapatkan hasil yang terbaik dengan nilai akurasi sebesar 73.61% dalam proses identifikasi jenis penyakit pada tanaman kedelai. Hasil pengujian parameter RNN menunjukkan bahwa penyesuaian pada jumlah epoch, jumlah hidden neuron, dan nilai learning rate berpengaruh signifikan terhadap akurasi model dalam mengidentifikasi penyakit pada tanaman kedelai. Berikut adalah analisis dari masing-masing parameter:

1. Pengujian Jumlah Epoch

Jumlah epoch 100 memberikan akurasi tertinggi sebesar 77.95% dibandingkan dengan jumlah epoch lainnya. Jumlah epoch yang optimal ini mencerminkan bahwa model berhasil mencapai keseimbangan antara underfitting dan overfitting pada data pelatihan. Jumlah epoch yang terlalu kecil (<100) cenderung menyebabkan underfitting, sedangkan jumlah epoch yang terlalu besar (>100) dapat meningkatkan risiko overfitting, di mana model mulai terlalu menyesuaikan diri dengan data pelatihan dan kehilangan kemampuan generalisasi.

2. Pengujian Hidden Neuron

Jumlah hidden neuron yang optimal adalah 14, dengan akurasi sebesar 78.22%. Hidden neuron yang lebih sedikit (misalnya, <10) tidak cukup untuk menangkap pola kompleks dalam data, sedangkan hidden neuron yang terlalu banyak (>14) dapat menyebabkan kompleksitas model yang berlebihan tanpa peningkatan akurasi yang signifikan. Hasil ini menunjukkan bahwa hidden neuron berjumlah 14 cukup untuk mempelajari pola dalam data citra daun kedelai secara efisien.

3. Pengujian Learning Rate

Learning rate sebesar 0.001 memberikan akurasi tertinggi yaitu 78.31%. Learning rate yang lebih kecil (<0.001) menyebabkan model membutuhkan waktu lebih lama untuk konvergen, sedangkan learning rate yang lebih besar (>0.001) meningkatkan risiko loncatan terlalu besar selama pembaruan bobot, sehingga model tidak dapat mencapai

minimum global dengan baik. Nilai learning rate 0.001 memberikan keseimbangan optimal dalam proses pelatihan model.

5. Kesimpulan

Hasil pengujian metode pembandingan yaitu metode SVM dengan Kernel ANOVA mendapatkan hasil yang terbaik dengan nilai akurasi sebesar 73.61% dalam proses identifikasi jenis penyakit pada tanaman kedelai dan kombinasi parameter optimal untuk model RNN dalam penelitian ini adalah: Jumlah Epoch: 100, Jumlah Hidden Neuron: 14, Learning Rate: 0.001. Kombinasi ini menghasilkan akurasi prediksi tertinggi sebesar 78.31%. Penyesuaian parameter ini menunjukkan pentingnya pengujian dan pemilihan parameter yang tepat untuk meningkatkan performa model. Meski demikian, akurasi yang diperoleh masih dapat ditingkatkan dengan mempertimbangkan modifikasi arsitektur RNN atau integrasi dengan metode lain, seperti Convolutional Neural Network (CNN), untuk analisis fitur visual yang lebih mendalam. Hasil ini memberikan fondasi kuat untuk pengembangan lebih lanjut, termasuk integrasi ke dalam sistem deteksi penyakit berbasis aplikasi atau perangkat keras lapangan.

6. REFERENSI

- Capacho, J. W. V., Pérez-Zuñiga, G., & Rodriguez-Urrego, L. (2025). Diagnostic analysis and performance optimization of scalable computing systems in the context of industry 4.0. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 45. <https://doi.org/10.1016/j.suscom.2024.101067>
- King, M., Woo, S. I., & Yune, C. Y. (2024). Utilizing a CNN-RNN machine learning approach for forecasting time-series outlet fluid temperature monitoring by long-term operation of BHEs system. *Geothermics*, 122. <https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2024.103082>
- Prawanayoni, S. S., & Sudirga, S. K. (2020). Isolasi Dan Identifikasi Senyawa Antijamur Daun Jeringau (*Acorus calamus* Linn.) Sebagai Pengendali Jamur *Athelia rolfsii* Sacc. Penyebab Penyakit Busuk Batang Pada Tanaman Kedelai. *Metamorfosa: Journal of Biological Sciences*, 7(2), 10. <https://doi.org/10.24843/metamorfosa.2020.v07.i02.p02>
- Sherstinsky, A. (2020). Fundamentals of Recurrent Neural Network (RNN) and Long Short-Term Memory (LSTM) network. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 404. <https://doi.org/10.1016/j.physd.2019.132306>
- Sufian, M. A., & Niu, M. (2025). Hybrid deep learning for computational precision in cardiac MRI segmentation: Integrating Autoencoders, CNNs, and RNNs for enhanced structural analysis. *Computers in Biology and Medicine*, 186. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2024.109597>
- 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>



- Wu, J., Wang, Y., Yang, C., Huang, X., & Wang, L. (2024). Parameter-based RNN micro-interface inversion model for wet friction components morphology. *Alexandria Engineering Journal*, 109, 229–238. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2024.09.003>
- Yulianto, F., Efendi, E. N. K., & Mahmudy, W. F. (2022). AUTOMATIC SELECTION KERNEL with ENSEMBLE CONCEPT in SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) for CLASSIFICATION of SOYBEAN PLANT DISEASE. *ACM International Conference Proceeding Series*, 148–157. <https://doi.org/10.1145/3568231.3568244>
- Zufria, I., & Santoso, H. (2021). Sistem Pakar Menggunakan Metode Backward Chaining Untuk Mengantisipasi Permasalahan Tanaman Kacang Kedelai Berbasis Web. In *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)* (Vol. 5, Issue 1).

