

Identifikasi Jenis Rimpang Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Berbasis Website

Riko Andriawan¹, Mohammad Syaiful Afrian², Galang Elang Perkasa³

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

E-mail: ^{*}rikokolek5@gmail.com, ²syaifulafrian2@gmail.com, ³galelang5656@gmail.com

Abstrak – Indonesia memiliki berbagai jenis tanaman rimpang bernilai ekonomi tinggi yang banyak dimanfaatkan di industri makanan, obat-obatan, dan kosmetik. Namun, proses identifikasi manual sering kali menjadi tantangan karena kesamaan visual antarjenis rimpang. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem berbasis website yang memanfaatkan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendeteksi empat jenis rimpang: jahe, kunyit, kencur, dan lengkuas. Dataset citra rimpang diperoleh dari berbagai platform daring dengan variasi ukuran, sudut, dan pencahayaan, serta dibagi menjadi data validasi dan data pelatihan. Model CNN dilatih selama 60 epoch untuk mengklasifikasi citra rimpang. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model mampu mengenali jahe, kunyit, dan lengkuas dengan akurasi rata-rata di atas 95%, namun kinerja model pada rimpang kencur kurang optimal dengan akurasi rata-rata 53,3%. Sistem ini diharapkan menjadi solusi yang bermanfaat bagi sektor pertanian dan industri untuk meningkatkan kecepatan dan akurasi identifikasi rimpang.

Kata Kunci — CNN, identifikasi rimpang, klasifikasi tanaman, pengenalan citra, tanaman obat

1. PENDAHULUAN

Pertanian merupakan sektor penting dalam memenuhi kebutuhan pangan dan industri masyarakat. Salah satu komoditas berharga dalam sektor ini adalah tanaman rimpang, seperti Jahe (*Zingiber officinale*), Kencur (*Kaempferia galanga*), Kunyit (*Curcuma longa*), dan Lengkuas (*Alpinia galanga*). Rimpang ini memiliki nilai ekonomis yang tinggi, karena manfaatnya sebagai bahan baku di industri makanan, obat-obatan tradisional, hingga kosmetik. Namun, identifikasi jenis rimpang sering kali menjadi tantangan, terutama ketika berbagai jenis rimpang memiliki tampilan fisik yang mirip. Hal ini dapat menyulitkan proses seleksi bahan baku dan meningkatkan risiko kesalahan dalam rantai distribusi.

Dalam beberapa tahun terakhir, teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*), khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), telah membuka peluang besar dalam klasifikasi objek berbasis citra. CNN adalah metode deep learning yang memiliki keunggulan dalam mengenali dan mengklasifikasi pola visual, membuatnya sangat efektif untuk aplikasi identifikasi berbasis citra. Penerapan CNN dalam identifikasi tanaman, termasuk klasifikasi rimpang, sangat relevan dalam membantu meningkatkan akurasi dan kecepatan pengenalan objek secara otomatis.

Beberapa penelitian sebelumnya telah menunjukkan efektivitas metode CNN dalam klasifikasi tanaman. Sebagai contoh, menurut penelitian oleh [1], menunjukkan bahwa CNN mampu mengidentifikasi berbagai jenis tanaman obat melalui citra daun dengan tingkat akurasi tinggi, dan penelitian yang dilakukan oleh [2] berhasil menerapkan CNN untuk membedakan berbagai jenis bunga.. Hasil-hasil ini menunjukkan bahwa metode CNN dapat diadaptasi untuk mengenali ciri-ciri visual spesifik pada rimpang, sehingga dapat menjadi alat yang andal dalam mengklasifikasi jenis tanaman berdasarkan citra.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem berbasis website untuk mengidentifikasi jenis rimpang menggunakan metode CNN. Platform ini dirancang agar pengguna dapat mengunggah gambar rimpang, yang kemudian akan diklasifikasi secara otomatis sebagai jahe, kencur, kunyit, atau lengkuas. Sistem ini diharapkan memberikan kemudahan dalam proses identifikasi, serta menjadi solusi teknologi modern yang dapat diterapkan oleh petani, pengepul, dan industri dalam memastikan kualitas dan keakuratan produk rimpang.

2. METODE PENELITIAN

Bab ini menjelaskan tahapan-tahapan penelitian yang dilakukan, mulai dari analisis masalah, perancangan arsitektur sistem, metode *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan, hingga implementasi dalam bentuk platform berbasis website.

2.1 Analisis Masalah

Pada tahap ini, dilakukan identifikasi permasalahan utama yaitu deteksi tanaman rimpang secara otomatis melalui gambar tanaman rimpang yang diambil [3]. Analisis dilakukan terhadap jenis tanaman rimpang yang dapat digunakan sebagai data pelatihan model. Selain itu, faktor-faktor yang mempengaruhi kualitas deteksi seperti resolusi gambar, kondisi pencahayaan, dan variasi sudut pengambilan gambar juga dianalisis.

2.2 Pengumpulan Data

Pada tahap ini, dataset gambar rimpang, seperti jahe, kunyit, kencur, dan lengkuas, dikumpulkan dari berbagai platform daring, termasuk Google, Kaggle, serta beberapa sumber data online lainnya yang menyediakan citra tanaman. Proses pengumpulan ini dilakukan secara menyeluruh untuk mencakup berbagai variasi dalam penampilan visual masing-masing jenis rimpang. Dataset yang diperoleh terdiri dari gambar-gambar yang memiliki perbedaan signifikan dalam hal ukuran resolusi, sudut pengambilan, pencahayaan, serta kondisi latar belakang. Selain itu, tipe gambar juga bervariasi, sebagian besar dalam format JPG atau JPEG, namun beberapa gambar mungkin hadir dalam format lain. Dataset akhir terdiri dari 1.120 citra yang dibagi menjadi 4 kategori (jahe, kunyit, lengkuas, kencur), masing-masing dengan 280 gambar.

Tabel 1. Informasi Dataset

Jenis Rimpang	Jumlah Citra
Jahe	280
Kunyit	280
Lengkuas	280
Kencur	280
Total	1120

Dalam penelitian ini, data dibagi menjadi dua bagian, yaitu:

1. Data Valid
Merupakan data asli yang terdiri dari 280 citra rimpang, yang mencakup seluruh variasi jenis rimpang (jahe, kunyit, lengkuas, dan kencur).
2. Data Training
Data ini merupakan data pelatihan yang diambil sebanyak 20% dari data valid untuk melatih model dalam mendeteksi jenis rimpang.

2.3 Penelitian Terdahulu

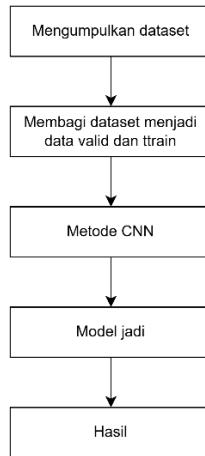
Penelitian tentang klasifikasi tanaman anggrek menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang diimplementasikan dalam framework Django untuk mempermudah pengenalan genus tanaman anggrek melalui citra digital. Penelitian ini berhasil mengembangkan model yang mampu mengklasifikasi lima genus anggrek populer—Cattleya, Dendrobium, Oncidium, Phalaenopsis, dan Vanda—with akurasi mencapai 99%. Dataset yang digunakan bersumber dari GitHub dengan total 2.956 data, di mana data dilatih dan diuji melalui proses preprocessing, augmentasi data, dan pelatihan model CNN dengan optimasi fungsi loss dan algoritma Adam. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis CNN memiliki potensi besar dalam membantu pembudidaya anggrek pemula untuk mengenali genus anggrek secara efektif, meskipun model masih menunjukkan tanda-tanda overfitting pada data validasi [4].

Sementara itu, penelitian tentang klasifikasi tanaman sawi memanfaatkan pendekatan serupa, dengan fokus pada identifikasi fitur warna, bentuk, dan tekstur menggunakan model berbasis deep learning. Salah satu metode yang digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN), yang terbukti efektif dalam mengolah citra kompleks. Penelitian ini menghasilkan model dengan tingkat akurasi yang cukup baik, meskipun terdapat beberapa tantangan seperti kebutuhan dataset yang besar dan peningkatan komputasi untuk pelatihan model[5].

Kedua penelitian ini memberikan kontribusi signifikan sebagai referensi dalam pengembangan sistem deteksi jenis rimpang. Pendekatan berbasis CNN dapat diterapkan untuk memanfaatkan kemampuannya dalam mengenali pola kompleks, sementara teknik ekstraksi fitur seperti GLCM dapat digunakan untuk menambah akurasi melalui analisis mendalam terhadap citra input.

2.4 Pengumpulan Data

Pada perancangan sistem ini, peneliti memanfaatkan bahasa pemrograman Python serta beberapa library di dalamnya dengan menerapkan model Convolutional Neural Network (CNN). Alur pengembangan sistem dapat dilihat pada Gambar 1.



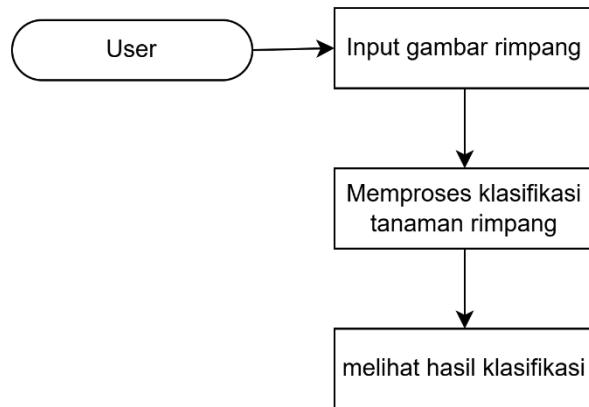
Gambar 1. Alur Pembuatan Sistem

Perancangan sistem dalam penelitian ini diawali dengan pengumpulan dataset gambar rimpang. Dataset ini kemudian dibagi menjadi dua folder, yaitu data training dan data testing, yang masing-masing berisi 4 jenis rimpang. Setelah itu, data pada folder training, yang terdiri dari 224 citra, digunakan dalam proses pelatihan model. Proses training dijalankan sebanyak 60 epoch dengan model Convolutional Neural Network (CNN). Tahap berikutnya adalah analisis hasil training untuk mengevaluasi akurasi dan loss dari data yang digunakan. Hasil pelatihan ini kemudian disimpan dalam format pickle agar dapat diimplementasikan ke dalam model dan diterapkan pada website.

2.5 Arsitektur Sistem

Penelitian ini mengembangkan arsitektur sistem dengan sejumlah komponen utama yang dirancang khusus untuk mengoptimalkan proses identifikasi jenis tanaman rimpang. Komponen-komponen ini berperan penting dalam memastikan sistem bekerja secara efektif dan efisien, yaitu:

- Pengumpulan Data Gambar: Mengumpulkan dataset gambar tanaman rimpang dari berbagai sumber atau melalui proses pengambilan gambar sendiri.
- Preprocessing Data: Melakukan pra-pemrosesan pada gambar, seperti resizing, normalisasi, dan augmentasi data (rotasi, flipping, dan perubahan pencahayaan) untuk meningkatkan performa model.
- Antarmuka Website: Pengembangan antarmuka pengguna berbasis website yang memudahkan pengguna untuk mengunggah gambar dan mendapatkan hasil deteksi secara real-time.



Gambar 2. Desain Alur Sistem

2.6 Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Pada penelitian ini, digunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) [6] untuk mendeteksi tanaman rimpang. CNN merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang dikenal efektif untuk klasifikasi gambar karena kemampuannya mengenali pola spasial pada citra. Model CNN yang dikembangkan melalui beberapa lapisan utama, yaitu:

- a. Layer Convolutional: Menerapkan filter pada citra untuk mengekstraksi fitur penting.
- b. Layer Pooling: Mengurangi dimensi citra untuk mengurangi kompleksitas komputasi sambil mempertahankan informasi penting.
- c. Layer Fully Connected: Menggabungkan fitur-fitur yang telah diekstraksi untuk melakukan klasifikasi akhir.

Untuk memahami lebih lanjut tentang bagaimana Convolutional Neural Network (CNN) bekerja dalam mendeteksi tanaman rimpang, berikut adalah visualisasi arsitektur CNN yang diterapkan pada penelitian ini. Gambar tersebut akan menunjukkan susunan lapisan-lapisan CNN, mulai dari layer konvolusi hingga fully connected layer. Melalui gambar ini, Anda dapat melihat alur transformasi dari gambar input hingga menjadi prediksi klasifikasi, yang memperlihatkan bagaimana setiap layer berperan dalam mengekstraksi dan mengolah fitur-fitur penting pada citra tanaman rimpang

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 222, 222, 16)	448
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 111, 111, 16)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 109, 109, 32)	4,640
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 54, 54, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 52, 52, 64)	18,496
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 26, 26, 64)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 24, 24, 64)	36,928
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 12, 12, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 9216)	0
dense (Dense)	(None, 256)	2,359,552
dense_1 (Dense)	(None, 512)	131,584
dense_2 (Dense)	(None, 4)	2,052

Total params: 2,553,700 (9.74 MB)
Trainable params: 2,553,700 (9.74 MB)
Non-trainable params: 0 (0.00 B)

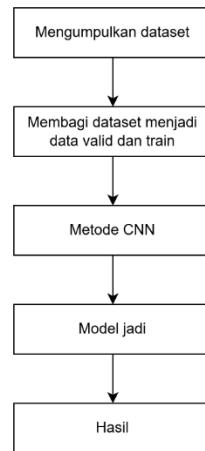
Gambar 3. Model *Convolutional Neural Network (CNN)*

2.7 Implementasi Sistem

Implementasi sistem dilakukan melalui beberapa tahap [7], yaitu:

- a. Pelatihan Model: Model CNN dilatih menggunakan dataset yang telah diproses. Proses ini melibatkan pembagian data ke dalam set pelatihan dan set pengujian untuk mengukur akurasi dan kinerja model.
- b. Integrasi dengan Website: Model yang telah dilatih diintegrasikan dengan website menggunakan framework tertentu Flask. Antarmuka website dikembangkan untuk menerima input gambar, memprosesnya menggunakan model CNN, dan menampilkan hasil deteksi.
- c. Pengujian Sistem: Sistem diuji secara menyeluruh untuk memastikan akurasi deteksi, kecepatan pemrosesan, dan kemudahan penggunaan antarmuka.

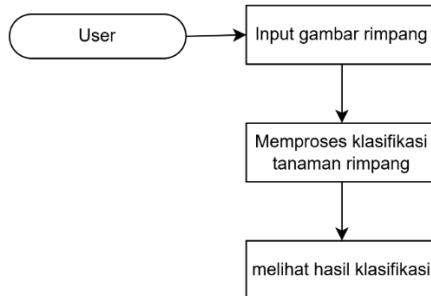
2.8 Desain Perancangan Sistem



Gambar 4. Desain Perancangan Sistem

Pada gambar 4, menggambarkan alur sistem mulai dari pengumpulan dataset hingga menghasilkan model prediksi. Tahapan pertama adalah mengumpulkan dataset, yang berisi gambar-gambar rimpang dengan kategori tertentu seperti jahe, kunyit, dan lainnya. Dataset ini kemudian dibagi menjadi dua bagian: data validasi dan data latih, yang bertujuan untuk melatih model sekaligus memastikan performa model tetap optimal. Setelah itu, metode Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi. Model yang telah selesai dilatih akan disimpan, dan langkah terakhir adalah menghasilkan prediksi jenis rimpang berdasarkan input gambar.

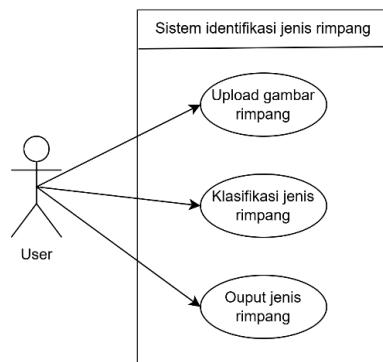
2.9 Desain Sistem



Gambar 5. Desain Sistem

Gambar 5 menjelaskan proses interaksi antara pengguna dan sistem. Pengguna (User) dapat memberikan input berupa gambar rimpang melalui antarmuka sistem. Gambar tersebut akan diproses untuk klasifikasi jenis tanaman rimpang, di mana sistem akan mengenali dan menentukan kategori rimpang berdasarkan gambar yang diunggah. Setelah proses klasifikasi selesai, hasilnya berupa informasi tentang jenis rimpang yang ditampilkan kepada pengguna, sehingga sistem dapat membantu dalam identifikasi jenis rimpang dengan cepat dan akurat.

2.10 Use Case Diagram

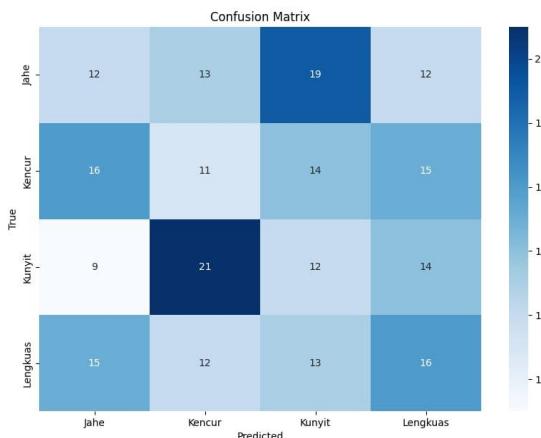


Gambar 6. Use Case Diagram

Gambar 6 menjelaskan diagram hubungan antara pengguna dan fungsi utama sistem. Terdapat tiga aktivitas utama yang dilakukan pengguna, yaitu mengunggah gambar rimpang, melakukan klasifikasi jenis rimpang, dan menampilkan hasil klasifikasi. Sistem berperan dalam mengelola ketiga fungsi tersebut, mulai dari menerima gambar yang diunggah, memproses klasifikasi menggunakan model yang telah dilatih, hingga menampilkan hasil akhir kepada pengguna. Use case diagram ini menunjukkan bahwa sistem dirancang agar mudah digunakan dan dapat memenuhi kebutuhan pengguna dalam identifikasi rimpang.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1. Confusion Matrix



Gambar 7. Confusion Matrix

Confusion matrix pada gambar 7 menunjukkan performa model klasifikasi untuk mendeteksi jenis rimpang: jahe, kencur, kunyit, dan lengkuas. Setiap baris merepresentasikan jumlah data sebenarnya (*true label*), sedangkan setiap kolom merepresentasikan prediksi model. Dari matriks ini, terlihat bahwa model berhasil memprediksi beberapa data dengan benar, seperti 12 sampel jahe yang benar diprediksi sebagai jahe, 11 sampel kencur yang benar diprediksi sebagai kencur, 21 sampel kunyit yang benar diprediksi sebagai kunyit, dan 16 sampel lengkuas yang benar diprediksi sebagai lengkuas. Namun, terdapat pula kesalahan prediksi yang cukup signifikan, misalnya model memprediksi kunyit sebagai kencur sebanyak 21 kali dan jahe sebagai kunyit sebanyak 19 kali.

Kesalahan prediksi ini menunjukkan bahwa model masih menghadapi tantangan dalam membedakan fitur visual antar jenis rimpang tertentu. Misalnya, kesalahan antara kunyit dan kencur dapat disebabkan oleh kemiripan warna atau tekstur yang terekstraksi dari dataset. Untuk meningkatkan performa model, dapat dilakukan penyesuaian seperti menambah jumlah dataset, menerapkan augmentasi data, atau menyempurnakan arsitektur CNN yang digunakan.

3.2 Uji Sistem

Tabel 2. Hasil Uji Sistem

Gambar Uji	Hasil	Keterangan
	Benar	Beberapa kali hasil deteksi salah
	Benar	Beberapa kali hasil deteksi salah
	Benar	Beberapa kali hasil deteksi salah
	Benar	Beberapa kali hasil deteksi salah

Berdasarkan hasil uji sistem yang disampaikan dalam tabel 2, sistem yang dikembangkan menunjukkan kemampuan untuk mendeteksi dengan benar sebagian besar input yang diuji. Namun, terdapat beberapa kali kesalahan deteksi pada beberapa percobaan, yang menunjukkan bahwa meskipun model mampu mengenali pola utama dengan baik, ada kemungkinan model tersebut masih sensitif terhadap variasi dalam data uji, seperti sudut pengambilan gambar atau kualitas citra. Untuk meningkatkan performa sistem, dapat dilakukan penambahan variasi dataset, pengoptimalan hyperparameter, atau penerapan teknik augmentasi data lebih lanjut untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model.

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian, model Convolutional Neural Network (CNN) yang dikembangkan mampu mengenali sebagian besar jenis rimpang dengan tingkat akurasi yang tinggi. Rimpang jahe, kunyit, dan lengkuas menunjukkan akurasi yang konsisten di atas 95% pada ketiga uji, dengan nilai rata-rata akurasi masing-masing

sebesar 98%, 98.3%, dan 97.3%. Hal ini menunjukkan bahwa model dapat mengenali pola visual khas pada ketiga jenis rimpang tersebut dengan cukup andal.

Namun, untuk rimpang kencur, akurasi yang diperoleh jauh lebih rendah, berkisar antara 29% hingga 87%, dengan rata-rata sekitar 53.3%. Hal ini menandakan bahwa model memiliki kesulitan dalam mengenali karakteristik visual unik dari rimpang kencur, kemungkinan disebabkan oleh faktor-faktor seperti keterbatasan jumlah citra yang representatif atau karakteristik visual kencur yang kurang menonjol dibandingkan jenis rimpang lainnya.

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa sistem berbasis CNN ini efektif untuk klasifikasi sebagian besar jenis rimpang, meskipun perlu dilakukan perbaikan untuk meningkatkan akurasi pada rimpang kencur. Optimalisasi tambahan dalam aspek dataset atau penyesuaian arsitektur model dapat dilakukan untuk mencapai hasil yang lebih baik secara keseluruhan.

4. SARAN

Untuk meningkatkan akurasi identifikasi tanaman rimpang, Anda dapat mulai dengan mengumpulkan lebih banyak gambar tanaman dalam berbagai kondisi pencahayaan, latar belakang, dan sudut. Data yang lebih beragam akan membantu model memahami variasi yang lebih luas sehingga dapat menghasilkan hasil yang konsisten.

Untuk membedakan objek tanaman dari latar belakang, gunakan metode segmentasi citra. Metode segmentasi seperti thresholding atau deteksi tepi (seperti algoritma Canny) dapat membantu mengidentifikasi bentuk rimpang tanaman dengan lebih baik. Dengan fokus hanya pada fitur penting tanaman tanpa mengganggu latar belakang, teknik segmentasi ini akan meningkatkan efisiensi proses pembelajaran model.

Selain itu, pertimbangkan penggunaan *semantic segmentation* yang lebih canggih untuk memberikan model hasil segmentasi yang lebih rinci pada setiap piksel gambar. Segmentasi ini sangat membantu dalam membedakan detail rimpang yang lebih halus. Dengan teknik segmentasi yang tepat, model tidak hanya menjadi lebih efisien dalam pembelajaran tetapi juga lebih akurat dalam mengidentifikasi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] B. Setiyono *et al.*, “Identifikasi Tanaman Obat Indonesia Melalui Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 2, hal. 385–392, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20231026809.
- [2] S. A. E. ALBAKIA dan R. A. Saputra, “Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Model VGG16,” *J. Inform. Polinema*, vol. 9, no. 4, hal. 451–460, 2023, doi: 10.33795/jip.v9i4.1420.
- [3] A. M. Atha dan E. Zuliarso, “Herbal Plants Detection Specifically For Skin And Hair Diseases Using The Convolutional Neural Network (CNN) and Tensorflow,” *JUPITER (Jurnal Penelit. Ilmu Dan Tek. Komputer)*, vol. 14, no. 2-a, hal. 01–10, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <https://doi.org/10.5281/4736/5.jupiter.2022.10>
- [4] M. F. Firdaus, Y. P. Iswoyo, dan Y. N. Ahmadi, “Klasifikasi Tanaman Anggrek Menggunakan Metode CNN Berbasis Web Django,” vol. 3, hal. 394–403, 2024.
- [5] E. D. Ratnasari, D. A. Rudira, A. S. Buana, dan T. Informatika, “Klasifikasi penyakit daun sawi hijau dengan metode cnn 1,2,3,” vol. 3, hal. 388–393, 2024.
- [6] M. I. Rahayu, R. Jaenal, dan M. H. Risyandi, “Identifikasi Tanaman Obat Herbal Berbasis Citra,” *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 12, no. 2, hal. 57–63, 2023, doi: 10.58761/jurtikstmikbandung.v12i2.5763.
- [7] A. Fadhila, M. Mabe Parenreng, J. Teknik Elektro, dan P. Negeri Ujung Pandang, “Pengenalan Tanaman Herbal Daun Merica dan Daun Sirih Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *Pros. Semin. Nas. Tek. Elektro dan Inform.*, vol. 9, no. 1, hal. 109–113, 2023.