

DEEP LEARNING CNN UNTUK IDENTIFIKASI GULMA BERKHASIAT OBAT

Kusnadi^{1*}, Rika Melati², Qamarudin Arrasyid³

^{1,3}Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Nahdlatul Ulama Kalimantan Timur

²Farmasi, Fakultas Farmasi, Universitas Nahdlatul Ulama Kalimantan Timur

kusnadi@unukaltim.ac.id

Abstrak

Keanekaragaman hayati Indonesia, termasuk gulma yang memiliki senyawa berkhasiat obat namun masih sulit diidentifikasi secara manual. Tujuan penelitian adalah menemukan dan mengembangkan model *deep learning* berbasis *convolution neural network* (CNN) untuk identifikasi gulma berkhasiat obat dengan memperhatikan jumlah filter pada setiap lapisan konvolusional. Metode dilakukan melalui pengumpulan dataset citra sebanyak 12 spesies gulma dengan tiap kelas berjumlah 220 citra, prapemrosesan data, pelatihan model dilakukan pada tiga skema arsitektur CNN yang berbeda dan pengujian model dengan evaluasi menggunakan hasil klasifikasi, akurasi, dan citra hasil deteksi. Hasil penelitian menunjukkan dari tiga skema model perhatian CNN yang telah memberikan performa tertinggi pada skema satu dengan akurasi 74,17% dan kappa 72,84%, disusul secara berurutan yaitu skema kedua dengan akurasi 72,50% dan nilai kappa 70%, serta skema ketiga dengan akurasi 70% dan nilai kappa 67,27%. Temuan ini menegaskan efektivitas CNN dalam mengekstraksi fitur spasial citra gulma berkhasiat obat dan memberikan kontribusi signifikan sebagai langkah awal menuju digitalisasi botani dan pengembangan fitofarmaka berbasis gulma obat.

Kata Kunci: CNN, deep learning, gulam, obat

Abstract

Indonesia's biodiversity, including weeds containing medicinal compounds, remains difficult to identify manually. The aim of this research is to discover and develop a convolution neural network (CNN)-based deep learning model for identifying medicinal weeds, taking into account the number of filters in each convolution layer. The method was carried out by collecting image dataset of 12 weed species with each class consisting of 220 images, data preprocessing, model training was carried out on five different CNN architecture schemes and model testing with evaluation using classification results, accuracy and detection image results. The results of the study show that of the five CNN attention model schemes that have provided the highest performance in scheme one with an accuracy of 74,17% and a kappa value of 72,84%, followed in sequence by scheme three with an accuracy of 72,50% and a kappa value of 70%, scheme four with an accuracy 70% and a kappa value of 67,27%, scheme five with an accuracy of 68,33% and a kappa value of 65,45% and the lowest performance in scheme two with an accuracy value of 67,92% and a kappa value of 65%. This finding confirms the effectiveness of CNN in extracting spatial features of medicinal weed images.

Keywords: content, formatting, article.

@Jurnal Ners Prodi Sarjana Keperawatan & Profesi Ners FIK UP 2026

* Corresponding author : Kusnadi

Address : Alamat Penulis

Email : kusnadi@unukaltim.ac.id

Phone : 085247088167

PENDAHULUAN

Indonesia merupakan salah satu negara dengan keanekaragaman hayati tertinggi di dunia, termasuk lebih dari 30.000 spesies tanaman, sekitar 9.600 spesies bernilai ekonomis dan 6.000 sampai 7.000 berpotensi sebagai obat tradisional, menjadikannya sebagai salah satu pusat kekayaan alam dunia (Badan Kebijakan Kementerian Kesehatan RI, 2025). Beberapa diantaranya berasal dari kelompok gulma, yang meskipun sering dianggap sebagai hama dan harus dimusnahkan, memiliki kandungan fitokimia seperti alkaloid, flavonoid, fenol, terpena, dan saponin yang bermanfaat untuk pengobatan (Rahmawati et al., 2022; Guo et al., 2020; Hassan, 2020). Potensi gulma sebagai sumber daya obat alami masih kurang dieksplorasi, padahal beberapa spesies telah digunakan secara tradisional. Pemahaman mendalam terhadap spesies tanaman obat, termasuk gulma berkhasiat, penting untuk pelestarian sumber daya hayati dan pengembangan fitofarmaka kedepan (Mulugeta et al., 2023).

Masyarakat, khususnya di wilayah pedesaan menghadapi tantangan dalam membedakan tanaman obat dengan spesies invasif akibat kemiripan morfologi. Variasi morfologi pada gulma sering menyebabkan kebingungan, sehingga menghambat identifikasi tanaman yang memiliki nilai medis (Firmansyah et al., 2020). Kesulitan ini berdampak pada rendahnya pemanfaatan tanaman obat, baik yang umum maupun yang berasal dari gulma, karena keterbatasan pengetahuan masyarakat dalam mengenali keanekaragaman jenis tanaman obat (Adiningsi & Saputra, 2023; Setiyono et al., 2023).

Permintaan obat herbal alami terus meningkat karena kepuasan sosial, kemudahan akses, biaya rendah, efektivitas, dan klaim minim efek samping. Pengetahuan tentang tanaman herbal dan gulma obat umumnya diwariskan secara turun-temurun, namun identifikasi dan klasifikasinya masih dilakukan secara manual yang memerlukan waktu dan biaya besar (Faisal et al., 2024), serta menimbulkan tantangan besar bagi para ahli botani (Mulugeta et al., 2023). Maka, pengembangan teknologi kecerdasan buatan menjadi solusi potensial untuk mendukung proses identifikasi dan klasifikasi gulma berkhasiat obat secara lebih efisien dan akurat.

Dari penjelasan tersebut, peneliti mengusulkan metode CNN pembelajaran mendalam untuk mengidentifikasi gulma berkhasiat, meningkatkan akurasi prediksi serta efisien kerja. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model Deep Learning CNN dengan mengeksplorasi pada filter konvolusional dan optimizer untuk klasifikasi gulma berkhasiat obat. Kontribusi utama penelitian ini mencakup tiga aspek, yaitu (a) cakupan dataset yang terfokus pada integrasi domain adaptasi untuk transfer pengetahuan dari dataset tanaman obat umum ke spesies gulma spesifik yang memiliki manfaat untuk pengobatan. (b) Menerapkan teknik modifikasi arsitektur CNN dengan penambahan jumlah filter pada setiap

lapisan konvolusional untuk meningkatkan kapasitas ekstraksi fitur. (c) Dan pengembangan sistem dual-output yang tidak hanya menghasilkan klasifikasi, tetapi juga menyajikan citra hasil prediksi dari proses indentifikasi sebagai keluaran tambahan.

Identifikasi dan klasifikasi spesies gulma yang memiliki potensi sebagai obat alami merupakan tantangan tersendiri dalam penelitian. Seiring dengan kemajuan teknologi kecerdasan buatan (Imran et al., 2018), khususnya dalam bidang visi komputer dan pembelajaran mesin, pendekatan berbasis pembelajaran mendalam seperti *convolutional neural network* (CNN) menunjukkan potensi besar dalam modernisasi sektor pertanian (Kavitha, 2021; Albahar, 2023). Dibandingkan metode pembelajaran mesin konvensional (Dokic et al., 2020), pembelajaran mendalam mampu mengekstraksi fitur secara otomatis dan lebih efisien (Dargan et al., 2020). Beragam teknik dalam pembelajaran mendalam, seperti jaringan saraf konvolusional (Krichen, 2023), RNN, GAN, dan lainnya, semakin memperkuat kemampuannya dalam pemrosesan data kompleks (Grigorescu et al., 2020).

Tinjauan literatur terkini membahas penerapan visi komputer dan algoritma pembelajaran mendalam dalam identifikasi serta klasifikasi gulma berkhasiat obat. Kajian tersebut juga menyoroti berbagai pendekatan pembelajaran mendalam yang relevan untuk mengklasifikasikan spesies gulma dalam berbagai kondisi lingkungan.

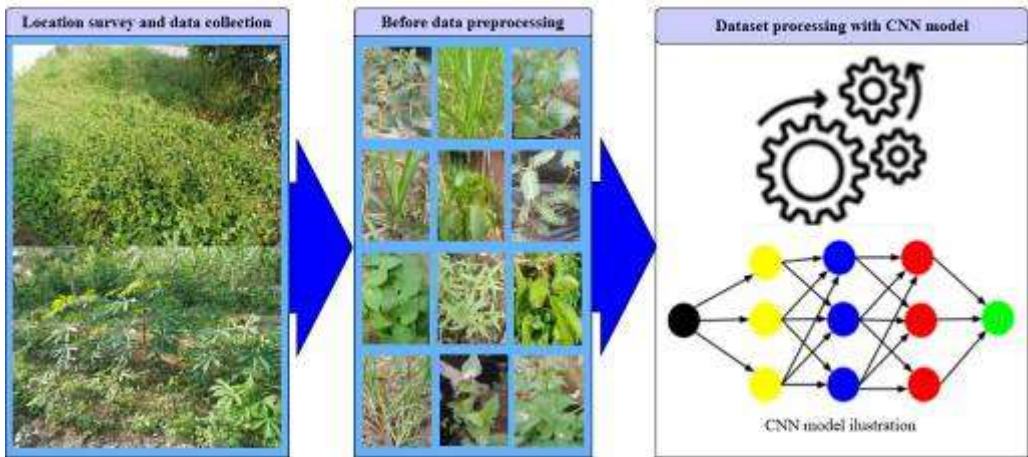
Berdasarkan evaluasi performa, model YOLO-Spot_M direkomendasikan untuk integrasi dengan teknologi penginderaan jauh dalam pengelolaan gulma spesifik Lokasi (Rai et al., 2024). Beberapa studi menunjukkan bahwa klasifikasi benih gulma menggunakan citra visual dan deep learning menghasilkan performa berbeda antar model. AlexNet menunjukkan akurasi tinggi dengan efisiensi waktu terbaik, sedangkan GoogleNet memiliki akurasi klasifikasi tertinggi (Luo et al., 2023). Pada pengenalan gulma menggunakan VGG-16, ResNet-50, Inception-V3, Inception-ResNet-v2, dan MobileNetV2, VGG-16 lebih efektif pada dataset skala kecil, sementara ResNet-50 unggul pada dataset gabungan berskala besar (Mahmudul Hasan et al., 2023). Selain itu, arsitektur EfficientNetB7 terbukti lebih akurat dibanding InceptionV4 dalam identifikasi 10 jenis gulma pada tanaman (Mishra et al., 2022). Studi lain menggunakan CNN dengan konfigurasi blok residual dan augmentasi data untuk klasifikasi tanaman obat, menunjukkan bahwa model *deep learning* dapat mengotomatiskan identifikasi spesies tanaman serta mendukung integrasi dengan studi botani, dan direkomendasikan untuk perluasan pada spesies lain (Bouakkaz et al., 2025).

METODE

Metodologi penelitian ini terdiri dari tiga tahapan utama sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Tahap pertama melakukan observasi

lokasi dan pengambilan data gula berkhasiat obat menggunakan kamera seluler. Observasi dilakukan dilokasi yang dipilih secara acak. Area pengambilan

data mencakup pekarangan dan ladang yang tersebar di wilayah Kota Samarinda dan Kabupaten Kutai Kartanegara.



Gambar 1. Tahapan penelitian

Dataset dikumpulkan dengan memotret langsung gulma berkhasiat obat di lokasi maupun setelah diambil agar tidak tercampur dengan jenis lain. Foto diambil menggunakan kamera Samsung A01 dan A03 beresolusi sekitar 48 MP, pada waktu berbeda dalam bebrapa hari, dengan pencahayaan alami, dan disimpan dalam format JPG. Citra

diambil dari daun serta batang pada berbagai tahap pertumbuhan gulma. Dataset mencakup 12 spesies gulma berkhasiat obat (lihat Gambar 2. Dataset), masing-masing terdiri dari 220 citra. Jenis gulma meliputi Maman Lanang, Patikan Kuda, Kentutan, Meniran, Sirih Cina, Teki, Mutiara, Putri Malu, Bandotan, Belulang, Ilalang, dan Anting-ating.



Gambar 2. Dataset

Tahap kedua dilakukan prapemrosesan data, meliputi transfer foto ke laptop, penyortiran citra, serta pelabelan dan pengelompokan kelas. Foto dikirim melalui *WhatsApp* agar terkompresi otomatis, menghemat ruang dan mempercepat pengiriman. Foto buram atau yang berisi lebih dari satu jenis gulma dibuang untuk mengurangi *noise* dan mencegah *overfitting*. Selanjutnya, setiap foto diberi label dan dikelompokkan sesuai kelas spesies gulma berkhasiat obat. Hasil akhirnya berupa dua folder database latih dan tes, yang masing-masing terdiri dari 12 kelas. Folder latih berisi 2.400 citra dan folder tes berisi 240 citra.

Tahapan ketiga yaitu melakukan peningkatan kapasitas pemrograman tim dan prosesing akusisi dataset dengan model CNN. Sebelum melakukan hal ini terlebih dulu melakukan mengirim folder

database latih dan folder database tes ke *google drive*. Proses ini sebagai gambaran secara umum dilihat pada Gambar 3.

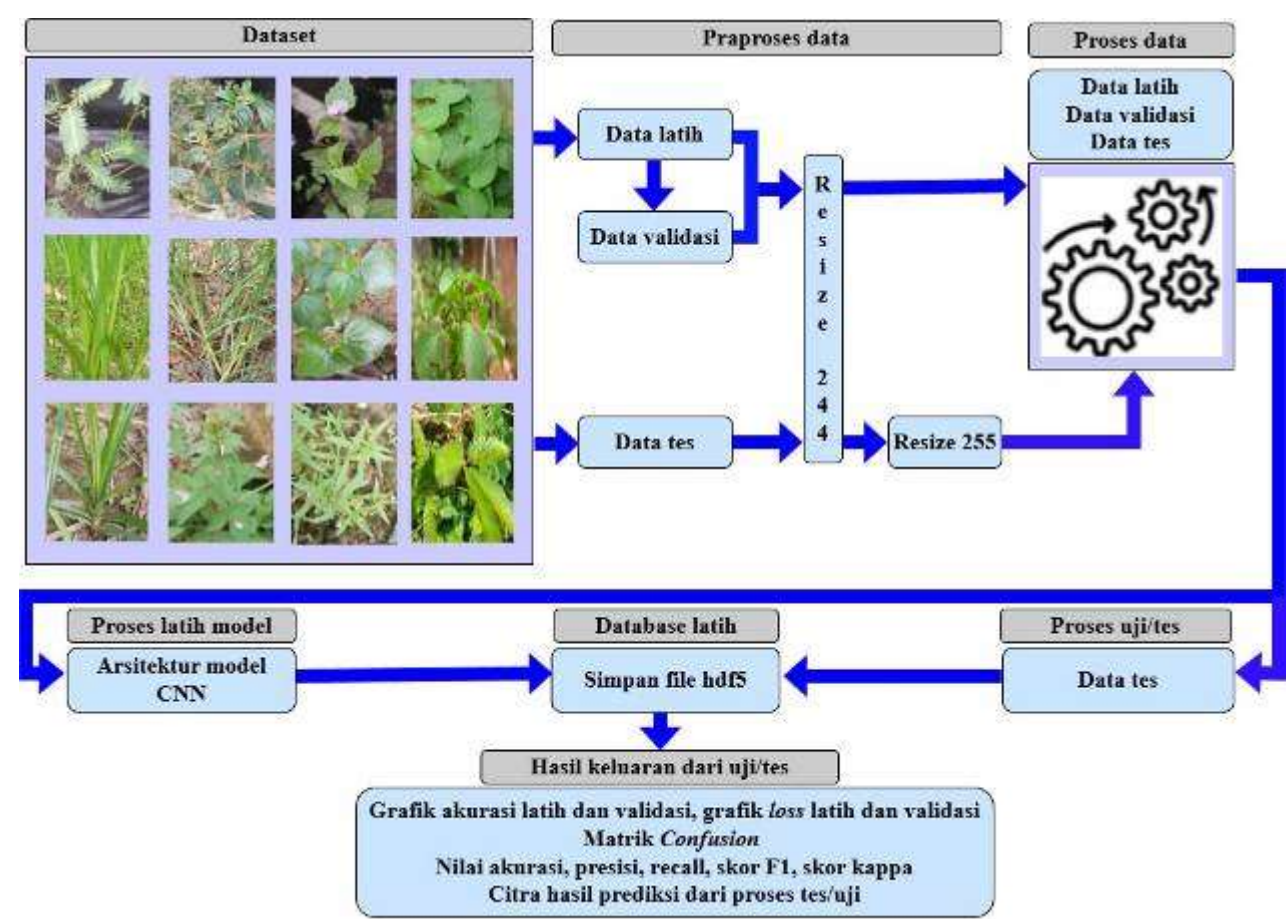
Pemrosesan akuisisi identifikasi dilakukan menggunakan laptop Acer dengan bahasa pemrograman *python* dan aplikasi *Google Colaboratory Pro*. Tahapan ini mencakup impor dataset, library, pelatihan model CNN untuk mengenali label gulma berkhasiat obat, serta validasi dan identifikasi oleh model. Evaluasi dilakukan melalui metrik akurasi, *loss*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*.

Proses pengolahan data pada model CNN untuk identifikasi gulma berkhasiat obat ditunjukkan pada Gambar 3. Diagram alir pelatihan dan pengujian dimulai dari pengumpulan dataset yang

telah disiapkan dan disimpan di *google drive* dalam folder database latih dan tes.

Pada tahap praproses data, citra pada dataset training dan validasi diubah ukurannya menjadi 224×224 piksel melalui proses *resize*, sedangkan

dataset testing diproses dengan *resize* 224 dan reshape 255. Proses *resize* mengubah resolusi citra sesuai kebutuhan metode, sedangkan reshape menyesuaikan kembali dimensi citra agar sesuai dengan format *input* model.



Gambar 3. Diagram Alir Pengolahan Data

Usulan arsitektur CNN yang dioptimlkan

1. Lapisan konvolusional;
 - *FilterConv2D*: 64, 128, 256, 1024, 256. (Jumlah filter meningkat dari 32 – 1024 (dengan penyetelan bervariasi dan random) di seluruh lapisan konvolusiaonal.
 - Ukuran kernel: dari (3,3) hingga (7,7).
 - Fungsi aktivasi: ReLu.
 - Inisialisasi kernel: diseragamkan.
 - Padding: “*SAME*” untuk semua lapisan *Conv2D*.
 - Regularizer kernel: koefisien 0,001 disetel kesemua lapisan konvolusional.
2. Lapisan penggabungan
 - *MaxPooling2D*: ukuran kumpulan (2,2) setelah pasangan lapisan konvolusional.
3. *Dropout*
 - Regularisasi *dropout* diterapkan setelah setiap pasangan lapisan konvolusional kedua, keempat, dan setelah lapisan padat. Tingkat *dropout* sebesar 0,2 digunakan untuk lapisan konvolusional, dan 0,3 untuk lapisan padat masing-masing.
4. Lapisan padat
 - Lapisan padat dengan 250-500 unit dan aktivasi ReLU.

- Lapisan keluaran padat 0,4 dan aktivasi softmax
- 5. Model kompilasi dengan *optimizer* Adam,
- 6. Model *fit* dengan ukuran *batch* 32-37, dan jumlah *epochs* 100.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil klasifikasi dan identifikasi gulma berkhasiat obat disajikan berdasarkan skema dalam melakukan eksperimen. Dataset yang digunakan pada setiap skema eksperimen dengan jumlah yang sama yaitu tiap jenis gulma pada dataset latih sebanyak 200 citra dan dataset tes sebanyak 20 citra. Ada tiga skema eksperimen yang dilakukan yang bertujuan untuk mendapatkan model CNN yang memiliki kinerja terbaik dengan akurasi yang tertinggi pada klasifikasi dan identifikasi citra jenis gulma berkhasiat obat. Skema eksperimen yang diusulkan pada penelitian ini yaitu menggunakan *deep learning* CNN dengan tiga model arsitektur sebagai berikut.

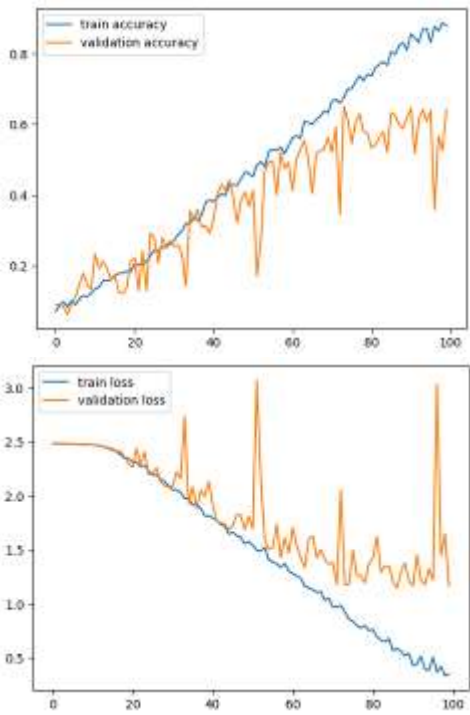
Skema Satu Model CNN

Hasil eksperimen menggunakan model CNN dengan penyetelan *FilterConv2D*: 64, 128, 256, 1024, 128 untuk klasifikasi dan identifikasi gulma berkhasiat obat, dengan rincian keluaran yang

dihasilkan pada eksperimen ini dapat ditunjukan sebagai berikut:

a. Grafik *Accuaracy* dan *Loss*

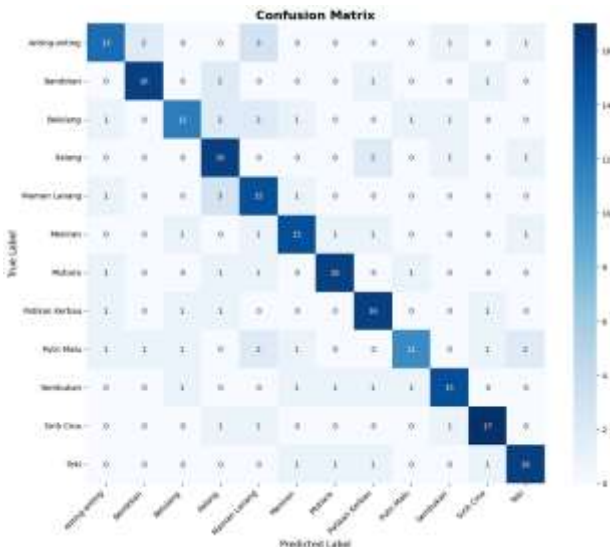
Grafik ini diperoleh dari kinerja model saat proses pelatihan, grafik *accuaracy* dan *loss* dapat dilihat pada grafik 1.



Grafik 1. *Accuaracy* dan *Loss*

b. *Confusion Matrix*

Matrik ini diperoleh dari hasil proses pengujian dataset tes, dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. *Confusion Matrix*

c. Statistik Akurasi

Statistik akurasi diperoleh dari proses pengujian dataset tes. Statistik akurasi yang diperoleh yaitu akurasi setiap jenis gulma (tiap kelas), akurasi keseluruhan dan skor kappa, hal tersebut dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Statistik Akurasi dan Skor Kappa

Jenis Gulma	Akurasi (%)	Jumlah Citra
Anting-anting	65%	13 dari 20

Bandotan	80%	16 dari 20
Belulang	60%	13 dari 20
Ilalang	80%	16 dari 20
Maman Lanang	75%	15 dari 20
Meniran	75%	15 dari 20
Mutiara	80%	16 dari 20
Patikan Kerbau	80%	16 dari 20
Putri Malu	55%	11 dari 20
Sembukan	75%	15 dari 20
Sirih Cina	85%	17 dari 20
Teki	80%	16 dari 20
Akurasi keseluruhan		74,17%
Skor kappa		71,82%

d. Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi ini merincikan hasil uji tiap kelas yang menghasilkan nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, *accuracy*, *macro avg* dan nilai *weighted avg*. Adapun nilai-nilai tersebut dapat dilihat pada tabel 2.

Tabel 2. Hasil Klasifikasi

Jenis Gulma	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
Anting-anting	0.72	0.65	0.68
Bandotan	0.84	0.80	0.82
Belulang	0.75	0.60	0.67
Ilalang	0.62	0.80	0.70
Maman Lanang	0.60	0.75	0.67
Meniran	0.75	0.75	0.75
Mutiara	0.84	0.80	0.82
Patikan Kerbau	0.73	0.80	0.76
Putri Malu	0.79	0.55	0.65
Sembukan	0.79	0.75	0.77
Sirih Cina	0.81	0.85	0.83
Teki	0.76	0.80	0.78
<i>Accuracy</i>			0.74
<i>Macro AVG</i>			0.74
<i>Weighted AVG</i>			0.74

e. Citra Hasil Deteksi

Hasil keluaran dari proses pengujian bagian deteksi atau identifikasi berupa tampilan citra yang terdeteksi secara benar dan salah dari kinerja sistem cerdas model CNN. Adapun citra hasil deteksi atau identifikasi dapat dilihat pada gambar 5.



Gambar 5. Citra Hasil Deteksi

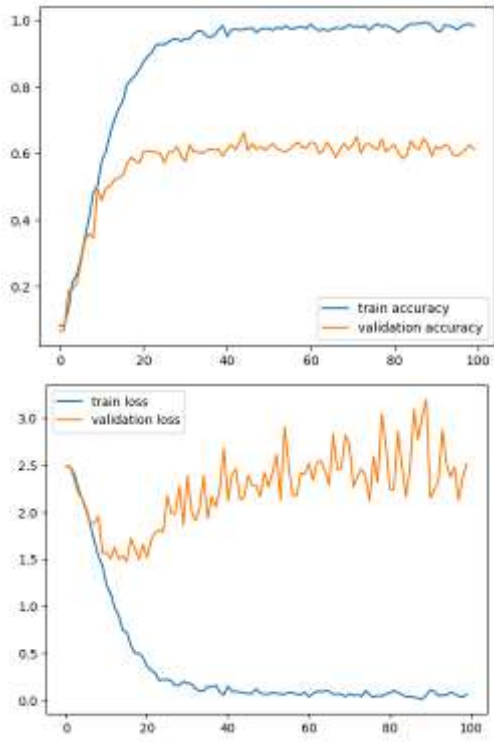
Skema Dua Model CNN

Hasil eksperimen menggunakan model CNN dengan penyetalan FilterConv2D: 64, 128, 256, 1024, 128, dan 256 untuk klasifikasi dan identifikasi gulma berkhasiat obat, dengan rincian

keluaran yang dihasilkan pada eksperimen ini dapat ditunjukkan sebagai berikut:

a. Grafik *Accuracy* dan *Loss*

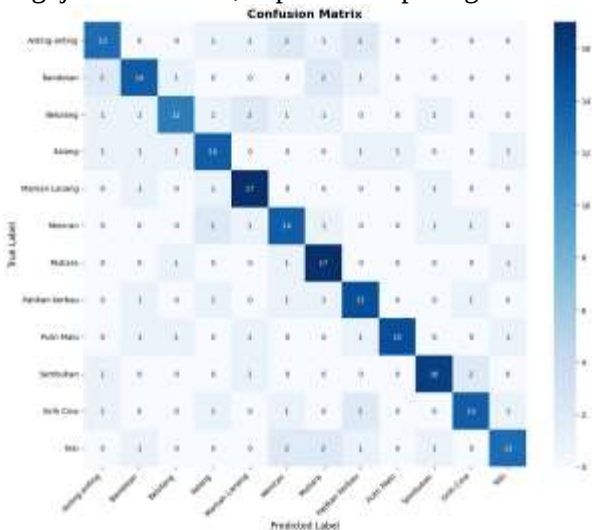
Grafik ini diperoleh dari kinerja model saat proses pelatihan, grafik *accuracy* dan *loss* dapat dilihat pada grafik 2.



Grafik 2. *Accuaracy* dan *Loss*

b. *Confusion Matrix*

Matrik ini diperoleh dari hasil proses pengujian dataset tes, dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6. *Confusion Matrix*

c. Statistik Akurasi

Statistik akurasi diperoleh dari proses pengujian dataset tes. Statistik akurasi yang diperoleh yaitu akurasi setiap jenis gulma (tiap kelas), akurasi keseluruhan dan skor kappa, hal tersebut dapat dilihat pada tabel 3.

Tabel 3. Statistik Akurasi dan Skor Kappa

Jenis Gulma	Akurasi (%)	Jumlah Citra
Anting-anting	65%	13 dari 20
Bandotan	70%	14 dari 20
Belulang	60%	12 dari 20

Ilalang	70%	14 dari 20
Maman Lanang	85%	17 dari 20
Meniran	70%	14 dari 20
Mutiara	85%	17 dari 20
Patikan Kerbau	75%	15 dari 20
Putri Malu	75%	15 dari 20
Sembukan	80%	16 dari 20
Sirih Cina	70%	14 dari 20
Teki	65%	13 dari 20
Akurasi keseluruhan		72,50%
Skor kappa		70,00%

d. Hasil Klasifikasi

Hasil klasifikasi ini merincikan hasil uji tiap kelas yang menghasilkan nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, *accuracy*, *macro avg* dan nilai *weighted avg*. Adapun nilai-nilai tersebut dapat dilihat pada tabel 4.

Tabel 4. Hasil Klasifikasi

Jenis Gulma	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
Anting-anting	0.68	0.65	0.67
Bandotan	0.70	0.70	0.70
Belulang	0.75	0.60	0.67
Ilalang	0.67	0.70	0.68
Maman Lanang	0.74	0.85	0.79
Meniran	0.64	0.70	0.67
Mutiara	0.68	0.85	0.76
Patikan Kerbau	0.65	0.75	0.70
Putri Malu	0.94	0.75	0.83
Sembukan	0.80	0.80	0.80
Sirih Cina	0.78	0.70	0.74
Teki	0.76	0.65	0.70
<i>Accuracy</i>			0.72
<i>Macro AVG</i>			0.72
<i>Weighted AVG</i>			0.72

e. Citra Hasil Deteksi

Hasil keluaran dari proses pengujian bagian deteksi atau identifikasi berupa tampilan citra yang terdeteksi secara benar dan salah dari kinerja sistem cerdas model CNN. Adapun citra hasil deteksi atau identifikasi dapat dilihat pada gambar 7.

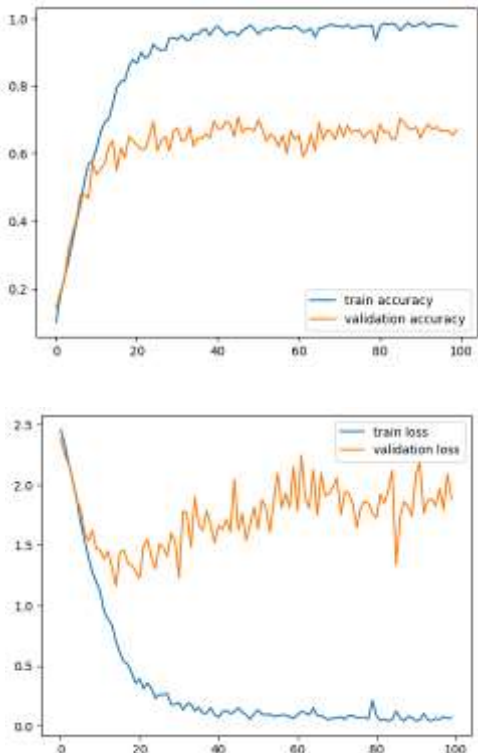


Gambar 7. Citra Hasil Deteksi

Skema Tiga Model CNN

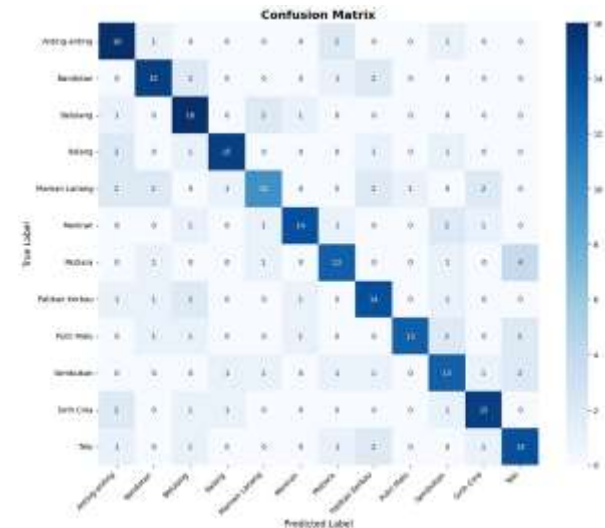
Hasil eksperimen menggunakan model CNN dengan penyetalan FilterConv2D: 64, 128, 256, 1024, 256, dan 128 untuk klasifikasi dan identifikasi gulma berkhasiat obat, dengan rincian keluaran yang dihasilkan pada eksperimen ini dapat ditunjukkan sebagai berikut:

a. Grafik *Accuracy* dan *Loss*
Grafik ini diperoleh dari kinerja model saat proses pelatihan, grafik *accuaracy* dan *loss* dapat dilihat pada grafik 3.



Grafik 3. *Accuaracy* dan *Loss*

b. *Confusion Matrix*
Matrik ini diperoleh dari hasil proses pengujian dataset tes, dapat dilihat pada gambar 8.



Gambar 8. *Confusion Matrix*

c. Statistik Akurasi
Statistik akurasi diperoleh dari proses pengujian dataset tes. Statistik akurasi yang diperoleh yaitu akurasi setiap jenis gulma (tiap kelas), akurasi keseluruhan dan skor kappa, hal tersebut dapat dilihat pada tabel 5.

Tabel 5. Statistik Akurasi dan Skor Kappa		
Jenis Gulma	Akurasi (%)	Jumlah Citra
Anting-anting	80%	16 dari 20
Bandotan	75%	15 dari 20
Belulang	80%	16 dari 20
Ilalang	75%	15 dari 20

Maman Lanang	50%	10 dari 20
Meniran	70%	14 dari 20
Mutiara	65%	13 dari 20
Patikan Kerbau	70%	14 dari 20
Putri Malu	65%	13 dari 20
Sembukan	65%	13 dari 20
Sirih Cina	75%	15 dari 20
Teki	70%	14 dari 20
Akurasi keseluruhan		70,00%
Skor kappa		67,27%

d. Hasil Klasifikasi
Hasil klasifikasi ini merincikan hasil uji tiap kelas yang menghasilkan nilai *precision*, *recall*, *F1-score*, *accuracy*, *macro avg* dan nilai *weighted avg*. Adapun nilai-nilai tersebut dapat dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Hasil Klasifikasi			
Jenis Gulma	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
Anting-anting	0.64	0.80	0.71
Bandotan	0.71	0.75	0.73
Belulang	0.64	0.80	0.71
Ilalang	0.83	0.75	0.79
Maman Lanang	0.67	0.50	0.57
Meniran	0.82	0.70	0.76
Mutiara	0.68	0.65	0.67
Patikan Kerbau	0.64	0.70	0.67
Putri Malu	0.93	0.65	0.76
Sembukan	0.59	0.65	0.62
Sirih Cina	0.75	0.75	0.75
Teki	0.64	0.70	0.67
<i>Accuracy</i>			0.70
<i>Macro AVG</i>			0.70
<i>Weighted AVG</i>			0.70

e. Citra Hasil Identifikasi
Hasil keluaran dari proses pengujian bagian deteksi atau identifikasi berupa tampilan citra yang terdeteksi secara benar dan salah dari kinerja sistem cerdas model CNN. Adapun citra hasil deteksi atau identifikasi dapat dilihat pada gambar 9.



Gambar 9. Citra Hasil Deteksi

Perbandingan
Berdasarkan skema eksperimen model CNN yang diusulkan dengan penyetalan FilterConv2D: 64, 128, 256, 1024, dan 128 untuk klasifikasi dan identifikasi gulma berkhasiat obat kinerjanya lebih unggul dibandingkan kinerja dari model CNN dengan penyetalan FilterConv2D: 64, 128, 256, 1024, 128,

dan 256 dan model CNN dengan penyetelan FilterConv2D: 64, 128, 256, 1024, 256, dan 128. Adapun perbandingan hasil statistik akurasi dan skor kappa ditunjukkan pada tabel 7 dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 74,17% dan skor kappa 71,82 dan akurasi terendah 70% dan skor kappa 67,27%.

Tabel 7. Perbandingan Akurasi dan Skor Kappa

Skema Eksperimen	Akurasi	Skor Kappa
Skema 1: 64, 128, 256, 1024, dan 128	74,17%	71,82%
Skema 2: 64, 128, 256, 1024, 128, dan 256	72,50%	70%
Skema 3: 64, 128, 256, 1024, 256, dan 128	70%	67,27%

SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian, dapat disimpulkan bahwa model convolutional neural network (CNN) telah mampu untuk klasifikasi dan identifikasi gulma berkhasiat obat dengan capaian kinerja tertinggi pada skema 1 dengan akurasi 74,17% dan skor kappa 71,82%, disusul skema 2 dengan akurasi 72,50% dan skor kappa 70%, dan skema 3 dengan akurasi 70% dan skor kappa 67,27% . Hal ini keunggulan CNN ini menunjukkan kemampuannya dalam mengekstraksi fitur spasial citra secara lebih efektif, sehingga berpotensi menjadi solusi praktis dalam identifikasi gulma obat. Penelitian ini sekaligus mendukung pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan dalam bidang botani dan pertanian. Dan penelitian ini telah memberikan kontribusi signifikan sebagai langkah awal menuju digitalisasi botani dan pengembangan fitofarmaka berbasis gulma obat.

PENGAKUAN

Penelitian dibiayai oleh Kementerian Pendidikan Tinggi, Riset, dan Teknologi melalui program penelitian Hibah BIMA pada skema Penelitian Dasar Pemula 2025 dengan nomor SK: 0419/C3/DT.05.00/2025, tanggal 22 Mei 2025, dan nomor kontrak induk: 132/C3/DT.05.00/PL/2025, tanggal 28 Mei 2025. Nomor kontrak turunan: 29/LL11/KM/2025 tanggal 2 Juni 2025 dan nomor: 01.07/76/KP/LPPM/UNU-KT/VI/2025 tanggal 10 Juni 2025. Kami sangat berterima kasih atas dukungan finansial yang diberikan.

DAFTAR PUSTAKA

Adiningsi, S., & Saputra, R. A. (2023). Identification of Medicinal Plant Leaf Types Using the Convolutional Neural Network (CNN) Method with the VGG16 Model. *Jurnal Informatika Polinema*, 9(4), 451–460.

Albahar, M. (2023). A Survey on Deep Learning and Its Impact on Agriculture: Challenges and Opportunities. *Agriculture (Switzerland)*, 13(3). <https://doi.org/10.3390/agriculture13030540>.

Badan Kebijakan Kementerian Kesehatan RI (2025),

"Keanekaragaman Hayati Aset Berharga Indonesia", <https://www.badankebijakan.kemkes.go.id/keanekaragaman-hayati-aset-berharga-indonesia/>

Bouakkaz, H., Bouakkaz, M., Kerrache, C. A., & Dhelim, S. (2025). Enhanced classification of medicinal plants using deep learning and optimized CNN architectures. *Heliyon*, 11(3), e42385. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2025.e42385>

Dargan, S., Kumar, M., Ayyagari, M. R., & Kumar, G. (2020). A Survey of Deep Learning and Its Applications: A New Paradigm to Machine Learning. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 27(4), 1071–1092. <https://doi.org/10.1007/s11831-019-09344-w>

Dokic, K., Blaskovic, L., & Mandusic, D. (2020). From machine learning to deep learning in agriculture-the quantitative review of trends. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 614(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/614/1/012138>

Faisal, H. M., Aqib, M., Mahmood, K., Safran, M., Alfarhood, S., & Ashraf, I. (2024). A customized convolutional neural network-based approach for weeds identification in cotton crops. *Frontiers in Plant Science*, 15(January), 1–16. <https://doi.org/10.3389/fpls.2024.1435301>

Firmansyah, N., Selvy Handayani, R., & Baidhawi, dan. (2020). Dominansi Gulma Invasif Pada Beberapa Tipe Pemanfaatan Lahan Di Kecamatan Sawang Kabupaten Aceh Utara Dominance of Invasive Weeds in Various Land Uses in Sawang District, Aceh Utara Regency. *Jurnal Agrium*, 17(2), 144–148.

Grigorescu, S., Trasnea, B., Cocias, T., & Macesanu, G. (2020). A survey of deep learning techniques for autonomous driving. *Journal of Field Robotics*, 37(3), 362–386. <https://doi.org/10.1002/rob.21918>

Guo, Y., Zhang, J., Yin, C., Hu, X., Zou, Y., Xue, Z., & Wang, W. (2020). Plant Disease Identification Based on Deep Learning Algorithm in Smart Farming. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2020. <https://doi.org/10.1155/2020/2479172>

Hassan, S. (2020). Positive aspects of weeds as herbal remedies and medicinal plants. *Journal of Research in Weed Science*, 3(1), 57–70. <https://doi.org/10.26655/JRWEEDSCI.2020.1.6>

Imran, M. A., Ali, A., Ashfaq, M., Hassan, S., Culas, R., & Ma, C. (2018). Impact of Climate Smart Agriculture (CSA) practices on cotton production and livelihood of farmers in Punjab, Pakistan. *Sustainability (Switzerland)*, 10(6). <https://doi.org/10.3390/su10062101>

Kavitha, A. (2021). Deep Learning for Smart Agriculture. *International Journal of Engineering Research & Technology*, 9(5),

- 132–134.
- Krichen, M. (2023). Convolutional Neural Networks: A Survey. *Computers*, 12(8), 1–41. <https://doi.org/10.3390/computers12080151>
- Luo, T., Zhao, J., Gu, Y., Zhang, S., Qiao, X., Tian, W., & Han, Y. (2023). Classification of weed seeds based on visual images and deep learning. *Information Processing in Agriculture*, 10(1), 40–51. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2021.10.002>
- Mahmudul Hasan, A. S. M., Sohel, F., Diepeveen, D., Laga, H., & Jones, M. G. K. (2023). Weed recognition using deep learning techniques on class-imbalanced imagery. *Crop and Pasture Science*, 74(6), 628–644. <https://doi.org/10.1071/CP21626>
- Mishra, A. M., Harnal, S., Mohiuddin, K., Gautam, V., Nasr, O. A., Goyal, N., Alwetaishi, M., & Singh, A. (2022). A deep learning-based novel approach for weed growth estimation. *Intelligent Automation and Soft Computing*, 31(2), 1157–1173. <https://doi.org/10.32604/iasc.2022.020174>
- Mulugeta, A. K., Sharma, D. P., & Mesfin, A. H. (2023). Deep learning for medicinal plant species classification and recognition: a systematic review. *Frontiers in Plant Science*, 14(January), 1–18. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1286088>
- Rahmawati, D. P., Azkiya, N. N., & Purnomo, E. (2022). Kajian Jenis-Jenis Gulma Yang Berpotensi Sebagai Obat Herbal Bagi Masyarakat. *Bioma*, 4(2), 1–11.
- Rai, N., Zhang, Y., Villamil, M., Howatt, K., Ostlie, M., & Sun, X. (2024). Agricultural weed identification in images and videos by integrating optimized deep learning architecture on an edge computing technology. *Computers and Electronics in Agriculture*, 216, 1–37. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.108442>
- Setiyono, B., Arif, M. R., Aini, Q. Q., Soegianto, T. H., Ohanna, J., Gunawan, R. A. F., & Rizkia, A. P. (2023). Identifikasi Tanaman Obat Indonesia Melalui Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 10(2), 385–392. <https://doi.org/10.25126/jtiik.20236809>