

Pemodelan Klasifikasi Penyakit Daun Tembakau Dengan Arsitektur MobileNetV2

^{1*}Filach Akbar Arafat, ²Danar Putra Pamungkas, ³Patmi Kasih

^{1,2,3} Teknik Informatika, Universitas Nusantara PGRI Kediri

E-mail: ¹soackproo@gmail.com, ²danar@unpkediri.ac.id, ³fatkasi@gmail.com

Penulis Korespondens : Filach Akbar Arafat

Abstrak— Penyakit daun tembakau seperti keriting, layu, patik, dan lanas merupakan salah satu faktor utama yang dapat menurunkan produktivitas dan kualitas hasil panen, serta menyebabkan kerugian ekonomi bagi petani. Deteksi dini menjadi kunci dalam pengendalian penyakit secara efektif. Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun tembakau berbasis citra digital menggunakan arsitektur MobileNetV2. Dataset terdiri dari 120 gambar daun tembakau yang dikumpulkan langsung dari lapangan dan dikelompokkan ke dalam empat kategori. Tahapan *preprocessing* meliputi *resizing*, *normalisasi*, dan augmentasi data. Model dilatih hingga 40 *epoch* dan menghasilkan akurasi 95,83% dengan *loss* 0,2505 tanpa indikasi *overfitting*. Sistem yang dikembangkan mampu melakukan identifikasi secara cepat dan akurat, sehingga mendukung pengambilan keputusan pengendalian penyakit sejak tahap awal.

Kata Kunci— *Deep Learning, Deteksi Penyakit Tanaman, Daun Tembakau, MobileNetV2*

Abstract— Tobacco leaf diseases such as leaf curl, wilt, leaf spot, and lanas are among the primary factors that reduce crop productivity and quality, causing economic losses for farmers. Early detection is essential for effective disease management. This study develops a tobacco leaf disease classification system based on digital images using the MobileNetV2 architecture. The dataset consists of 120 tobacco leaf images collected directly from the field and categorized into four classes. Preprocessing steps include *resizing*, *normalization*, and data augmentation. The model was trained for 40 epochs and achieved an accuracy of 95.83% with a loss of 0.2505 without indications of *overfitting*. The developed system can identify diseases quickly and accurately, enabling early control measures to minimize potential losses.

Keywords— *Deep Learning, MobileNetV2, Plant Disease Detection, Tobacco Leaf*

This is an open access article under the CC BY-SA License.



I. PENDAHULUAN

Tembakau (*Nicotiana tabacum L.*) memiliki peranan yang sangat penting sebagai salah satu komoditas unggulan dalam sektor perkebunan di Indonesia. Kontribusinya tidak hanya terlihat dari segi ekonomi nasional, tetapi juga sebagai sumber penghidupan bagi banyak petani. Namun, upaya untuk meningkatkan produktivitas dan kualitas daun tembakau sering kali menghadapi tantangan besar, terutama dari serangan berbagai organisme pengganggu tanaman, termasuk penyakit [1] seperti *Tobacco Leaf curl Disease* (Keriting), *Fusarium Wilt* (layu), *Leaf Spot* (Patik daun), dan *Bacterial Wilt* (Lanas) dapat mengakibatkan penurunan yang signifikan, baik dalam hal kuantitas hasil panen maupun kualitas daun, yang pada akhirnya berujung pada kerugian ekonomi bagi para petani.

Deteksi akurat terhadap penyakit tanaman adalah langkah penting dalam strategi pengelolaan penyakit yang efektif. Diagnosis yang dilakukan dengan tepat waktu memungkinkan

pengambilan keputusan intervensi yang cepat dan tepat, sehingga dapat mengurangi laju penyebaran penyakit dan meminimalkan kerugian yang mungkin terjadi.

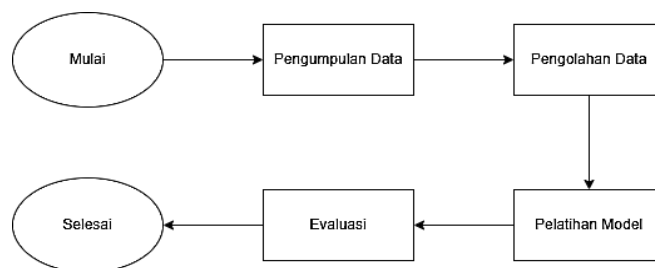
Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan dalam teknologi kecerdasan buatan telah memicu berbagai inovasi, terutama dalam bidang pengolahan dan analisis citra digital. Salah satu metode yang mengalami pertumbuhan pesat adalah *deep learning*, yang banyak digunakan untuk identifikasi objek dalam gambar. Metode ini dikenal karena kemampuannya mengenali pola visual yang kompleks, mirip dengan cara otak manusia berfungsi [2]. Salah satu jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang sering diterapkan dalam analisis citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). Dengan banyaknya lapisan yang dimilikinya, CNN tergolong dalam kategori *deep neural network* dan terbukti sangat efisien dalam mengolah data visual. Proses kerja CNN terdiri dari dua tahap utama: klasifikasi yang dilakukan secara *feedforward* dan pembelajaran yang berlangsung melalui *backpropagation* [3]. MobileNetV2 adalah salah satu arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang banyak digunakan dalam pengolahan data citra. Pada penelitian ini, arsitektur MobileNetV2 dipilih sebagai dasar model CNN yang digunakan [4].

Beberapa penelitian sebelumnya membuktikan bahwa arsitektur MobileNetV2 memiliki performa yang andal dalam tugas klasifikasi citra. Penelitian oleh Murinto menunjukkan bahwa model ini mampu mengklasifikasikan citra biji kopi dengan tingkat akurasi sebesar 96% [5]. Selanjutnya, Karnadi juga melaporkan hasil yang memuaskan dalam klasifikasi jenis buah, dengan akurasi mencapai 97% [6]. Selain itu, penerapan MobileNetV2 dalam klasifikasi penyakit dan hama pada tanaman padi menghasilkan akurasi 96%, *precision* 96%, *sensitivity* 96%, *specificity* 99%, dan *f1-score* sebesar 96% [7].

Berdasarkan penjelasan di atas, tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi penyakit pada daun tembakau yang berbasis citra digital, dengan memanfaatkan keunggulan arsitektur MobileNetV2 dalam klasifikasi gambar dan efisiensi dalam pemrosesan model, diharapkan sistem yang dikembangkan dapat secara akurat dan cepat mendeteksi berbagai jenis penyakit pada daun tembakau. Penerapan teknologi ini diharapkan dapat memberikan bantuan kepada petani dalam mengidentifikasi penyakit sejak tahap awal, sehingga pengendalian dapat dilakukan dengan lebih efektif dan kerugian hasil panen dapat diminimalkan.

II. METODE

Dalam penelitian ini, proses pengklasifikasian penyakit pada daun tembakau dilaksanakan melalui serangkaian langkah yang diilustrasikan dalam Gambar 1 di bawah ini.



Gambar 1. Kerangka Kerja Penelitian

A. Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh melalui proses pengumpulan citra daun tembakau secara langsung dari lapangan menggunakan kamera *smartphone* di area pertanian tembakau wilayah Kecamatan Lengkong dengan total 120 sampel gambar berhasil dikumpulkan,

yang terdiri dari 30 sampel untuk setiap kategori, kemudian dilakukan proses pelabelan pada gambar-gambar tersebut berdasarkan kategori kondisi daun dengan merujuk pada informasi dari literatur serta konsultasi dengan Bapak Imam Nawawi selaku ketua kelompok tani.

Tabel 1. Pembagian Data

Jenis Daun	Jumlah Data	Data Latih	Data Uji
Patik Daun	30	20	10
Daun Keriting	30	20	10
Layu	30	20	10
Lanas	30	20	10
Total	120	80	40

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah citra daun tembakau, yang dikelompokkan ke dalam empat kategori: Patik Daun, Daun Keriting, Layu, dan Penyakit Lanas. Total citra yang dianalisis mencapai 120 yang diperoleh dari hasil observasi langsung, atau pengumpulan mandiri dengan bantuan kamera berkualitas. Dataset yang digunakan pada penelitian ini ditunjukkan seperti pada Tabel 1 dan Gambar 2.



Gambar 2. Dataset

Data yang didapatkan kemudian dibagi menjadi dua yaitu data latih dan data uji, persentase pembagian 80 % data latih dan 20 % data uji. Pembagian dataset dilakukan secara otomatis menggunakan *library* seperti *scikit-learn* dengan fungsi *train_test_split()* dan parameter *stratify*.

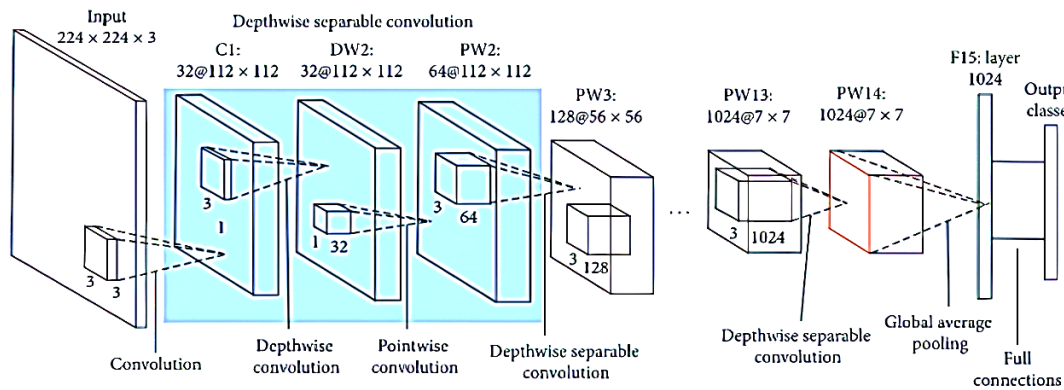
B. Preprocessing Data

Preprocessing dilakukan untuk meningkatkan kualitas data yang digunakan dalam penelitian [8]. *Preprocessing* yang akan dilakukan adalah *resizing* data menjadi ukuran 224 x 224 piksel. *Normalisasi* nilai piksel untuk memastikan nilai berada dalam rentang tertentu. *Augmentasi* data dilakukan untuk memperluas variasi data yang digunakan [9] seperti *rotasi*, *flipping*, dan *cropping*, guna meningkatkan generalisasi model. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan kualitas data dan mendukung pengambilan keputusan yang lebih tepat [10].

C. Arsitektur Algoritma

Model MobileNetV2 digunakan sebagai landasan dalam penelitian ini karena keunggulannya dalam efisiensi proses pembelajaran, yang dimungkinkan oleh jumlah parameternya yang relatif kecil. Arsitektur MobileNetV2 secara fundamental menerapkan

Depthwise Separable Convolution sebagai lapisan kuncinya. Penggunaan *Depthwise Separable Convolution* ini bertujuan untuk membangun jaringan saraf tiruan dengan bobot yang lebih ringan. Secara teknis, *Depthwise Separable Convolution* memisahkan operasi konvolusi menjadi dua langkah: *Depthwise Convolution*, yang mengaplikasikan filter individual untuk setiap saluran masukan, dan *Pointwise Convolution*, yang selanjutnya melakukan konvolusi berukuran 1x1 pada *output* dari langkah sebelumnya [11].



Gambar 3. *MobileNetV2 Architecture*.

Gambar 3 menunjukkan arsitektur MobileNetV2, yang dirancang untuk efisiensi komputasi tinggi dalam ekstraksi fitur. Hal ini terutama dicapai melalui dua mekanisme utama, yang pertama adalah penggunaan *Depthwise Separable Convolutions*, yang memecah konvolusi standar menjadi dua tahap: *Depthwise Convolution* untuk memfilter setiap saluran input secara individual, diikuti oleh *Pointwise Convolution* (konvolusi 1x1) untuk mengombinasikan hasilnya, sehingga signifikan mengurangi parameter dan beban komputasi. Mekanisme kedua adalah penggunaan struktur *Inverted Residuals* dan *Linear Bottlenecks*. Setelah serangkaian blok ini mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra masukan, representasi fitur tersebut kemudian diproses oleh lapisan *Global Average Pooling*. Lapisan ini merangkum informasi spasial dari setiap peta fitur menjadi sebuah vektor fitur tunggal. Vektor inilah yang selanjutnya menjadi masukan bagi *Fully Connected Layer* terakhir, yang bertugas untuk menghasilkan probabilitas kelas atau *output* klasifikasi akhir.

D. Pelatihan Model

Dalam tahap ini, model dilatih menggunakan dataset citra yang telah disiapkan sebelumnya. Proses pelatihan ini mengadopsi arsitektur *MobileNetV2* dan dilakukan melalui lima percobaan dengan jumlah *epoch* yang bervariasi di setiap sesi. Setiap percobaan akan dievaluasi untuk mengamati bagaimana perbedaan jumlah *epoch* memengaruhi kinerja model yang dihasilkan. *Epoch* sendiri merujuk pada satu siklus pelatihan di mana seluruh paket data yang digunakan untuk melatih model diulang sesuai dengan periode yang telah ditentukan [12].

E. Evaluasi

Proses evaluasi menggunakan confusion matrix untuk mengukur akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Struktur tabel *Confusion matrix* berbentuk sebagai berikut:

Tabel 2. *Confusion Matrix*

	Predicted: Positive	Predicted: Negative
Actual: Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN)
Actual: Negative	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Penjelasan:

TP : Kasus yang sebenarnya positif dan diprediksi positif oleh model.

FN : Kasus yang sebenarnya positif tetapi diprediksi negatif oleh model.

FP : Kasus yang sebenarnya negatif tetapi diprediksi positif oleh model.

TN : Kasus yang sebenarnya negatif dan diprediksi negatif oleh model.

Rumus menghitung *Accuracy*, *Precision*, *Recall* dan *F1-score* dari *Confusion Matrix* :

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

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

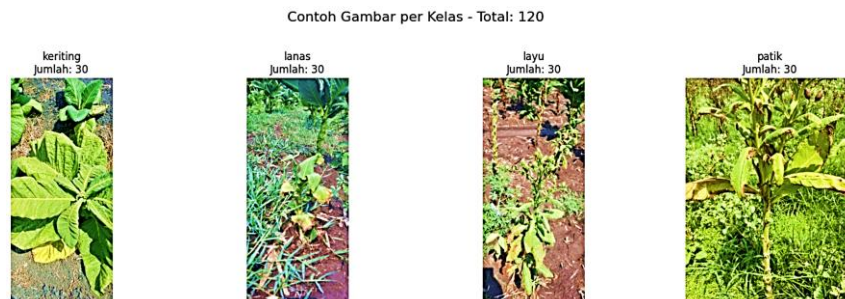
$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

$$F1 - Score = \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi Desain Sistem

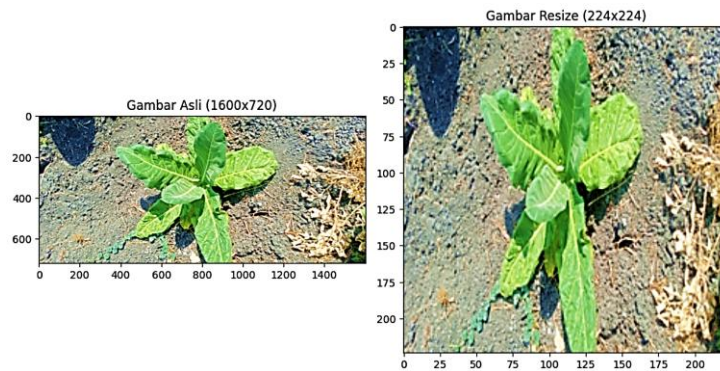
1. *Input Dataset*



Gambar 4. *Input Dataset*

Langkah awal melibatkan pengumpulan dataset gambar yang berkaitan dengan penyakit pada daun tembakau, yang mencakup 120 gambar terbagi dalam empat kategori berbeda. Dataset ini berfungsi sebagai komponen utama yang akan diproses oleh sistem. Visualisasi yang ditampilkan pada gambar menunjukkan beberapa contoh citra dari dataset asli, lengkap dengan label dan jumlah data untuk setiap kelas.

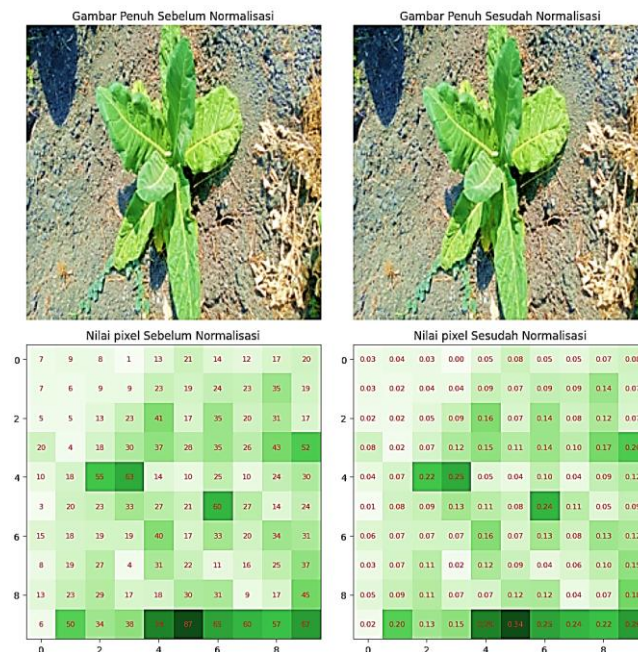
2. Resize Gambar



Gambar 5. *Resize*

Gambar 5 memperlihatkan perbandingan antara gambar asli dan versi yang telah diubah ukurannya. Gambar dalam dataset awal memiliki resolusi tinggi, yaitu 1600x720 piksel. Untuk itu, ukuran gambar disesuaikan menjadi 224x224 piksel, yang merupakan ukuran input standar untuk arsitektur MobileNetV2. Proses ini bertujuan untuk menyesuaikan gambar dengan model arsitektur sekaligus mengoptimalkan penggunaan sumber daya komputasi tanpa mengorbankan informasi penting dari gambar tersebut.

3. Normalisasi



Gambar 6. *Normalisasi*

Gambar 6 memperlihatkan perbandingan antara gambar sebelum dan setelah proses normalisasi. Normalisasi dilakukan dengan mengubah skala piksel dari rentang 0–255 menjadi 0–1. Langkah ini bertujuan untuk mempercepat dan menstabilkan proses pelatihan, sehingga model dapat lebih mudah mengidentifikasi pola dalam data yang memiliki skala yang konsisten.

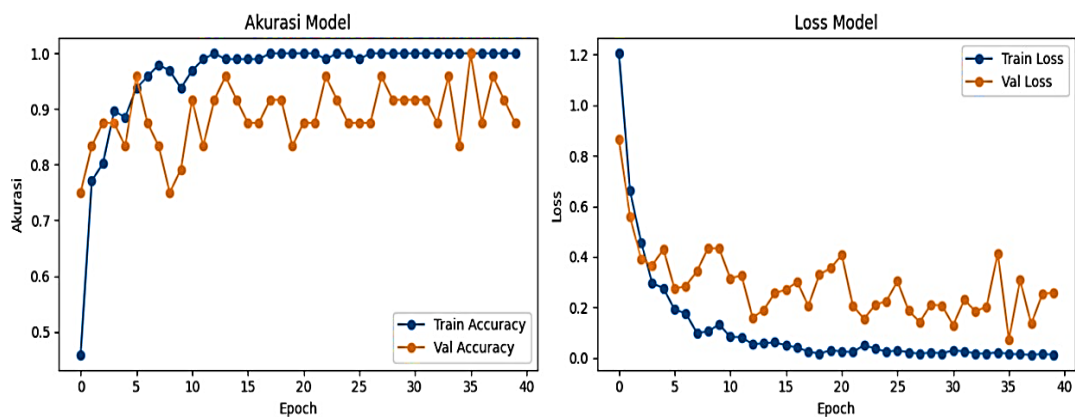
B. Skenario Uji

Berdasarkan hasil pengujian data *train* terhadap 120 gambar daun tembakau, yang dikelompokkan ke dalam empat kategori: patik daun, daun keriting, layu, dan penyakit lanas, diperoleh akurasi klasifikasi sebesar .

Tabel 3. Data Latih

<i>Epoch</i>	<i>Accuracy</i>	<i>Loss</i>
10	0,8333	0,2960
20	0.8750	0,3880
30	0,8750	0,2862
40	0,9583	0,2505
50	0,9167	0,3190

Dari tabel 3 yang disajikan, terlihat bahwa akurasi maksimum tercapai pada *epoch* ke-40, dengan nilai 95,83% dan tingkat *loss* terendah sebesar 0,2505. Ini mengindikasikan bahwa model telah mencapai kinerja terbaiknya sebelum mencapai 50 *epoch*, dan penambahan *epoch* setelahnya tidak memberikan peningkatan akurasi yang berarti. Di bawah ini disajikan Gambar 3 grafik hasil yang menunjukkan pelatihan selama 40 *epoch*.



Gambar 7. Hasil Grafik

Grafik yang menunjukkan akurasi dan kehilangan selama pelatihan model memperlihatkan tren positif yang menandakan kinerja yang memuaskan dari arsitektur CNN MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan gambar daun tembakau. Dalam grafik akurasi, terlihat bahwa nilai akurasi pada data pelatihan meningkat dari awal hingga mencapai puncaknya sekitar *epoch* ke-12, dengan angka akurasi hampir mencapai 100%. Seiring berjalannya waktu, akurasi pada data validasi menunjukkan peningkatan yang konsisten, mencapai puncaknya sekitar *epoch* ke-36. Selisih yang kecil antara akurasi pelatihan dan validasi menandakan bahwa model tidak mengalami overfitting yang signifikan. Ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik, sehingga tidak hanya efektif dalam mengenali pola pada data pelatihan, tetapi juga mampu mempertahankan kinerja yang tinggi pada data yang belum pernah dihadapi sebelumnya.

Grafik *loss* menunjukkan tren penurunan yang menggembirakan untuk kedua jenis data, yaitu data pelatihan dan validasi. Nilai *loss* pada data pelatihan terus menurun, mencapai titik

terendah pada *epoch* ke-28, sedangkan *loss* validasi mencatat nilai minimum sekitar *epoch* ke-26. Meskipun ada sedikit fluktuasi (ketidakstabilan) dalam *loss* validasi, tren keseluruhan tetap menunjukkan penurunan, yang menandakan bahwa proses pembelajaran berjalan dengan baik. Selain itu, jarak antara nilai *loss* pelatihan dan validasi tidak terlalu signifikan, yang semakin memperkuat kesimpulan bahwa model tidak mengalami *overfitting* dan menunjukkan kinerja yang konsisten. Secara keseluruhan, visualisasi akurasi dan kehilangan ini menunjukkan bahwa model CNN MobileNetV2 berhasil memahami karakteristik gambar daun tembakau dengan baik, serta menunjukkan kinerja yang memuaskan baik selama proses pelatihan maupun validasi.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian bahwa model ini menunjukkan kinerja yang baik, dengan akurasi validasi mencapai 95,83% dan nilai *loss* terendah sebesar 0,2505 pada *epoch* ke-40. Temuan ini menegaskan efektivitas MobileNetV2 dalam mengklasifikasikan gambar daun tembakau, serta kemampuannya untuk melakukan generalisasi dengan baik pada data yang belum pernah dihadapi sebelumnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Mismawarni Srima Ningsih, Fardedi, Syafrison, Giska Oktabriana, Mela Rahmah, and Hary Yanto Jailani, "Pengaruh Infeksi Virus Kerupuk terhadap Pertumbuhan dan Hasil Tanaman Tembakau Payakumbuh," *J. Ris. Perkeb.*, vol. 5, no. 1, pp. 11–17, 2024, doi: 10.25077/jrp.5.1.11-17.2024.
- [2] Y. Xin *et al.*, "Machine Learning and Deep Learning Methods for Cybersecurity," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 35365–35381, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2836950.
- [3] M. R. D. Septian, A. A. A. Paliwang, M. Cahyanti, and E. R. Swedia, "Penyakit Tanaman Apel Dari Citra Daun Dengan Convolutional Neural Network," *Sebatik*, vol. 24, no. 2, pp. 207–212, 2020, doi: 10.46984/sebatik.v24i2.1060.
- [4] F. A. A. Harahap, A. N. Nafisa, E. N. D. B. Purba, and N. A. Putri, "Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur Model Mobilenetv2 Dalam Klasifikasi Penyakit Tumor Otak Glioma, Pituitary Dan Meningioma," *J. Teknol. Informasi, Komputer, dan Apl. (JTika)*, vol. 5, no. 1, pp. 53–61, 2023, doi: 10.29303/jtika.v5i1.234.
- [5] M. Murinto, M. Rosyda, and M. Melany, "Klasifikasi Jenis Biji Kopi Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning pada Model VGG16 dan MobileNetV2," *JRST (Jurnal Ris. Sains dan Teknol.)*, vol. 7, no. 2, p. 183, 2023, doi: 10.30595/jrst.v7i2.16788.
- [6] B. Karnadi and T. Handhayani, "Klasifikasi Jenis Buah dengan Menggunakan Metode," pp. 35–42, 2024, doi: 10.30864/eksplora.v14i1.1067.
- [7] O. V. Putra, M. Z. Mustaqim, and D. Muriatmoko, "Transfer Learning untuk Klasifikasi Penyakit dan Hama Padi Menggunakan MobileNetV2," *Techno.Com*, vol. 22, no. 3, pp. 562–575, 2023, doi: 10.33633/tc.v22i3.8516.
- [8] R. Prabowo, Y. Heningtyas, machudor Yusman, M. Iqbal, and O. D. E. Wulansari, "Klasifikasi Image Tumbuhan Obat (Keji Beling) Menggunakan Artificial Neural Network," *J. Komputasi*, vol. 9, no. 2541–0350, pp. 88–92, 2021, doi: 10.23960/komputasi.v9i2.2868.
- [9] J. Sanjaya and M. Ayub, "Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan

- Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 311–323, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2688.
- [10] S. Andika Maulana, S. Husna Batubara, Y. Permata Putri Pasaribu, H. Syahputra, and F. Ramadhani, “Deteksi Burung Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Dengan Model Arsitektur Mobilenetv2,” *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 8, no. 4, pp. 6108–6114, 2024, doi: 10.36040/jati.v8i4.10126.
- [11] E. I. Haksoro and A. Setiawan, “Pengenalan Jamur Yang Dapat Dikonsumsi Menggunakan Metode Transfer Learning Pada Convolutional Neural Network,” *J. ELTIKOM*, vol. 5, no. 2, pp. 81–91, 2021, doi: 10.31961/eltikom.v5i2.428.
- [12] A. T. Rahman, A. Setyanto, and H. Al Fatta, "Klasifikasi Penyakit Daun Apel Menggunakan Arsitektur CNN dengan Transfer Learning," *Jurnal SENOPATI: Sustainability, Ergonomics, Optimization, and Application of Industrial Engineering*, vol. 6, no. 1, pp. 42-49, 2024. doi: 10.31284/j.senopati.2024.v6i1.6574.