



DOI: <https://doi.org/10.38035/jemsi.v6i6>  
<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

## Penerapan Transfer Learning Menggunakan Mobile NetV2 untuk Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Berbasis Citra

Sodikin Sodikin<sup>1</sup>, Tutik Khotimah<sup>2</sup>, Ahmad Jazuli<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universitas Muria Kudus, Kudus, Indonesia, [202151195@std.umk.ac.id](mailto:202151195@std.umk.ac.id)

<sup>2</sup>Universitas Muria Kudus, Kudus, Indonesia, [tutik.khotimah@umk.ac.id](mailto:tutik.khotimah@umk.ac.id)

<sup>3</sup>Universitas Muria Kudus, Kudus, Indonesia, [ahmad.jazuli@umk.ac.id](mailto:ahmad.jazuli@umk.ac.id)

Corresponding Author: [202151195@std.umk.ac.id](mailto:202151195@std.umk.ac.id)<sup>1</sup>

**Abstract:** *This study develops a corn leaf image classification model based on transfer learning using the MobileNetV2 architecture. The model classifies four categories of corn leaf conditions: Blight, Common Rust, Gray Leaf Spot, and Healthy. The dataset consists of 7,614 images, split into 6,092 training images and 1,522 validation images with an 80:20 ratio. Image augmentation was applied to enhance model generalization, including rotation, flipping, and zoom. The MobileNetV2 architecture was modified by adding GlobalAveragePooling2D, Dropout (0.5), and a Dense layer (4 neurons, softmax activation). Training was performed three times with different numbers of epochs (20, 10, and 5) to compare their impact on model accuracy. Evaluation results showed the highest validation accuracy of 85% in the 5-epoch training, with precision, recall, and f1-score values above 80% for each class. The model demonstrated good performance in classifying corn leaf conditions.*

**Keyword:** *MobileNetV2, CNN, Image Augmentation*

**Abstrak:** Penelitian ini mengembangkan model klasifikasi citra daun jagung berbasis transfer learning menggunakan arsitektur MobileNetV2. Empat kelas daun jagung diklasifikasi, yaitu Blight, Common Rust, Gray Leaf Spot, dan Healthy. Dataset terdiri dari 7614 citra yang dibagi menjadi 6092 citra latih dan 1522 citra validasi dengan rasio 80:20. Augmentasi citra dilakukan secara lanjutan, mencakup rotasi, flipping, dan zoom, untuk meningkatkan generalisasi model. Arsitektur MobileNetV2 dimodifikasi dengan penambahan layer GlobalAveragePooling2D, Dropout (0.5), dan Dense (4 neuron, aktivasi softmax). Pelatihan dilakukan sebanyak tiga kali dengan jumlah epoch berbeda (20, 10, dan 5) untuk membandingkan pengaruhnya terhadap akurasi. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi validasi terbaik sebesar 85% pada pelatihan 5 epoch, dengan nilai precision, recall, dan f1-score per kelas di atas 80%. Model menunjukkan performa baik dalam klasifikasi kondisi daun jagung.

**Kata Kunci:** MobileNetV2, CNN, Augmentasi Gambar

## PENDAHULUAN

Jagung merupakan salah satu komoditas strategis dalam sektor pertanian yang berkontribusi signifikan terhadap ketahanan pangan nasional. Namun, serangan penyakit seperti karat daun dan hawar daun dapat menyebabkan penurunan hasil panen hingga mencapai 70%. Untuk mengatasi permasalahan ini, pemanfaatan teknologi berbasis kecerdasan buatan, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah berkembang pesat dan digunakan secara luas dalam proses klasifikasi penyakit tanaman melalui analisis citra daun.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas CNN dalam mendeteksi penyakit daun jagung, namun belum banyak yang mengoptimalkan arsitektur jaringan seperti MobileNetV2 dengan augmentasi lanjutan dan fine-tuning bertahap. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini difokuskan pada pengembangan model klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan MobileNetV2 yang efisien dan akurat.

Penyakit Masalah pada daun merupakan faktor pembatas yang signifikan dalam proses budidaya tanaman jagung, di mana dua jenis penyakit yang paling umum dan berdampak besar adalah karat daun dan hawar daun. Penyakit karat daun pada jagung disebabkan oleh infeksi jamur *Puccinia sorghi Schwein*, yang pada tahap awal infeksi ditandai dengan munculnya bercak kemerahan dan serbuk berwarna kuning kecokelatan pada permukaan daun. Infeksi ini mengganggu proses fotosintesis tanaman, menghambat pertumbuhan, dan dalam kondisi parah dapat menyebabkan kematian tanaman. *P. sorghi* umumnya ditemukan pada wilayah pegunungan tropis serta daerah beriklim sedang, dengan potensi kerusakan mencapai hingga 70%. Sementara itu, hawar daun yang disebabkan oleh jamur *Helminthosporium* juga menjadi penyakit utama pada jagung dan telah tersebar luas di berbagai kawasan, termasuk Amerika, Asia, Afrika, dan Eropa. Pada tahap awal infeksi, gejala yang muncul berupa bercak oval kecil yang seiring waktu berkembang menjadi bercak elips berwarna biru, abu-abu, atau coklat, dengan jaringan nekrotik yang menyerupai luka bakar. Tingkat kerusakan akibat penyakit ini diperkirakan dapat mencapai 50%. (Prasetyo et al., 2017).

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu pendekatan yang umum digunakan dalam bidang deep learning. pada ranah *deep learning* yang dirancang khusus untuk melakukan identifikasi dan klasifikasi objek dalam citra digital secara otomatis. Algoritma ini mampu menerima input berupa gambar dan mengidentifikasi objek-objek di dalamnya, sehingga dapat dimanfaatkan dalam proses pengenalan visual guna membedakan satu citra dengan citra lainnya (Iswantoro & Handayani UN, 2022). Dalam konteks pertanian, khususnya untuk mendeteksi penyakit pada tanaman jagung, CNN dapat digunakan sebagai metode klasifikasi yang efektif (Iswantoro & Handayani UN, 2022). Secara teknis, CNN merupakan hasil pengembangan dari arsitektur Multilayer Perceptron (MLP) yang telah disesuaikan untuk memproses data dua dimensi secara lebih efisien. Sebagai bagian dari kelompok Deep Neural Network (DNN), CNN memiliki struktur jaringan berlapis yang memungkinkan ekstraksi fitur kompleks dari data visual. CNN memiliki struktur jaringan berlapis yang memungkinkan pemrosesan fitur visual secara kompleks dan berlapis. Proses kerja CNN umumnya mencakup dua tahapan utama, yaitu proses pembelajaran klasifikasi secara sekuensial dan proses pembelajaran melalui mekanisme backpropagation atau propagasi balik untuk mengoptimalkan bobot jaringan secara bertahap. (Vicky et al., n.d.).

Seiring dengan pesatnya perkembangan teknologi, kebutuhan akan sistem klasifikasi citra digital semakin meningkat di berbagai bidang, termasuk ilmu komputer, kedokteran, kelautan, pertanian, dan dunia bisnis. Dalam konteks pertanian, khususnya tanaman jagung, klasifikasi citra berperan penting dalam mendeteksi dan memantau kondisi kesehatan tanaman. Penelitian ini berfokus pada pengembangan sistem klasifikasi otomatis yang mampu mengidentifikasi berbagai jenis penyakit yang menyerang daun jagung. Proses klasifikasi dilakukan dengan menggunakan pendekatan berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN)me, yang memungkinkan sistem mengenali pola visual spesifik dari masing-masing penyakit, sehingga mendukung upaya pemantauan dan pengendalian penyakit secara lebih efektif dan efisien (CNN)(Muhamad et al., 2017).

Penelitian yang dilakukan oleh Fiviana Sulistiyana dan Sri Anardani menunjukkan bahwa pendekatan berbasis citra daun dalam mendeteksi penyakit tanaman jagung dapat dilakukan secara efektif melalui kombinasi pendekatan klasifikasi berbasis CNN dan SVM.

stp Dalam studi tersebut, CNN berperan dalam mengekstraksi fitur visual dari citra daun jagung, sedangkan SVM digunakan sebagai algoritma klasifikasi berdasarkan fitur yang dihasilkan dari proses ekstraksi. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa CNN memiliki kinerja yang lebih unggul dibandingkan SVM, dengan tingkat akurasi mencapai 98%, sedangkan SVM hanya mencapai 87%. Temuan ini menegaskan bahwa penggunaan CNN lebih efektif untuk sistem deteksi penyakit tanaman berbasis citra secara otomatis dan real-time (Melia et al., 2023).

Penelitian yang dilakukan oleh Muhammad Yusuf menunjukkan bahwa penerapan Convolutional Neural Network (CNN) dalam identifikasi penyakit tanaman jagung memberikan hasil yang akurat dan efisien. Studi ini memanfaatkan dataset Corn Leaf Infection yang tersedia di platform Kaggle, terdiri atas 341 citra daun jagung yang diklasifikasikan ke dalam dua kategori, yaitu daun sehat dan daun yang mengalami infeksi. Dalam eksperimen ini, dua arsitektur CNN dibandingkan, yakni model CNN sederhana dan model VGG-16 yang telah dimodifikasi. Berdasarkan hasil evaluasi, model CNN sederhana mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 94,2%, sementara model modifikasi VGG-16 menunjukkan kinerja yang lebih unggul dengan akurasi mencapai 97,10%. Temuan ini mengindikasikan bahwa pemanfaatan CNN, terutama arsitektur yang lebih kompleks seperti VGG-16, dapat secara signifikan meningkatkan akurasi dalam klasifikasi penyakit daun jagung berbasis citra. (Yusuf et al., n.d.).

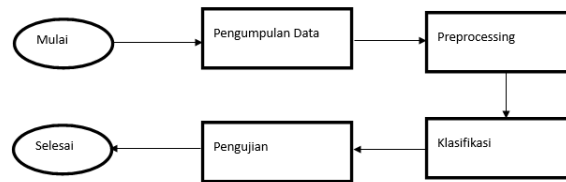
Studi yang dilakukan oleh Nabella Darafrisca Prasada dari Universitas Muhammadiyah Ponorogo meneliti efektivitas Pendekatan *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan untuk mendeteksi dan mengidentifikasi penyakit pada tanaman jagung berbasis citra daun. Penelitian ini menggunakan kumpulan data sebanyak 4.188 gambar yang dikelompokkan ke dalam dua jenis penyakit utama, yaitu hawar daun dan karat daun. Model CNN yang dibangun dalam penelitian ini menunjukkan kinerja yang cukup baik, dengan akurasi sebesar 93% pada data pelatihan dan 87,5% pada data validasi. Selain itu, saat diuji pada data baru, model tersebut tetap menunjukkan performa yang tinggi dalam mengklasifikasikan jenis penyakit pada daun jagung, menandakan potensi penerapan CNN dalam sistem deteksi penyakit secara otomatis di sektor pertanian. (Darafrisca Prasada, 2024).

Penelitian yang dilakukan oleh Mochammad Faisal Nur Sayyid mengimplementasikan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dikombinasikan dengan teknik *Histogram Equalization* (HE) serta *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) guna meningkatkan akurasi dalam klasifikasi penyakit pada daun jagung. Dengan dataset yang terdiri dari 500 gambar daun jagung, penelitian ini berhasil mencapai akurasi sebesar 94% pada tahap pengujian. Teknik HE dan CLAHE terbukti efektif dalam meningkatkan kualitas gambar untuk mendukung performa model CNN, menjadikannya relevan sebagai acuan untuk pengembangan aplikasi berbasis mobile yang lebih inovatif (Mochammad Faisal Nur Sayyid, 2024).

Studi oleh Faisal Mashuri dan Ultach Enri dalam studi tahun 2022 bertujuan untuk menganalisis kinerja berbagai arsitektur *deep learning* dalam proses deteksi penyakit pada daun gandum. Lima model yang diuji dalam studi ini meliputi InceptionV3, MobileNetV2, VGG16, ResNet101V2, dan DenseNet201. Hasil pengujian menunjukkan bahwa InceptionV3, MobileNetV2, dan ResNet101V2 masing-masing mencapai tingkat akurasi sempurna sebesar 100%, sementara DenseNet201 memperoleh akurasi sebesar 95% dan VGG16 menunjukkan performa yang lebih rendah dengan akurasi sebesar 76%. Sementara itu, studi lain yang dilakukan oleh Herwina dan rekan-rekannya pada tahun yang sama mengembangkan sistem deteksi penyakit tanaman padi berbasis aplikasi Android model MobileNet. Sistem tersebut berhasil mencapai tingkat akurasi sebesar 95%, menunjukkan bahwa arsitektur MobileNet dapat diimplementasikan secara efisien dalam perangkat mobile untuk mendukung diagnosis penyakit tanaman secara praktis dan real-time. (Herwina et al., 2022).

## METODE

Dalam penelitian ini, terdapat 4 tahapan penelitian yang dimulai dari pengumpulan data, preprocessing, klasifikasi, dan Pengujian. Rancangan model pada penelitian ini seperti pada Gambar 1 dibawah ini.



Gambar 1. Metode Penelitian

### Pengumpulan data

*Dataset* citra daun jagung diperoleh dari platform Kaggle. *Dataset* terdiri dari 7614 citra yang telah dikategorikan dalam empat kelas, yaitu Blight, Common Rust, Gray Leaf Spot, dan Healthy. *Dataset* ini merupakan data publik yang telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian klasifikasi penyakit tanaman.. Visualisasi masing-masing kategori penyakit dan hama pada tanaman padi disajikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Sample dataset pada tiap kelas

### Preprocessing

Tahap prapemrosesan (preprocessing) adalah langkah awal yang penting dalam menyiapkan data mentah sebelum memasuki tahapan analisis atau pemodelan lebih lanjut. Proses ini bertujuan untuk membersihkan, menyaring, atau mengonversi data yang tidak terstruktur menjadi format yang lebih terorganisir dan sesuai dengan kebutuhan sistem pemrosesan data, sehingga dapat meningkatkan efektivitas dan akurasi pada tahap pemrosesan selanjutnya.(Astuti et al., 2024).

Tahapan ini bertujuan untuk menyiapkan data sebelum digunakan untuk pelatihan model. Setiap citra diubah ukurannya menjadi 128x128 piksel. Nilai piksel dinormalisasi ke rentang 0 hingga 1 menggunakan  $rescale = 1./255$ . Augmentasi citra dilakukan untuk memperkaya data pelatihan dan mencegah *overfitting*. Teknik augmentasi yang digunakan mencakup *rotasi* acak hingga 20 derajat, *flipping* horizontal, dan *zoom* sebesar 20%. *Dataset* kemudian dibagi menjadi dua *subset*: 80% untuk data pelatihan (6092 gambar) dan 20% untuk data validasi (1522 gambar).

### Klasifikasi

Penelitian ini menggunakan arsitektur MobileNetV2 sebagai metode utama dalam proses klasifikasi citra. Model dilatih selama 20 epoch untuk mengoptimalkan kinerjanya. Dalam proses pelatihan, data dibagi menjadi dua subset, yaitu data latih yang digunakan untuk

membangun model, dan data uji yang digunakan untuk mengevaluasi performa model setelah pelatihan. Proses pemisahan data dilakukan sebanyak empat kali, dengan variasi pembagian data pada setiap percobaan guna memperoleh hasil evaluasi yang lebih menyeluruh dan akurat.

### Pengujian

Confusion matrix merupakan representasi berbentuk tabel yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dalam analisis data mining. Matriks ini menyajikan informasi mengenai jumlah prediksi yang sesuai dan tidak sesuai antara hasil klasifikasi dengan label sebenarnya. Dengan menyusun jumlah data uji yang diklasifikasikan secara tepat dan yang mengalami kesalahan klasifikasi, confusion matrix menjadi alat penting dalam mengukur akurasi model. Salah satu penerapannya yang umum adalah pada sistem klasifikasi biner, di mana kategori hasil prediksi dibagi menjadi dua kelas. (Normawati & Prayogi, 2021). Dalam penghitungan *Confusion Matrix* akan didapatkan nilai *Accuracy*, *Precision*, dan *Recall* rumusa yang akan digunakan untuk menghitungnya sebagai berikut.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{Total} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Keterangan:

- True Positive (TP) :merujuk pada jumlah citra yang benar-benar positif dan berhasil diklasifikasikan secara tepat oleh sistem.
- True Negative (TN) :menunjukkan jumlah citra negatif yang juga berhasil dikenali dengan benar oleh sistem.
- False Positive (FP) :adalah kondisi di mana citra sebenarnya termasuk kelas negatif, namun salah diklasifikasikan sebagai positif oleh sistem.
- False Negative (FN) :terjadi ketika citra yang seharusnya termasuk dalam kelas positif justru diklasifikasikan sebagai negatif.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

Untuk menganalisis pengaruh jumlah epoch terhadap performa model, dilakukan tiga kali pelatihan dengan jumlah epoch berbeda, yaitu 20, 10, dan 5. Tabel berikut menunjukkan hasil evaluasi validasi dari masing-masing pelatihan:

### Pengujian Tingkat Akurasi Model pada Berbagai Epoch

#### 1. Epoch 20

Pada pengujian model dengan pelatihan sebanyak 20 *epoch*, didapatkan tingkat akurasi validasi sebesar 83% dengan rincian Hasil pengujian disajikan pada Tabel 1 berikut ini.

**Tabel 1. Hasil Klasifikasi Model pada Epoch 20**

Epoch	Precision	Recall	F1-Score
Blight	0.84	0.82	0.83
Common	0.81	0.80	0.80
Rust			
Gray Leaf	0.82	0.78	0.80
Spot			
Healthy	0.87	0.89	0.88



## 2. Epoch 10

Pada pengujian model dengan pelatihan sebanyak 10 epoch, didapatkan tingkat akurasi validasi sebesar 78% dengan rincian pengujian terdapat pada Tabel 2 berikut:

**Tabel 2. Hasil Klasifikasi Model pada Epoch 10**

Epoch	Precision	Recall	F1-Score
Blight	0.81	0.80	0.80
Common Rust	0.78	0.76	0.77
Gray Leaf Spot	0.79	0.77	0.78
Healthy	0.85	0.87	0.86

## 3. Epoch 5

Pada pengujian model dengan pelatihan sebanyak 5 epoch, didapatkan tingkat akurasi validasi sebesar 85% dengan rincian pengujian terdapat pada Tabel 3 berikut:

**Tabel 3. Hasil Klasifikasi Model pada Epoch 5**

Epoch	Precision	Recall	F1-Score
Blight	0.88	0.75	0.81
Common Rust	0.89	0.81	0.85
Gray Leaf Spot	0.78	0.86	0.82
Healthy	0.81	0.98	0.89

## Perbandingan Hasil Pelatihan dengan Beragam Epoch

**Tabel 4. Hasil Pelatihan Model Berdasarkan Seluruh Epoch**

Epoch	Akurasi Data Training (%)	Loss Data Training	Akurasi Data Validasi (%)	Loss Data Validasi
20	84.7%	0.31	83%	0.42
10	79.6%	0.38	78%	0.51
5	81.2%	0.35	85%	0.40
Rata-rata	81.8%	0.35	82.0%	0.44

Dengan pengujian jumlah *epoch* yang telah dilakukan, tingkat akurasi tertinggi diperoleh pada pelatihan dengan *epoch* = 5 yaitu sebesar 85%. Sementara tingkat akurasi terendah diperoleh pada pelatihan dengan *epoch* = 10 yaitu sebesar 78%. Dari seluruh pengujian ini, diperoleh rata-rata akurasi validasi sebesar 82%, yang menunjukkan bahwa arsitektur *MobileNetV2* mampu memberikan performa klasifikasi yang baik bahkan dalam waktu pelatihan yang relatif singkat.

## KESIMPULAN

Model klasifikasi daun jagung berbasis *MobileNetV2* mampu mencapai akurasi validasi tertinggi sebesar 85% pada pelatihan 5 epoch, namun performa paling stabil diperoleh pada 20 epoch. Penambahan augmentasi lanjutan dan fine-tuning dua tahap terbukti meningkatkan akurasi klasifikasi pada empat kelas penyakit daun jagung.

Peneliti selanjutnya disarankan untuk mengeksplorasi arsitektur model lain seperti *EfficientNet* atau *ResNet* untuk dibandingkan dengan *MobileNetV2*. Selain itu, dapat dilakukan pelatihan model dengan resolusi citra yang lebih tinggi untuk meningkatkan akurasi. Penggunaan teknik augmentasi lanjutan dan fine-tuning secara bertahap juga perlu

dipertimbangkan. Terakhir, pengujian model dalam bentuk aplikasi mobile atau sistem nyata di lapangan akan sangat bermanfaat untuk mengukur kinerja model dalam kondisi penggunaan sebenarnya.

## REFERENSI

- Astuti, W., Kurniawan, R., & Wijaya, Y. A. (2024). *Jurnal Informatika dan Rekayasa Perangkat Lunak Analisis Data Sentimen Ulasan Aplikasi Dana di Google Play Store Menggunakan Algoritma Naïve Bayes*. 6(1), 158–163.
- Darafrisca Prasada, N. (2024). Diagnosa Penyakit Tanaman Jagung pada Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). In *JIMU: Jurnal Ilmiah Multi Disiplin* (Vol. 02, Issue 03). JIMU.
- Herwina, Darmatasia, Shiddiq, A. K. A., & Syahputra, T. D. (2022). Deteksi Penyakit pada Tanaman Padi Menggunakan MobileNet Transfer Learning Berbasis Android. *Agents Journal of Artificial Intelligence & Data Science*, 2(2).
- Iswantoro, D., & Handayani UN, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Tanaman Jagung Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Ilmiah Universitas Batanghari Jambi*, 22(2), 900. <https://doi.org/10.33087/jiubj.v22i2.2065>
- Melia, F., Aldian, F. M., Pahlevi, M. S. F., Risqullah, R. N. I., & Oktaffiani, S. (2023). PERAN PEMERINTAH DALAM MENINGKATKAN VOLUME EKSPOR JAGUNG. *JURNAL ECONOMINA*, 2(1). <https://doi.org/10.55681/economina.v2i1.287>
- Mochammad Faisal Nur Sayyid. (2024). Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode CNN Dengan Image Processing HE Dan CLAHE. *Jurnal Teknik Informatika Dan Teknologi Informasi*, 4(1), 86–95. <https://doi.org/10.55606/jutiti.v4i1.3425>
- Muhamad, H., Prasajo, C. A., Sugianto, N. A., Surtiningsih, L., & Cholissodin, I. (2017). *OPTIMASI NAÏVE BAYES CLASSIFIER DENGAN MENGGUNAKAN PARTICLE SWARM OPTIMIZATION PADA DATA IRIS*. 4(3), 180–184.
- Normawati, D., & Prayogi, S. A. (2021). Implementasi Naïve Bayes Classifier Dan Confusion Matrix Pada Analisis Sentimen Berbasis Teks Pada Twitter. In *Jurnal Sains Komputer & Informatika (J-SAKTI)* (Vol. 5, Issue 2).
- Prasetyo, G., Ratih, S., Ivayani, I., & Akin, H. M. (2017). EFEKTIVITAS *Pseudomonas fluorescens* DAN *Paenibacillus polymyxa* TERHADAP KEPARAHAN PENYAKIT KARAT DAN HAWAR DAUN SERTA PERTUMBUHAN TANAMAN JAGUNG MANIS (*Zea mays* var. *saccharata*). *Jurnal Agrotek Tropika*, 5(2). <https://doi.org/10.23960/jat.v5i2.1834>
- Vicky, J., Ayu, F., & Julianto, B. (n.d.). *Implementasi Pendeteksi Penyakit pada Daun Alpukat Menggunakan Metode CNN* (Vol. 2).
- Yusuf, M., Kurniawan, D., & Agustin, T. (n.d.). *SEMINAR NASIONAL AMIKOM SURAKARTA (SEMNAS) 2024*.