JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

Sistem Klasifikasi Daun Tanaman Obat dan Beracun Menggunakan *Convolutional Neural Network* Berbasis Raspberry Pi

Aseftia Alhani, Rahmi Hidayati*, Tedy Rismawan

Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, Rekayasa Sistem Komputer, Universitas Tanjungpura, Pontianak, Indonesia
Email: [1]aseftiaalhani@student.untan.ac.id, [2,*]rahmihidayati@siskom.untan.ac.id, [3]tedyrismawan@siskom.untan.ac.id
Email Penulis Korespondensi: rahmihidayati@siskom.untan.ac.id*
Submitted **04-06-2026**; Accepted **02-10-2026**; Published **31-10-2026**

Abstrak

Tanaman obat dan tanaman beracun seringkali menunjukkan kemiripan morfologi pada daunnya, sehingga sulit dibedakan secara visual dan meningkatkan risiko penyalahgunaan. Tujuan penelitian ini adalah untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis berbasis citra daun menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang diimplementasikan pada Raspberry Pi untuk membedakan antara tanaman obat dan tanaman beracun. Metode yang diusulkan memanfaatkan model CNN yang dilatih pada arsitektur MobileNetV2 yang dimodifikasi dengan dataset yang terdiri dari 3.200 gambar daun dari 27 kelas, termasuk 15 tanaman obat, 11 tanaman beracun, dan 1 kelas non-daun. Sistem ini dirancang menggunakan *framework Flask* sebagai antarmuka *web*, *database* MySQL untuk penyimpanan data, dan diintegrasikan dengan kamera RaspiCam OV5647 untuk mendukung dua mode akuisisi gambar: unggah gambar dan pengambilan gambar secara *real-time*. Pengujian dilakukan menggunakan 135 gambar uji, dan hasilnya menunjukkan bahwa akurasi klasifikasi mencapai 96% untuk gambar yang diunggah dan 90% untuk pengambilan gambar secara langsung. Hasil klasifikasi ditampilkan secara *real-time* di situs *web* dan disimpan dalam *database* sebagai riwayat klasifikasi. Temuan ini menunjukkan bahwa CNN yang dimodifikasi dapat mengklasifikasikan tanaman obat dan tanaman beracun secara otomatis, cepat, dan akurat. Sistem yang dikembangkan berpotensi untuk diterapkan di lingkungan dunia nyata sebagai solusi berbasis *web*, sehingga mendukung klasifikasi tanaman yang efisien dan meningkatkan keselamatan publik dalam pemanfaatan tanaman.

Kata Kunci: *Convolutional Neural Network* ; Klasifikasi; Tanaman Obat; Tanaman Beracun; Raspberry Pi

Abstract

Medicinal and poisonous plants often exhibit morphological similarities in their leaves, making them difficult to distinguish visually and increasing the risk of misuse. The purpose of this research is to develop an automatic classification system based on leaf imagery using the Convolutional Neural Network (CNN) method implemented on a Raspberry Pi to differentiate between medicinal and poisonous plants. The proposed method utilizes a CNN model trained on a modified MobileNetV2 architecture with a dataset consisting of 3,200 leaf images from 27 classes, including 15 medicinal plants, 11 poisonous plants, and 1 non-leaf class. The system is designed using the Flask framework as a web interface, MySQL database for data storage, and integrated with the RaspiCam OV5647 camera to support two modes of image acquisition: image upload and real time capture. Testing was conducted using 135 test images, and the results showed that the classification accuracy reached 96% for uploaded images and 90% for live capture. The classification results are displayed in real time on the website and stored in the database as classification history. These findings indicate that the modified CNN can classify medicinal and poisonous plants automatically, quickly, and accurately. The developed system has the potential to be applied in real world environments as a web-based solution, thereby supporting efficient plant classification and enhancing public safety in plant utilization.

***Keywords**: Convolutional Neural Network; Classification; Medicinal Plants; Poisonous Plants; Raspberry Pi*

1. PENDAHULUAN

Indonesia dikenal sebagai salah satu negara dengan keanekaragaman hayati tertinggi di dunia, terutama dalam hal spesies tanaman herbal. Terdapat sekitar 30.000 spesies tumbuhan yang tumbuh di hutan tropis Indonesia, dengan sekitar 9.600 di antaranya diketahui memiliki khasiat sebagai tanaman obat [1]. Tanaman herbal telah lama menjadi alternatif pengobatan tradisional karena memiliki efek samping yang lebih sedikit dibandingkan obat-obatan kimia dan relatif lebih aman digunakan dalam jangka panjang. Namun, salah satu tantangan dalam memanfaatkan keanekaragaman ini adalah mengenali perbedaan antara tanaman obat dan tanaman lainnya, terutama berdasarkan ciri visual seperti daun [2].

Secara morfologi, tumbuhan tersusun atas tiga organ utama yaitu akar, batang, dan daun [3]. Daun sering kali menjadi bagian tumbuhan yang mudah dikenali secara kasat mata, namun ada beberapa spesies tanaman yang memiliki bentuk dan warna daun yang hampir sama, sehingga kesulitan jika di klasifikasi secara manual [4]. Selain itu, daun juga mengandung berbagai zat bermanfaat seperti vitamin, mineral, dan antioksidan yang berperan penting dalam menjaga kesehatan manusia [5]. Oleh karena itu, pengenalan dan pemanfaatan tanaman obat menjadi sangat penting.

Pemerintah Indonesia, melalui Kementerian Kesehatan, telah mengeluarkan Keputusan Menteri Kesehatan Republik Indonesia Nomor HK.01.07/Menkes/187/2017 mengenai Formularium Ramuan Obat Tradisional Indonesia, yang mencantumkan sejumlah tanaman dengan khasiat obat yang diakui secara resmi. Namun, masih banyak masyarakat yang kesulitan untuk mengenali tanaman obat tersebut karena kemiripan visual daun antarspesies [6]. Di sisi lain, tanaman beracun sering kali memiliki kemiripan bentuk dengan tanaman obat, sehingga meningkatkan risiko paparan racun yang

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

berbahaya bagi manusia maupun hewan [7], [8]. Hal ini menyebabkan adanya kebutuhan mendesak akan suatu sistem yang mampu mengklasifikasikan daun tanaman berdasarkan ciri visualnya secara akurat dan cepat [9], [10].

Kemajuan di bidang kecerdasan buatan dan pengolahan citra digital saat ini membuka jalan bagi terbentuknya sistem klasifikasi tanaman yang lebih efisien dan akurat. Salah satu cabang machine learning yang berperan besar dalam perkembangan ini adalah deep learning, yakni pendekatan yang mempelajari representasi data melalui model komputasi berlapis [11], [12]. Di antara berbagai metode pengolahan citra yang ada, Convolutional Neural Network (CNN) menjadi salah satu algoritma deep learning yang paling banyak digunakan karena kemampuannya mengolah data dua dimensi seperti gambar maupun suara. Efektivitas CNN dalam tugas klasifikasi citra, termasuk pengenalan karakteristik daun tanaman, telah dibuktikan oleh sejumlah penelitian terdahulu [13], [14], [15], [16]. Ketika teknologi ini diintegrasikan ke dalam sistem berbasis website, akses masyarakat untuk mengklasifikasikan tanaman obat maupun tanaman beracun menjadi lebih luas dan mudah dijangkau [17], [18], [19]. Kondisi tersebut menegaskan pentingnya sebuah sistem berbasis web yang mampu membantu masyarakat awam mengenali dan membedakan kedua jenis tanaman tersebut melalui citra daun, mengingat kesalahan dalam proses klasifikasi berpotensi menimbulkan akibat yang fatal.

Beberapa penelitian sebelumnya juga mendukung pengembangan sistem klasifikasi berbasis CNN. Salah satu penelitian menggunakan CNN yang terintegrasi dengan Raspberry Pi untuk melakukan autentikasi daun herbal dari tujuh jenis tanaman. Sistem ini memanfaatkan citra hasil tangkapan kamera Raspberry Pi yang kemudian diklasifikasi secara otomatis menggunakan CNN tanpa melalui ekstraksi fitur manual, dan menghasilkan akurasi sebesar 94,45% pada data pelatihan, 93,62% pada pengujian *offline*, serta 91,04% pada pengujian *online* [20]. Penelitian lain mengembangkan sistem klasifikasi daun tanaman obat menggunakan model CNN berbasis arsitektur VGG16 dengan dataset sebanyak 6.100 citra dari 10 jenis tanaman. Dengan penerapan teknik augmentasi seperti rotasi dan pergeseran, penelitian tersebut memperoleh akurasi validasi sebesar 90,74% dan akurasi uji sebesar 92% [21]. Selanjutnya, penelitian berbasis *web* untuk klasifikasi citra mata normal dan mata katarak juga telah dilakukan dengan memanfaatkan CNN. Dataset yang digunakan terdiri dari 512 citra, dan model dilatih hingga 25 *epoch* sehingga menghasilkan akurasi sebesar 93,33% pada pengujian. Sistem ini dijalankan melalui antarmuka berbasis *Flask* dan mampu memberikan prediksi secara *real-time* [22].

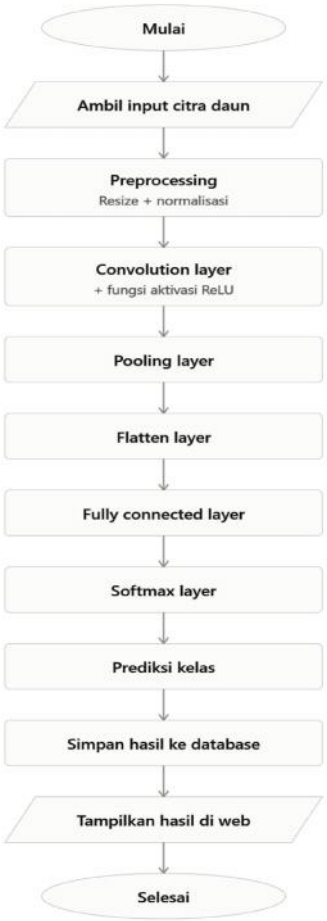
Penelitian ini mengembangkan sebuah sistem berbasis web yang mampu mengklasifikasi tanaman obat dan beracun menggunakan CNN. Data yang digunakan berupa citra daun tanaman obat dan tanaman beracun, yang akan digunakan untuk melatih model CNN dan menguji akurasinya. Dengan adanya penelitian ini, diharapkan dapat membantu masyarakat dalam mengenali tanaman obat dan beracun secara lebih akurat dan efisien, sehingga dapat mengurangi risiko kesalahan dalam mengklasifikasi tanaman beracun yang dapat membahayakan kesehatan. Kontribusi kebaruan penelitian ini dapat dilihat dari beberapa sisi apabila dibandingkan dengan karya-karya terdahulu. Pertama, dari segi kompleksitas kelas, arsitektur MobileNetV2 yang dimodifikasi pada penelitian ini dirancang untuk mengenali 27 kelas daun sekaligus (15 tanaman obat, 11 tanaman beracun, dan 1 kelas non-daun) jumlah yang jauh melampaui cakupan penelitian autentikasi daun herbal berbasis Raspberry Pi sebelumnya yang hanya menangani tujuh jenis tanaman, maupun penelitian berbasis VGG16 yang membatasi diri pada sepuluh jenis tanaman obat. Jika dibandingkan pula dengan penelitian deteksi katarak yang hanya membedakan dua kondisi citra mata, cakupan kelas pada penelitian ini tergolong jauh lebih luas. Kedua, dari sisi implementasi perangkat, sistem yang dibangun tidak hanya berjalan pada Raspberry Pi tetapi juga mengakomodasi dua mode akuisisi citra sekaligus unggah gambar dan pengambilan langsung secara real-time melalui kamera sehingga penggunaannya lebih fleksibel dibandingkan penelitian autentikasi daun herbal yang hanya mengandalkan satu mode akuisisi kamera, maupun penelitian klasifikasi tanaman obat berbasis VGG16 dan klasifikasi katarak berbasis web yang keduanya belum diimplementasikan pada perangkat embedded.

2. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian yang digunakan dalam pengembangan sistem klasifikasi tanaman obat dan beracun ini menerapkan alur kerja CNN. Proses dimulai dengan pengambilan citra daun sebagai input, baik dari hasil unggah gambar maupun pengambilan langsung menggunakan kamera Raspberry Pi. Selanjutnya, citra melalui tahap pre-processing yang meliputi perubahan ukuran (resize) dan normalisasi agar sesuai dengan format input model. Tahap berikutnya adalah lapisan konvolusi dengan fungsi aktivasi ReLU untuk mengekstraksi fitur penting dari citra. Hasilnya diproses pada lapisan pooling guna mereduksi dimensi data tanpa menghilangkan informasi signifikan. Data kemudian diubah menjadi bentuk vektor melalui lapisan flatten, lalu diproses pada lapisan fully connected untuk mengintegrasikan informasi dari seluruh fitur. Keluaran dari lapisan fully connected diproses pada lapisan softmax untuk menghasilkan probabilitas tiap kelas daun. Tahap prediksi kelas kemudian menentukan kategori kelas daun (obat atau beracun). Secara lebih rinci, keluaran lapisan softmax berupa nilai probabilitas untuk 27 kelas, mencakup label tiap spesies individual ditambah satu kelas khusus untuk citra non-daun. Setiap label spesies yang berhasil diprediksi kemudian dikaitkan dengan salah satu dari dua kategori fungsional tanaman obat atau tanaman beracun melalui sebuah tabel referensi (lookup) statis yang memuat pemetaan 26 spesies tersebut, terdiri atas 15 kelas ke kategori obat (Tabel 1) dan 11 kelas ke kategori beracun (Tabel 2). Khusus untuk kasus di mana citra diklasifikasikan sebagai kelas ke-27 (non-daun), sistem tidak memaksakan pemetaan ke salah satu kategori, melainkan memunculkan notifikasi bahwa gambar yang diunggah bukan citra daun dan meminta pengguna mengunggah ulang citra yang sesuai. Hasil prediksi disimpan di basis data dan ditampilkan melalui antarmuka web. Alur kerja CNN yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom



Gambar 1. Tahapan Alur Kerja CNN

2.1 Pengumpulan Data

Pada tahap ini dilakukan pengumpulan data berupa citra daun dari jenis tumbuhan berobat dan tumbuhan beracun. Data yang dikumpulkan terdiri dari total 26 jenis tanaman dan 1 jenis bukan daun, dengan jumlah keseluruhan sebanyak 3.200 gambar. Kelas tanaman dibagi menjadi dua kategori kelas utama, yaitu 15 jenis tanaman obat dan 11 jenis tanaman beracun. Data citra daun diperoleh dari berbagai sumber seperti dokumentasi pribadi, pengambilan langsung melalui kamera HP, serta data dari situs seperti Kaggle.com. Setiap kelas daun memiliki jumlah gambar yang bervariasi, berkisar antara 100 hingga 224 gambar. Tujuan dari pengumpulan data ini adalah untuk membangun model CNN agar mampu mengenali dan membedakan citra daun tanaman obat dengan tanaman beracun secara otomatis. Sebelum digunakan dalam pelatihan model, data citra daun dilakukan proses validasi manual untuk memastikan kualitas dan kesesuaian citra, serta dilakukan pra-pemrosesan meliputi pengubahan ukuran gambar dan normalisasi piksel. Skema stratified split digunakan dalam pembagian dataset agar proporsi citra pada tiap kelas tetap merata di setiap subset yang dihasilkan. Dengan skema ini, dari keseluruhan 3.200 citra, sebanyak 70% (2.240 citra) dialokasikan sebagai data latih, 10% (320 citra) sebagai data validasi, dan sisanya 20% (640 citra) digunakan sebagai data uji. Rincian jumlah gambar untuk masing-masing jenis tanaman obat terdiri dari 15 jenis dengan jumlah gambar yang digunakan, jenis tanaman obat dapat dilihat pada Tabel 1.

Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1324
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

Tabel 1. Kelas Dataset Daun Tanaman Obat

No.	Nama Spesies Tanaman	Jumlah Gambar
1.	Daun Pegagan	100
2.	Daun Pare	101
3.	Daun Kopasanda	156
4.	Daun Jarak	114
5.	Daun Lengkuas	100
6.	Daun Lada Hitam	100
7.	Bay Leaf	100
8.	Daun Ciplukan	100
9.	Daun Mahkota Dewa	100
10.	Daun Bawang Sabrang	105
11.	Daun Sirih	100
12.	Daun Mengkudu	100
13.	Daun Sambung Nyawa	100
14.	Daun Kunyit	100
15.	Daun Meniran	125

Untuk gambar citra daun tanaman obat yang terdiri dari 15 jenis tanaman obat yaitu pegagan, pare, kopasanda, jarak, lengkuas, lada hitam, salam, ciplukan, mahkota dewa, bawang sabrang, sirih, mengkudu, sambung nyawa, kunyit dan meniran dapat dilihat Gambar 2.



Gambar 2. Data Tanaman Obat

Rincian jumlah gambar untuk masing-masing jenis tanaman beracun terdiri dari 11 jenis dengan jumlah gambar bervariasi, jenis tanaman beracun dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Kelas Dataset Daun Tanaman Beracun

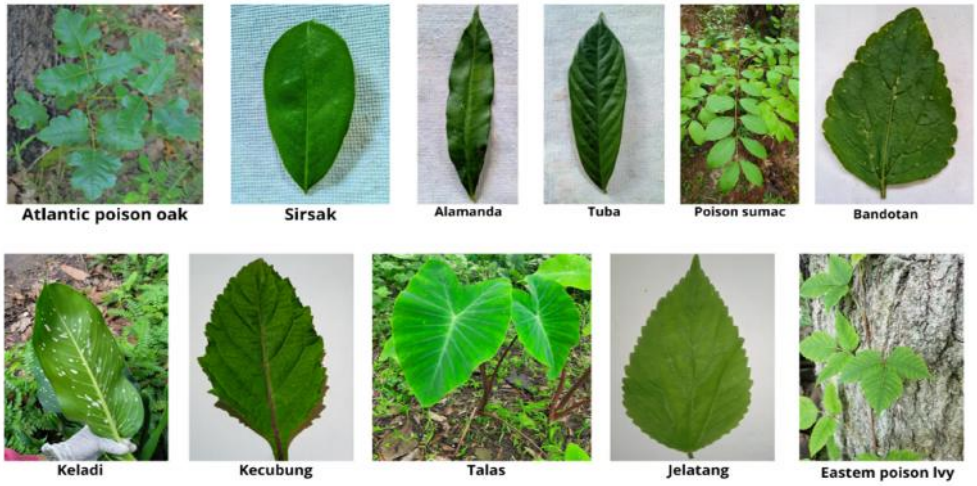
No	**Nama Spesies Tanaman**	**Jumlah Gambar**
1	Daun Atlantic Poison Oak	128
2	Daun Sirsak	106
3	Daun Alamanda	224
4	Daun Tuba	111
6	Daun Bandotan	101
7	Daun Keladi	140

Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1325
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

8	Daun Kecubung	101
9	Daun Talas	111
10	Daun Jelatang	102
11	Daun Eastern Poison Ivy	125

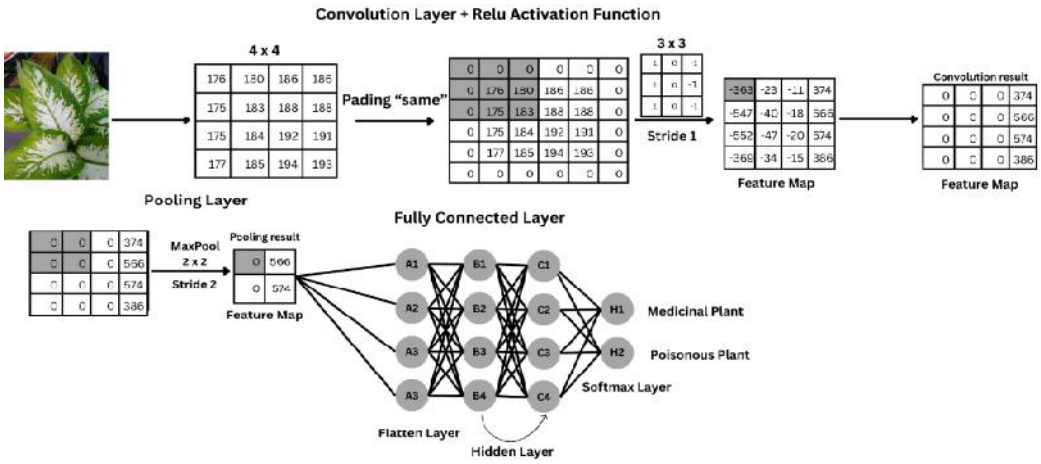
Untuk gambar citra daun tanaman beracun yang terdiri dari 11 jenis tanaman beracun yaitu Atlantic poison oak, sirsak, alamanda, tuba, poison sumac, bandotan, keladi, kecubung, talas, jelatang dan eastem poison ivy dapat dilihat Gambar 3.



Gambar 3. Data Tanaman Beracun

2.2 *Convolutional Neural Network*

Sebagai pengembangan dari MultiLayer Perceptron (MLP), CNN dirancang khusus untuk mengolah data dua dimensi seperti citra digital secara efisien secara komputasional, dengan konsep yang terinspirasi dari pola konektivitas neuron pada visual cortex hewan saat mengenali objek visual. Arsitektur CNN pada dasarnya tersusun dari dua tahap besar, yakni ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pada tahap ekstraksi fitur, citra melewati convolutional layer dan pooling layer yang bekerja sama dengan fungsi aktivasi ReLU untuk menghasilkan vektor fitur representatif. Vektor tersebut kemudian diratakan (flattening) dan diteruskan ke fully connected layer yang tersusun atas beberapa hidden layer, sebelum akhirnya softmax layer menghasilkan keluaran berupa kelas prediksi beserta tingkat akurasinya [19]. Gambaran arsitektur CNN yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Arsitektur CNN

a. *Convolutional Layer*

Convolutional layer menjadi komponen inti CNN yang berfungsi mengekstraksi fitur dari citra masukan dengan menerapkan bobot konvolusi yang bervariasi pada tiap operasi. Melalui proses konvolusi yang dilakukan berulang kali, lapisan ini mampu menghasilkan feature map yang merepresentasikan ciri-ciri penting dari citra gambar.

b. *Pooling layer*

Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1326
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

Pooling layer diterapkan untuk menekan jumlah parameter yang harus dilatih sehingga waktu komputasi dapat dipersingkat. Dua teknik pooling yang umum digunakan adalah max pooling, yang mengambil nilai tertinggi dari suatu area tertentu, dan average pooling, yang menghitung nilai rata-rata fitur pada area yang sama.

c. Fungsi Aktivasi ReLu

Dalam jaringan CNN, fungsi aktivasi bertugas mentransformasikan data input ke dimensi yang lebih tinggi agar proses klasifikasi dapat berlangsung. ReLU merupakan salah satu fungsi aktivasi yang lazim dipakai, bekerja dengan cara mengubah setiap nilai input negatif menjadi nol.

d. *Fully Connected Layer*

Pada fully connected layer, setiap neuron saling terhubung melalui lintasan yang sama untuk mengolah fitur citra yang telah diekstraksi oleh layer-layer sebelumnya, lalu mengklasifikasikannya ke dalam salah satu dari 26 jenis tanaman yang telah ditentukan. Keluaran dari lapisan ini berupa nilai probabilitas untuk masing-masing kelas tanaman, dan kelas dengan nilai probabilitas tertinggi kemudian dipilih sistem sebagai hasil akhir prediksi.

e. *Softmax Layer*

Pada layer output CNN, softmax berperan mengonversi nilai logit yang dihasilkan fully connected layer menjadi distribusi probabilitas yang jumlah totalnya bernilai 1. Dengan mekanisme ini, hasil prediksi menjadi lebih mudah diinterpretasikan sebab peluang tiap kelas dapat terukur secara jelas.

2.3 *Confusion Matrix*

Confusion matrix adalah salah satu teknik dalam data mining dan machine learning yang dipakai untuk mengukur sejauh mana sebuah model mampu memprediksi label data secara tepat. Teknik ini kerap diterapkan pada evaluasi model klasifikasi, di mana model dituntut memprediksi label berdasarkan atribut-atribut data yang tersedia, sekaligus membandingkan nilai aktual dengan nilai hasil prediksi [23]. Pemetaan *confusion matrix* yang digunakan pada penelitian ini disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Tabel pemetaan *Confusion matrix*

		Prediksi	
Aktual		True	False
	True	TP	FP
	False	FN	TN

Confusion matrix membantu mengukur kinerja dimana ouput algoritma dapat berada dalam dua kategori atau lebih biasa disebut *Positive* atau *Negative*, *True* atau *False*. Ada empat nilai yang dihasilkan di dalam tabel *confusion matrix*, di antaranya *True Positive* (TP), *False Positive* (FP), *False Negative* (FN), dan *True Negative* (TN) [24].

Dalam melakukan proses klasifikasi model label kelas menggunakan beberapa matriks diantaranya *accuracy, precision, recall, dan f1-score.* Setiap baris matriks mewakili kelas dari data aktual, kolom mewakili kelas data prediksi begitu juga dengan sebaliknya.

a. *Accuracy*

Accuracy merupakan nilai proporsi secara keseluruhan dalam mendefinisikan tingkat ketepatan pada proses klasifikasi data dengan bentuk persentase, dihitung dengan persamaan 1.

$$A = \frac{T + T}{T + F + F + T} \quad (1)$$

b. *Precision*

Precision adalah matrix yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model klasifikasi memberikan prediksi yang benar secara positif, dihitung dengan persamaan 2.

$$P = \frac{T}{TP + F} \quad (2)$$

c. *Recall*

Recall adalah *matrix* yang digunakan untuk mengukur sejauh mana model klasifikasi dapat mengklasifikasi semua kasus positif yang sebenarnya, dihitung dengan persamaan 3.

$$R = \frac{T}{T + F} \quad (3)$$

Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1327
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

d. *F1- Score*

F1-Score adalah nilai dari perhitungan precision dan recall. *F1-Score* yang tinggi menunjukan bahwa model memiliki keseimbangan yang baik di antara keduanya, dihitung dengan persamaan 4.

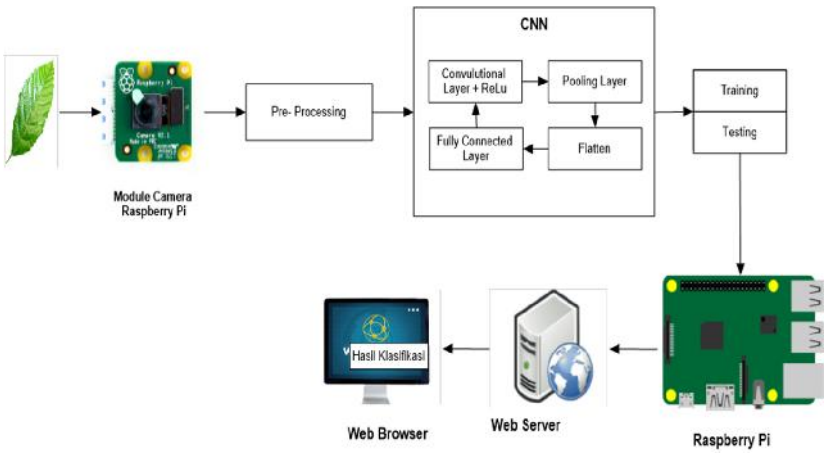
$$F1-S \quad = 2\,x\,\frac{P \quad x\,R}{Pr \quad +R \quad l} \tag{4}$$

Karena model yang dibangun bersifat multiclass dengan 27 kelas keluaran, pendekatan *weighted average* dipilih untuk menghitung Precision, Recall, dan F1-Score pada tahap pelatihan maupun validasi. Dalam pendekatan ini, metrik dihitung terlebih dahulu untuk masing-masing kelas, kemudian dirata-ratakan dengan pembobotan proporsional sesuai jumlah sampel tiap kelas, sehingga ketimpangan jumlah citra antarkelas tetap dapat terakomodasi secara adil. Berbeda halnya pada tahap evaluasi dengan confusion matrix (Gambar 11), di mana hasil prediksi 27 kelas terlebih dahulu direduksi menjadi dua kategori utama tanaman obat dan tanaman beracun mengacu pada tabel pemetaan kelas yang telah dipaparkan pada bagian Metodologi Penelitian. Langkah reduksi ini diperlukan untuk menilai kemampuan sistem dalam membedakan dua kategori fungsional yang menjadi inti tujuan aplikasi, yakni memisahkan antara tanaman yang aman dikonsumsi (obat) dan tanaman yang berisiko (beracun).

2.4 Rancangan Arsitektur Sistem CNN

Perancangan arsitektur sistem pada penelitian ini meliputi perancangan pada perangkat keras dan perangkat lunak. Perancangan perangkat keras terdiri atas *webcam* maupun raspicam sebagai alat *input* untuk menangkap citra daun, serta Raspberry Pi sebagai unit pengendali utama yang memproses *input* dan menjalankan sistem klasifikasi. Perangkat ini bertugas mengambil citra secara langsung dari pengguna melalui kamera atau *upload* gambar yang kemudian diproses oleh perangkat lunak. Perancangan perangkat lunak meliputi antarmuka *web* berbasis *Flask*, model klasifikasi CNN dengan arsitektur MobileNetV2, serta sistem basis data MySQL untuk menyimpan riwayat klasifikasi. Sistem ini mengatur alur data dari *input* gambar, proses klasifikasi, penyimpanan data dan menampilkan hasil.

Proses kerja sistem diawali dari pengguna yang memberikan citra daun melalui fitur *upload* atau kamera. Citra kemudian dikirimkan ke model CNN yang telah dilatih untuk mengenali berbagai jenis daun tanaman obat dan beracun. Hasil klasifikasi berupa nama tanaman dan kategori akan ditampilkan di halaman *web* beserta informasi tambahan seperti khasiat, efek samping, deskripsi, dan cara perawatan. Data klasifikasi juga akan disimpan secara otomatis ke dalam *database*. Gambar arsitektur sistem klasifikasi tanaman obat dan beracun menggunakan CNN dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Rancangan sistem klasifikasi tanaman obat dan beracun berbasis *web* dengan menggunakan metode CNN

2.5 Alur Proses Sistem pada Raspberry Pi dan Raspicam

Proses alur sistem pada Raspberry Pi dan RaspiCam diawali dari tahap pengambilan citra daun secara langsung melalui modul kamera RaspiCam. Proses ini mencakup inisialisasi kamera, pengaturan resolusi gambar, pengambilan citra, serta penyimpanan file gambar secara otomatis ke dalam direktori penyimpanan *server Flask*. Setelah citra berhasil diambil, sistem akan melakukan validasi format file untuk memastikan gambar sesuai dengan ketentuan yang diperlukan untuk klasifikasi. Tahap ini berperan sebagai proses akuisisi citra yang mendukung kelancaran tahap klasifikasi selanjutnya. Proses akuisisi ini dirancang agar dapat berjalan secara otomatis dan *real-time*, sehingga pengguna hanya perlu menekan tombol pada antarmuka *website* untuk memulai pengambilan citra daun. Adapun alur proses kerja pada Raspberry Pi dan Raspicam sebelum masuk ke dalam proses kerja CNNdapat dilihat pada Gambar 6.

Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1328
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom



Gambar 6. Alur proses kerja pada Raspberry Pi dan Raspicam

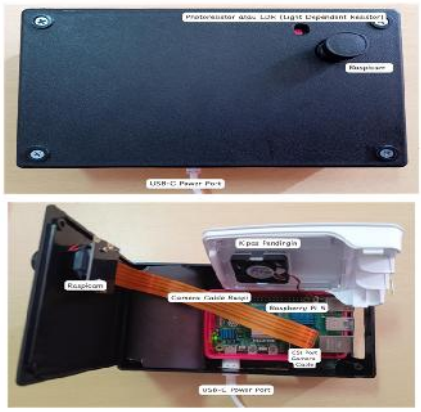
3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Implementasi Sistem

Implementasi sistem adalah tahap di mana rancangan perangkat keras dan perangkat lunak yang sudah dirancang sebelumnya direalisasikan agar dapat dijalankan secara optimal. Tujuan dari implementasi ini adalah memastikan sistem dapat bekerja dan berfungsi dengan baik serta sesuai harapan yaitu melakukan klasifikasi citra daun, baik melalui proses unggah gambar maupun pengambilan gambar secara langsung, serta menyajikan informasi hasil klasifikasi melalui antarmuka *website*.

a. Implementasi Perangkat Keras

Implementasi perangkat keras dilakukan sebagai tahap realisasi dari rancangan sistem klasifikasi citra daun yang telah disusun sebelumnya. Komponen utama sistem ini terdiri dari Raspberry Pi 5 sebagai pusat kendali dan pemrosesan data, serta kamera Raspicam sebagai perangkat pengambilan citra. Implementasi dilakukan dengan tujuan untuk memastikan bahwa setiap komponen dapat bekerja secara baik dalam melakukan klasifikasi dan penyajian data daun secara *real-time* melalui antarmuka *web*. Rangkaian perangkat keras pada sistem klasifikasi tanaman obat dan beracun berdasarkan citra daun ditunjukkan pada Gambar 7.



Gambar 7. Tampilan Perangkat keras Sistem

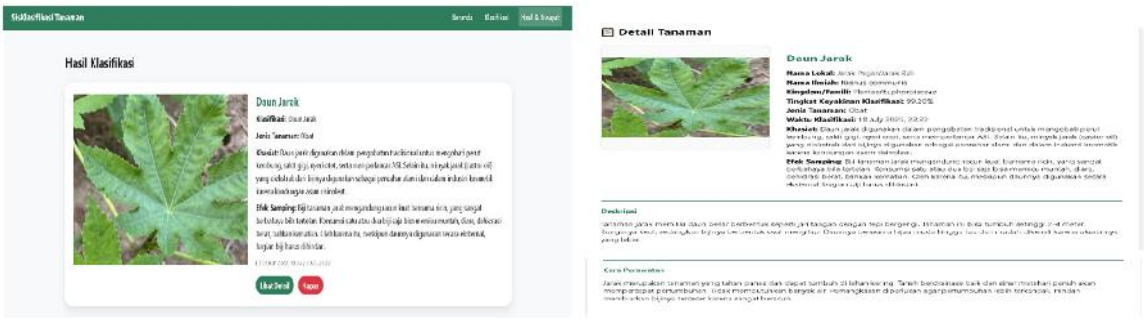
b. Implementasi Perangkat Lunak

Implementasi perangkat lunak yang dibangun meliputi pemrograman pada Raspberry Pi untuk mengintegrasikan kamera RaspiCam, melakukan pengambilan citra daun secara *real time*, menjalankan model CNN MobileNetV2 untuk proses klasifikasi, serta mengelola penyimpanan data ke *database* MySQL. Antarmuka *website* yang dibangun memberikan informasi hasil klasifikasi, nama tanaman, serta riwayat deteksi yang dilengkapi dengan waktu pengambilan citra. Halaman Dashboard menampilkan ringkasan jumlah klasifikasi dan distribusi data, sedangkan halaman Klasifikasi digunakan untuk unggah gambar atau mengambil gambar secara langsung dari kamera. Hasil prediksi ditampilkan pada halaman Hasil dan riwayat dalam bentuk kartu dengan informasi lengkap. Antarmuka *website* ini juga menyediakan

Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1329
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

halaman Detail Tanaman yang memuat informasi khasiat, efek samping, dan deskripsi tanaman. Seluruh informasi disajikan dengan tampilan yang responsif untuk memudahkan pengguna dalam membaca hasil klasifikasi. Gambar antarmuka *website* dapat dilihat pada Gambar 8.



(a) Tampilan Halaman Hasil (b) Tampilan Halaman Detail

Gambar 8. (a) Tampilan Halaman Hasil, (b) Tampilan Halaman Detail

c. Pengujian Sistem

Tahap pengujian sistem dilakukan setelah tahap implementasi perangkat lunak selesai. Pengujian ini bertujuan memastikan sistem klasifikasi citra daun yang telah dikembangkan dapat berfungsi dengan baik. Pengujian sistem dilakukan untuk mengevaluasi tingkat akurasi model dalam mengklasifikasi jenis tanaman berdasarkan citra daun. Tahap pengujian sistem ini mencakup pengujian klasifikasi citra hasil unggah gambar dan pengujian klasifikasi citra hasil pengambilan gambar secara langsung menggunakan kamera Raspberry Pi, serta pengujian terhadap pengaruh *epoch* dalam pelatihan model CNN.

Untuk memperjelas perbedaan antara kedua skenario pengujian yang digunakan dalam penelitian ini, serta bagaimana hasil prediksi 27 kelas dievaluasi dan direduksi menjadi 2 kategori fungsional (tanaman obat dan tanaman beracun), ringkasan perbandingan keduanya disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbedaan Pengujian Sistem dan Evaluasi Generalisasi

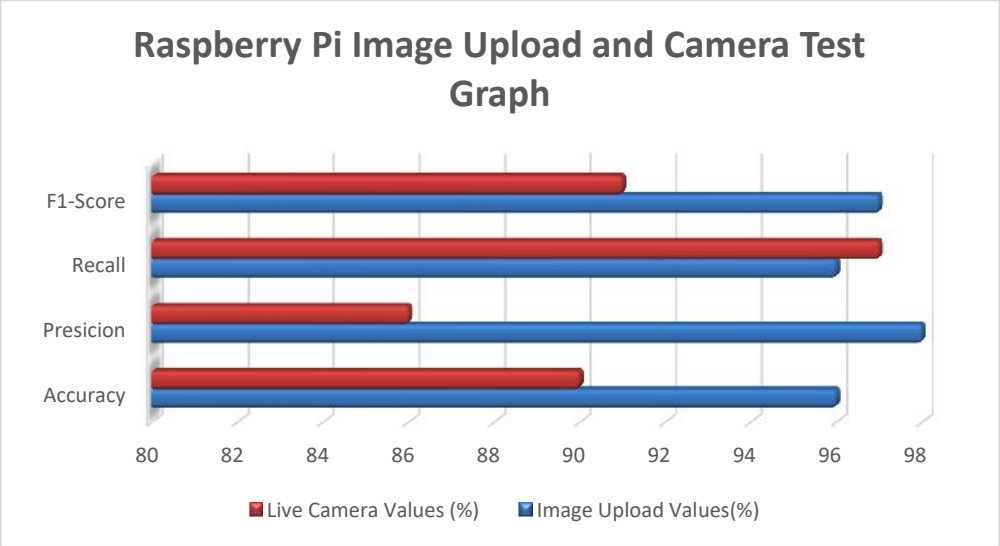
Aspek	Pengujian Sistem (135 Citra Uji)	Evaluasi Generalisasi Model (640 Citra Uji)
Tujuan	Menguji performa sistem secara *end-to-end* pada kondisi penggunaan nyata, melalui dua mode akuisisi citra (unggah gambar dan kamera langsung)	Mengevaluasi kemampuan generalisasi model secara formal melalui *confusion matrix*
Sumber dan sifat data	Citra independen yang dikumpulkan secara terpisah dari data pelatihan maupun validasi model	Subset data uji (20%) hasil *stratified split* dari total 3.200 citra dataset penelitian (lihat Bagian 2.1)
Cakupan kelas yang dievaluasi	27 kelas asli (15 kelas tanaman obat, 11 kelas tanaman beracun, dan 1 kelas non-daun), masing-masing sekitar 5 citra per kelas	Hasil prediksi 27 kelas direduksi menjadi 2 kategori fungsional, yaitu tanaman obat dan tanaman beracun
Metode evaluasi dan keluaran	Perbandingan akurasi, precision, recall, dan F1-score antara mode unggah gambar dan kamera langsung (Gambar 9)	Perhitungan *true positive*, *true negative*, *false positive*, dan *false negative* pada dua kategori melalui *confusion matrix* (Gambar 11)

1) Pengujian Klasifikasi Citra Hasil Unggah Gambar dan Kamera Langsung

Pengujian ini dilakukan untuk mengevaluasi performa model CNN dalam mengklasifikasi jenis tanaman berdasarkan citra daun yang diunggah melalui antarmuka web maupun yang di ambil secara langsung oleh kamera raspberry pi. Setiap citra di pra-proses, diprediksi, dan hasil klasifikasinya berupa nama tanaman, kategori kelas, tingkat keyakinan, serta waktu uji disimpan otomatis ke database. Total 135 citra diuji, mencakup daun tanaman obat, beracun, dan sampel non-daun sebagai data pembanding untuk menghindari kesalahan dalam klasifikasi daun. Perlu dicatat bahwa citra uji yang digunakan di sini dikumpulkan secara independen, terpisah sama sekali dari citra pelatihan maupun validasi model pada pembagian dataset di Bagian 2.1 tujuannya untuk menguji performa sistem secara *end-to-end* pada kondisi penggunaan sesungguhnya. Sampel yang digunakan berjumlah kurang lebih 5 citra per kelas dari keseluruhan 27 kelas, yang terbagi atas 15 kelas tanaman obat, 11 kelas tanaman beracun, dan satu kelas non-daun. Agar hasil kedua mode akuisisi dapat dibandingkan secara konsisten, baik skenario unggah gambar maupun pengambilan langsung via kamera Raspberry Pi dijalankan menggunakan sampel citra dan protokol pengujian yang identik. Pengujian ini menguji kemampuan sistem dalam melakukan klasifikasi secara real time dari citra yang diambil langsung menggunakan kamera Raspberry Pi. Alur meliputi inisialisasi kamera, pengambilan citra melalui web, penyimpanan, praproses, prediksi CNN, dan hasil klasifikasi ke basis data. Informasi yang di dapat berupa jenis tanaman, kategori kelas, confidence, dan waktu pengambilan. Sebanyak 135 citra daun dari berbagai jenis dikumpulkan untuk menilai kinerja dan kestabilan sistem pada kondisi nyata. Hasil pengujian klasifikasi citra hasil unggah gambar dan kamera langsung dapat dilihat pada Gambar 9.

Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1330
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom



Gambar 9. Hasil pengujian klasifikasi citra hasil unggah gambar dan kamera langsung

Berdasarkan grafik di atas hasil pengujian metode unggah gambar menunjukkan bahwa sistem klasifikasi berbasis CNN mencapai akurasi 96%. Nilai ini menegaskan bahwa model mampu mengenali dan mengklasifikasi setiap jenis daun dengan sangat akurat melalui citra yang diunggah ke antarmuka *website*. Sedangkan hasil pengujian metode kamera Raspberry Pi menunjukkan bahwa sistem mencapai akurasi 90%, yang mengindikasikan performa klasifikasi langsung dari citra daun dalam kondisi nyata dengan baik. Kesalahan klasifikasi yang sangat sedikit dipengaruhi oleh faktor pencahayaan, sudut pengambilan gambar, serta kualitas resolusi kamera.

2) Pengujian *Epoch* pada Model CNN

Pengujian ini dilakukan untuk menganalisis pengaruh *epoch* (putaran) terhadap performa kinerja model CNN dalam mengklasifikasikan citra daun tanaman obat dan beracun. Pelatihan model cnn dijalankan di google collab dengan batas maksimum 50 *epoch*, namun dikendalikan oleh tiga *callback* utama yaitu *EarlyStopping* (monitor *val_loss*, *patience* = 5, *restore_best_weights* = *True*), *ModelCheckpoint* (simpan bobot terbaik), dan *ReduceLROnPlateau* (menurunkan *learning rate* sebesar 0,2 dikalikan dengan nilai sebelumnya bila *val_loss* tidak membaik selama 3 *epoch*). *Learning rate* awal ditetapkan dengan nilai sebesar 0,001.

Secara umum, akurasi meningkat tajam pada *epoch* awal 1–10 seiring model mempelajari pola dasar citra daun. Kinerja performa model terus membaik hingga *epoch* ke 15–20, lalu memasuki fase melambat (*plateau*). Setelah tiga *epoch* berturut-turut tanpa perbaikan *val_loss*, *ReduceLROnPlateau* menurunkan *learning rate* menjadi 0,0002 pada *epoch* 23. Penurunan *learning rate* terbukti pada *epoch* 24 model mencapai performa terbaik dengan *val_accuracy* 94,38% dan val_loss 0,1650 (terendah). Pelatihan sempat berlanjut dan *learning rate* kembali turun, tetapi tidak menghasilkan peningkatan validasi yang berarti sehingga *EarlyStopping* menghentikan proses pada *epoch* 29 dan secara otomatis mengembalikan bobot terbaik dari *epoch* 24. Tabel pengujian *epoch* dalam model CNN dapat di lihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil pengujian *epoch* dalam model CNN

No	*Epoch*	Val Accuracy (%)	Val Loss	Learning Rate	Error (%)
1	1	26,88	2,5442	0,0010	73,12
2	5	73,75	0,8710	0,0010	26,25
3	10	85,62	0,4459	0,0010	14,38
4	15	91,56	0,2830	0,0010	8,44
5	20	91,56	0,2362	0,0010	8,44
6	24	**94,38**	0,1650	0,0002	**5,62**
7	25	94,38	0.1970	0,0002	5,62
8	29	93,44	0,2096	0,00004	6,56

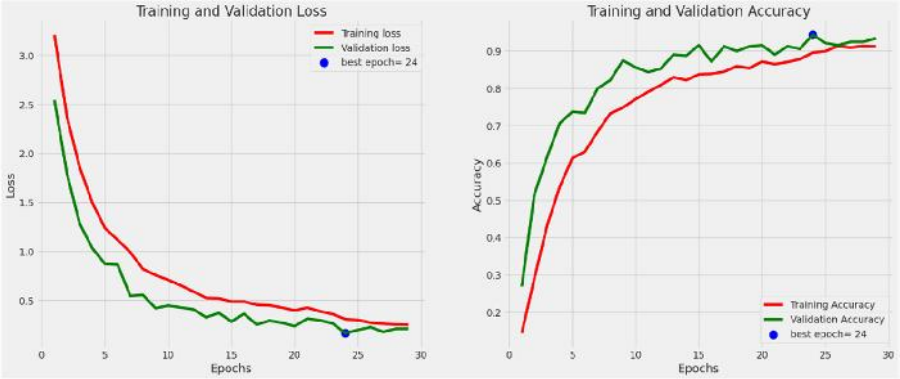
Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1331
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom

Hasil pengujian pada Tabel 5 menunjukkan bahwa model menunjukkan peningkatan signifikan pada *epoch* 1–10 dengan penurunan val_loss yang konsisten, dari 2,5442 menjadi 0,4459. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola dasar citra daun secara cepat pada tahap awal pelatihan. Selanjutnya, akurasi validasi terus meningkat hingga mencapai 91,56% pada *epoch* ke-15 dan bertahan stabil sampai *epoch* ke-20. Performa terbaik diperoleh pada *epoch* ke-24, dengan val_accuracy 94,38% dan val_loss terendah sebesar 0,1650. Pada titik ini, learning rate telah diturunkan menjadi 0,0002 melalui mekanisme ReduceLROnPlateau, yang membantu model menemukan bobot optimal. Setelah *epoch* ke-24, meskipun learning rate kembali diturunkan hingga 0,00004, tidak terjadi peningkatan akurasi yang signifikan bahkan akurasi sempat menurun tipis menjadi 93,44% pada *epoch* ke-29. Hal tersebut memicu EarlyStopping untuk menghentikan pelatihan, sekaligus mengembalikan bobot terbaik dari *epoch* ke-24. Nilai error pada tabel dapat dihitung menggunakan rumus berikut ini.

$$E \quad = 100\% - V \quad A \qquad (\%)$$

Sehingga dapat disimpulkan bahwa proses pelatihan mencapai titik optimal pada *epoch* ke-24, dengan error terendah sebesar 5,62%. Kondisi ini menunjukkan bahwa model CNN dengan mekanisme *callback* yang digunakan mampu menghindari overfitting sekaligus menjaga kestabilan akurasi validasi. Grafik Training, validation accuracy, training loss, and validation loss pada *epoch* Model CNN dapat dilihat pada Gambar 10.



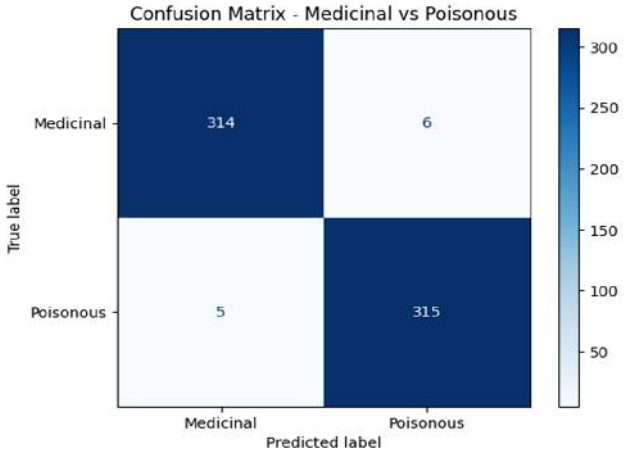
Gambar 10. Training, validation accuracy, training loss, and validation loss pada *epoch* Model CNN

Pada gambar 10 grafik *training* dan validasi *accuracy* menunjukkan perkembangan akurasi pelatihan (*training accuracy*) dan akurasi validasi (*validation accuracy*) pada setiap *epoch*. Akurasi validasi meningkat tajam di *epoch* awal dan mencapai puncaknya pada *epoch* ke-24 dengan akurasi 94,38%, yang menunjukkan model berada pada performa optimal sebelum memasuki *fase plateau*. Sedangkan pada grafik *training* dan validasi *loss* digunakan untuk melihat perubahan nilai *loss* pada data pelatihan (*training loss*) dan data validasi (*validation loss*) sepanjang proses pelatihan model CNN. Terlihat bahwa *loss* menurun signifikan pada *epoch* awal (1–10) seiring model belajar mengenali pola citra daun, dan mencapai nilai *validation loss* terendah (0,1650) pada *epoch* ke-24.

Selanjutnya, pengujian model dilakukan menggunakan data uji dari 27 kelas yang terdiri atas 640 gambar dari berbagai jenis daun tanaman obat, tanaman beracun, dan satu kelas tambahan yaitu bukan daun. Penting untuk digarisbawahi bahwa 640 citra pada tahap ini berbeda dari 135 citra yang dipakai pada pengujian sebelumnya. Kumpulan 640 citra tersebut merupakan subset data uji (20%) hasil stratified split dari keseluruhan 3.200 citra dataset penelitian, sebagaimana telah dijelaskan pembagiannya pada Bagian 2.1, dan secara khusus digunakan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model secara formal melalui confusion matrix. Sebaliknya, 135 citra pada pengujian sebelumnya merupakan sampel independen yang dikumpulkan secara terpisah dengan tujuan menilai performa sistem secara end-to-end pada kedua mode akuisisi unggah gambar dan kamera langsung dalam kondisi penggunaan nyata. Pengujian model pada tahap ini bertujuan untuk mengevaluasi performa sistem dalam mengklasifikasikan citra daun ke dalam dua kategori kelas utama, yaitu tanaman obat (medicinal) dan tanaman beracun (poisonous). Pemilihan dua kategori kelas ini didasarkan pada relevansi praktisnya, mengingat klasifikasi yang akurat sangat penting untuk menghindari kesalahan penggunaan tanaman yang berpotensi membahayakan kesehatan. Data uji yang digunakan terdiri atas citra daun yang belum pernah diproses dalam tahap pelatihan model, sehingga hasil yang diperoleh merefleksikan kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Evaluasi dilakukan menggunakan confusion matrix karena metode ini memberikan gambaran rinci mengenai distribusi prediksi model, termasuk jumlah prediksi benar (true positive dan true negative) serta jumlah kesalahan prediksi (false positive dan false negative). Analisis ini memungkinkan klasifikasi titik kelemahan model sekaligus mengukur ketepatan sistem dalam konteks aplikasi nyata. Confusion Matrix pada performa epoch dalam model CNN dapat dilihat pada Gambar 11.

Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1332
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

JURIKOM (Jurnal Riset Komputer), Vol. 13 No. 5, Oktober 2026
e-ISSN 2715-7393 (Media Online), p-ISSN 2407-389X (Media Cetak)
DOI 10.30865/jurikom.v15i5.9866
Hal 1322-1334
https://ejurnal.stmik-budidarma.ac.id/index.php/jurikom



Gambar 11. *Confusion Matrix* pada performa *epoch* dalam model CNN

Pada Gambar 11 menampilkan confusion matrix hasil pengujian model CNN pada dua kelas yang diuji. Dari total 320 citra daun obat, model mampu mengklasifikasikan 314 citra dengan benar, sementara 6 citra lainnya keliru diprediksi sebagai beracun. Sebaliknya, dari 320 citra daun beracun, sebanyak 315 citra terklasifikasi dengan benar, dan 5 citra salah terklasifikasi sebagai obat. Nilai-nilai pada diagonal utama (*true positive* untuk obat dan *true negative* untuk beracun) yang sangat tinggi menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang kuat dalam membedakan kedua kategori. Jumlah kesalahan yang relatif kecil pada sel di luar diagonal (*false positive* dan *false negative*) mengindikasikan bahwa peluang terjadinya kesalahan klasifikasi sangat rendah. Hal ini penting dalam penerapan dunia nyata, khususnya untuk menghindari risiko salah klasifikasi daun beracun sebagai daun obat. Berdasarkan hasil ini, dapat disimpulkan bahwa model memiliki kinerja yang stabil dan dapat diandalkan untuk klasifikasi dua kategori utama ini, meskipun peningkatan kecil dalam pengolahan citra atau penambahan data latih masih berpotensi meningkatkan akurasi secara keseluruhan.

4. KESIMPULAN

Penelitian implementasi CNN dengan arsitektur MobileNetV2 pada sistem klasifikasi daun menunjukkan performa yang sangat baik dalam membedakan jenis tanaman. Pengaturan jumlah *epoch* dan penurunan *learning rate* terbukti signifikan dalam meningkatkan akurasi model sekaligus mencegah *overfitting*. Model mencapai kinerja optimal pada *epoch* ke-24 dengan nilai *validation accuracy* sebesar 94,38% dan error 5,62% setelah penerapan *learning rate delay* dari 0,001 menjadi 0,0002, yang mempercepat proses konvergensi. Hasil pengujian pada 135 citra uji menunjukkan bahwa metode unggah gambar manual menghasilkan akurasi sempurna sebesar 96%, sedangkan metode pengambilan gambar secara langsung menggunakan kamera RaspiCam OV5647 mencapai akurasi 90%. Perbedaan ini menegaskan bahwa kualitas citra dan kondisi pengambilan gambar berpengaruh terhadap hasil klasifikasi, namun secara keseluruhan sistem mampu memberikan kinerja yang sangat andal. Secara keseluruhan, evaluasi sistem pada penelitian ini ditempuh melalui dua skenario pengujian yang saling melengkapi satu sama lain. Pada skenario pertama, 135 citra uji yang bersifat independen dari data pelatihan maupun validasi digunakan untuk menilai performa sistem secara end-to-end dalam kondisi penggunaan nyata, mencakup dua mode akuisisi citra yaitu unggah gambar dan pengambilan langsung via kamera. Skenario kedua memanfaatkan 640 citra uji, yaitu subset data uji (20%) hasil stratified split dari total 3.200 citra dataset penelitian, guna mengevaluasi kemampuan generalisasi model secara formal; hasil prediksi 27 kelas pada skenario ini direduksi menjadi dua kategori fungsional tanaman obat dan tanaman beracun melalui confusion matrix. Kedua skenario tersebut menunjukkan hasil yang selaras, yakni tingkat akurasi tinggi dengan kesalahan klasifikasi yang relatif minim, yang mengindikasikan kemampuan generalisasi model baik pada tingkat spesies individual maupun pada tingkat kategori fungsional obat-beracun. Dengan capaian ini, sistem yang dikembangkan berpotensi diterapkan sebagai solusi praktis yang membantu masyarakat mengenali tanaman obat dan tanaman beracun secara cepat dan akurat, sekaligus menekan risiko kesalahan penggunaan tanaman yang dapat membahayakan kesehatan. Kendati demikian, penelitian ini tidak lepas dari keterbatasan, di antaranya variasi jumlah citra antarkelas yang belum sepenuhnya seimbang serta cakupan jenis tanaman uji yang masih terbatas pada 26 spesies. Untuk itu, penelitian selanjutnya disarankan memperluas dataset dengan menambah jumlah spesies tanaman, memperkaya variasi kondisi pengambilan gambar seperti pencahayaan dan sudut pandang, serta mengoptimalkan arsitektur model agar berjalan lebih efisien pada perangkat embedded dengan keterbatasan sumber daya komputasi.

REFERENCES

[1] BPOM, “Siaran Pers | Badan Pengawas Obat dan Makanan.” Accessed: Aug. 20, 2025. [*Online*]. Available:

Copyright © 2026 The **Aseftia Alhani**, Page 1333
This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License

https://www.pom.go.id/siaran-pers/potensi-obat-herbal-indonesia

[2] Alfitriana Riska, Purnawansyah, H. Darwis, and W. Astuti, "Studi Perbandingan Kombinasi GMI, HSV, KNN, dan CNN pada Klasifikasi Daun Herbal," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 3, pp. 1201–1215, 2023, doi: https://doi.org/10.33022/ijcs.v12i3.3210.

[3] Y. A. Suwitono and F. J. Kaunang, "Implementasi Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Klasifikasi Daun Dengan Metode Data Mining SEMMA Menggunakan Keras," *J. Komtika (Komputasi dan Inform.*, vol. 6, no. 2, pp. 109–121, 2022, doi: https://doi.org/10.31603/komtika.v6i2.8054.

[4] R. Pujiati and N. Rochmawati, "Identifikasi Citra Daun Tanaman Herbal Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)," *JINACS (Journal Informatics Comput. Sci.*, vol. 03, pp. 351–357, 2022, doi: https://doi.org/10.26740/jinacs.v3n03.p351-357.

[5] W. Dwiatmoko, "Perancangan sistem pengenalan jenis tanaman obat dengan kamera berbasis android," 2020, [*Online*]. Available: http://eprints.ums.ac.id/id/eprint/82661

[6] A. Herdiansah, R. I. Borman, D. Nurnaningsih, A. A. J. Sinlae, and R. R. Al Hakim, "Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk," *JURIKOM (Jurnal Ris. Komputer)*, vol. 9, no. 2, p. 388, 2022, doi: https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i2.4066.

[7] S. J. Manek, "KLASIFIKASI TANAMAN BERACUN BERDASARKAN CITRA DAUN DENGAN METODE BACKPROPAGATION," 2021, Accessed: Aug. 20, 2025. [*Online*]. Available: https://eprints.mercubuana-yogya.ac.id/id/eprint/14970

[8] Dr. Kevin Adrian, "Waspadai Bahaya Tanaman Beracun - Alodokter." Accessed: Aug. 20, 2025. [*Online*]. Available: https://www.alodokter.com/reaksi-alergi-akibat-tanaman-beracun-ini-cara-mengatasinya

[9] M. F. Nazuli, M. Fachrurrozi, M. Q. Rizqie, and M. Ikhsan, "Image Classification of Poisonous Plants Using the MobileNetV2 *Convolutional Neural Network* Model Method," *Matrik J. Manajemen, Tek. Inform. dan Rekayasa Komput.*, vol. 24, no. 2, pp. 371–380, 2025, doi: https://doi.org/10.30812/matrik.v24i2.4284.

[10] M. J. Habibie, "Mengidentifikasi Tanaman Beracun pada Pola Daun dengan Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantification," *J. JTIK (Jurnal Teknol. Inf. dan Komunikasi)*, vol. 3, no. 1, p. 7, 2019, doi: https://doi.org/10.35870/jtik.v3i1.47.

[11] A. D. Nurcahyati, R. M. Akbar, and S. Zahara, "Klasifikasi Citra Penyakit pada Daun Jagung Menggunakan *Deep learning* dengan Metode Convolution Neural Network (CNN)," *SUBMIT J. Ilm. Teknol. Infomasi dan Sains*, vol. 2, no. 2, pp. 43–51, 2022, doi: https://doi.org/10.36815/submit.v2i2.1877.

[12] A. P. P Prasetyo, M. Irfansyah, K. Exaudi, and T. Wanda Septian, "Sistem Pemilah Sampah Organik Berbasis Raspberry Pi Menggunakan Klasifikasi CNN," *J. Sisfotenika*, vol. 13, no. 1, pp. 76–90, 2023, doi: https://doi.org/10.30700/jst.v13i1.1340.

[13] E. Oktayessofa, C. A. Sari, E. H. Rachmawanto, and N. M. Yaacob, "CLASSIFICATION OF ORGANIC AND NON-ORGANIC WASTE WITH CNN-MOBILENET-V2," *J. Tek. Inform.*, vol. 5, no. 4, pp. 1173–1180, 2024, doi: https://doi.org/10.52436/1.jutif.2024.5.4.2165.

[14] M. Muttaqin *et al.*, "CNN Classification of Malaria Parasites in Digital Microscope Images Using Python on Raspberry Pi," *Bul. Ilm. Sarj. Tek. Elektro*, vol. 5, no. 1, pp. 108–120, 2023, doi: https://doi.org/10.12928/biste.v5i1.7522.

[15] N. Fajria, J. T. Elektro, P. N. Padang, C. Author, and J. Beracun, "Deteksi Jamur Beracun dan Tidak Beracun Menggunakan CNN dan YOLO," *Elektron J. Ilm.*, vol. 16, pp. 14–21, 2024, doi: https://doi.org/ 10.30630/ eji.0.0.453.

[16] M. E. Purba, A. Z. Situmorang, G. L. Br Ginting, M. W. P. Lubis, and F. M. Sinaga, "Klasifikasi Sampah Organik dan Anorganik Menggunakan Algoritma CNN," *J. Sifo Mikroskil*, vol. 26, no. 1, pp. 37–54, 2025, doi: https://doi.org/10.55601/jsm.v26i1.1510.

[17] A. Wulandari, R. Regasari, M. Putri, and A. S. Budi, "Implementasi Algoritma Xception pada Sistem Deteksi Katarak Menggunakan Raspberry Pi Berbasis Citra Mata," *J. Pengemb. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 4, pp. 1–8, 2025, [*Online*]. Available: http://j-ptiik.ub.ac.id

[18] Muslihati, S. Sahibu, and I. Taufik, "Implementation of the *Convolutional Neural Network* Algorithm for Classifying Types of Organic and Non-Organic Waste," *MALCOM Indones. J. Mach. Learn. Comput. Sci.*, vol. 4, no. July, pp. 840–852, 2024, doi: https://doi.org/10.57152/malcom.v7i2.1346.

[19] M. Rahman, Asriyanik, and A. Pambudi, "Identifikasi Citra Daun Selada Dalam Menentukan Kualitas Tanaman Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN)," *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 3, pp. 2830–7062, 2023, [*Online*]. Available: http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v11i3 s1.3438

[20] Haryono, K. Anam, and A. Saleh, "Autentikasi Daun Herbal Menggunakan *Convolutional Neural Network* dan Raspberry Pi," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 9, no. 3, pp. 278–286, 2020, doi: https://doi.org/10.22146/.v9i3.302.

[21] S. Adiningsi and R. A. Saputra, "Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) Dengan Model VGG16," *J. Inform. Polinema*, vol. 9, no. 4, pp. 451–460, 2023, doi: https://doi.org/10.33795/jip.v9i4.1420.

[22] D. Hananta Firdaus, B. Imran, L. Darmawan Bakti, and E. Suryadi, "Klasifikasi Penyakit Katarak Berdasarkan Citra Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (Cnn) Berbasis *Web*," *J. Kecerdasan Buatan dan Teknol. Inf.*, vol. 1, no. 3, pp. 18–26, 2022, doi: https://doi.org/10.69916/jkbti.v1i3.6.

[23] N. Kasim, M. B. Fadilah, W. Al Hidayat, and R. A. Saputra, "Klasifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Citra Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN)," *J. TEKNO KOMPAK*, vol. 19, no. 1, pp. 64–78, 2025, doi: https://doi.org/10.33365/jtk.v19i1.4536.

[24] M. Sholihin, M. F. Fudzee, and L. Anifah, "A Novel CNN-Based Approach for Classification of Tomato Plant Diseases," *J. Nas. Tek. Elektro dan Teknol. Inf.*, vol. 24, no. 3, pp. 163–176, 2025, doi: https://doi.org/10.30812/matrik.v24i3.4464.

This Journal is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International License