

PENGUNAAN ALGORITMA CNN DENGAN ADAM OPTIMIZER DALAM APLIKASI WEB UNTUK PREDIKSI JENIS KELAMIN BUNGA

Hafid Afnan Wijaya, Nuri Cahyono

Informatika, Universitas Amikom Yogyakarta
Jl. Ring Road Utara, Condong Catur, Sleman, Yogyakarta
hafid.aw@students.amikom.ac.id

ABSTRAK

Identifikasi jenis kelamin bunga pada tanaman dioecious (memiliki jenis kelamin jantan dan betina pada tanaman yang berbeda) dan monoecious (memiliki jenis kelamin jantan dan betina dalam satu tanaman) secara manual memerlukan waktu lama dan berisiko kesalahan. Kesulitan ini dapat mempengaruhi efisiensi pemuliaan tanaman serta hasil produksi. Oleh karena itu, diperlukan teknologi yang dapat mengotomatisasi proses identifikasi untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam pertanian. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan aplikasi berbasis web untuk prediksi jenis kelamin bunga menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Metode penelitian yang digunakan mencakup pengumpulan dataset gambar bunga, pra-pemrosesan data untuk meningkatkan kualitas gambar, pelatihan model CNN, serta integrasi model ke dalam aplikasi web. Model CNN ini dilatih menggunakan dataset gambar bunga dengan jenis kelamin berbeda, dan optimisasi dilakukan menggunakan Adam optimizer untuk meningkatkan akurasi prediksi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang dikembangkan mampu mencapai akurasi 92% dalam memprediksi jenis kelamin bunga. Aplikasi web yang dihasilkan memungkinkan pengguna mengunggah gambar bunga dan menerima hasil prediksi secara cepat dan akurat, tanpa memerlukan perangkat khusus.

Kata kunci : CNN, Prediksi Jenis Kelamin Bunga, Aplikasi Berbasis Web, Optimisasi Adam, Pengolahan Citra.

1. PENDAHULUAN

Proses identifikasi jenis kelamin pada tumbuhan dioecious dan monoecious, seperti beberapa jenis bunga, sering kali menjadi tantangan bagi peneliti. Hal ini disebabkan karena perbedaan morfologi antara bunga jantan dan betina tidak selalu terlihat pada tumbuhan, sehingga membutuhkan pengamatan manual yang sangat teliti dan terkadang memerlukan alat khusus atau keahlian khusus [1].

Proses identifikasi secara manual membutuhkan waktu yang lama, terutama jika dilakukan dalam skala besar, seperti di perkebunan atau penelitian botani. Selain itu, proses ini dapat meningkatkan potensi terjadinya kesalahan identifikasi, yang dapat berdampak negatif pada produktivitas tanaman. Di dunia pertanian, kesalahan ini dapat menyebabkan kegagalan dalam program pemuliaan tanaman dan kurangnya pengelolaan lahan secara efisien [4].

Menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS), produksi jagung nasional pada tahun 2024 mencapai 15,21 juta ton [9].

Namun, untuk meningkatkan efisiensi produksi, diperlukan pendekatan teknologi dalam manajemen tanaman, termasuk dalam proses identifikasi jenis kelamin bunga, yang berperan dalam keberhasilan penyerbukan dan hasil panen. Teknologi modern seperti kecerdasan buatan, khususnya Convolutional Neural Network (CNN), telah terbukti mampu mengotomatisasi proses analisis gambar dengan akurasi tinggi dalam berbagai bidang [2], [3].

Namun, penerapannya dalam bidang pertanian, khususnya untuk deteksi jenis kelamin bunga masih terbatas. Adopsi teknologi ini untuk membantu petani dan peneliti dalam mengidentifikasi jenis kelamin

bunga dioecious dan monoecious secara otomatis merupakan peluang besar yang dapat mengurangi waktu identifikasi dan mengatasi kendala efisiensi yang muncul dalam proses manual [5], [6].

Oleh karena itu, dalam penelitian ini dikembangkan alat berbasis web yang dapat mengotomatisasi proses identifikasi jenis kelamin bunga, sehingga meminimalkan waktu identifikasi dan meningkatkan efisiensi pengelolaan tanaman.

Permasalahan ini menjadi semakin penting ketika mempertimbangkan bahwa banyak petani dan praktisi di lapangan tidak memiliki akses ke alat identifikasi yang canggih atau tidak memiliki cukup waktu untuk melakukan pengamatan manual yang presisi [2], [7].

Kesalahan identifikasi jenis kelamin bunga dapat menyebabkan proses penyerbukan yang tidak optimal, yang dapat menyebabkan rendahnya hasil panen dan efisiensi pertanian secara keseluruhan. Selain sebagai solusi dalam pertanian, alat ini juga dapat digunakan sebagai media pembelajaran dalam bidang botani dan agronomi. Dengan sistem berbasis kecerdasan buatan, mahasiswa, peneliti, dan praktisi di bidang pertanian dapat memanfaatkan teknologi ini untuk belajar memahami perbedaan jenis kelamin bunga secara otomatis, tanpa bergantung sepenuhnya pada pengamatan manual.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini difokuskan untuk mengembangkan aplikasi berbasis web yang menggunakan algoritma CNN dengan optimisasi Adam. Adam dipilih karena menggabungkan dua teknik, yaitu momentum untuk mempercepat arah konvergensi dan RMSprop untuk menormalkan langkah berdasarkan gradien, sehingga dapat meningkatkan stabilitas model selama proses

pelatihan [8].

Dengan adanya alat ini, diharapkan mampu membantu petani, peneliti, dan praktisi untuk mengurangi kesalahan identifikasi, meningkatkan efisiensi, dan mendukung peningkatan produktivitas dalam sektor agrikultur [6], [7].

Selain itu, alat ini juga diharapkan dapat berkontribusi dalam bidang pendidikan dengan memberikan akses kepada mahasiswa dan peneliti untuk mempelajari pengenalan visual jenis kelamin bunga secara lebih interaktif dan modern.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Convolutional Neural Network (CNN)

CNN merupakan jenis jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk pemrosesan data gambar. CNN memiliki kemampuan untuk mengekstraksi fitur dari gambar input, seperti pola, tepi, atau tekstur, yang sangat berguna untuk klasifikasi dan prediksi berbasis gambar [6].

CNN bekerja melalui beberapa lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected layer, yang memungkinkan model untuk mengekstrak informasi hierarkis dan spasial dari gambar input [3], [7].

Pada penelitian ini, CNN digunakan untuk mengklasifikasikan jenis bunga serta jenis kelamin bunga berdasarkan pola morfologinya.

2.2. Optimisasi Adam

Adam (Adaptive Moment Estimation) adalah salah satu algoritma optimasi yang sering digunakan dalam pelatihan jaringan saraf tiruan, seperti CNN. Adam menggabungkan dua teknik optimasi, yaitu momentum dan RMSProp, yang memungkinkan model untuk mencapai konvergensi lebih cepat dan stabil. Dengan menggunakan Adam, bobot dalam jaringan saraf diperbarui berdasarkan estimasi momen pertama (mean) dan kedua (variance) dari gradien [8].

Dalam penelitian ini, Adam dipilih karena memiliki kemampuan untuk mengatasi masalah konvergensi saat melatih model CNN untuk memprediksi jenis kelamin bunga. Adam menjaga keseimbangan antara kecepatan konvergensi dan akurasi model, yang sangat penting dalam mengolah dataset gambar bunga.

2.3. Confusion Matrix

Confusion matrix adalah alat penting untuk mengevaluasi performa model klasifikasi. Confusion matrix menampilkan perbandingan antara hasil prediksi dengan label sebenarnya. Matriks ini terdiri dari empat elemen utama True Positive (TP), False Positive (FP), True Negative (TN), dan False Negative (FN) [11]. Dari Confusion Matrix, beberapa metrik evaluasi dapat dihitung dengan persamaan berikut:

- Akurasi (Accuracy)

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

- Presisi (Precision)

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

- Recall (Sensitivity)

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

- F1-Score

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

Dalam penelitian ini, Confusion Matrix digunakan untuk mengevaluasi model dalam membedakan jenis kelamin bunga, sehingga dapat diketahui seberapa akurat model dalam membedakan bunga jantan dan betina.

2.4. Classification Report

Classification report menggunakan metrik seperti Accuracy, Precision, Recall, dan F1-score. Accuracy mengukur tingkat ketepatan prediksi yang bernilai sama dengan Alert yaitu True Positive (TP) dan True Negative (TN) terhadap hasil keseluruhan. Precision mengidentifikasi frekuensi prediksi sesuai dengan Alert yaitu sama-sama positif atau True Positive (TP) terhadap seluruh prediksi positif. Recall mengidentifikasi frekuensi prediksi sesuai dengan Alert yaitu sama-sama positif atau True Positive (TP) terhadap seluruh Alert positif. F-1 score merupakan rerata harmonis dari precision dan recall dengan nilai terbaik [10].

Dalam penelitian ini, Classification report merangkum semua metrik tersebut untuk setiap kelas dalam dataset, memberikan gambaran detail untuk setiap kelas dan dataset secara keseluruhan, khususnya dalam dataset yang tidak seimbang, sehingga dapat memperjelas performa model baik pada tingkat makro maupun mikro.

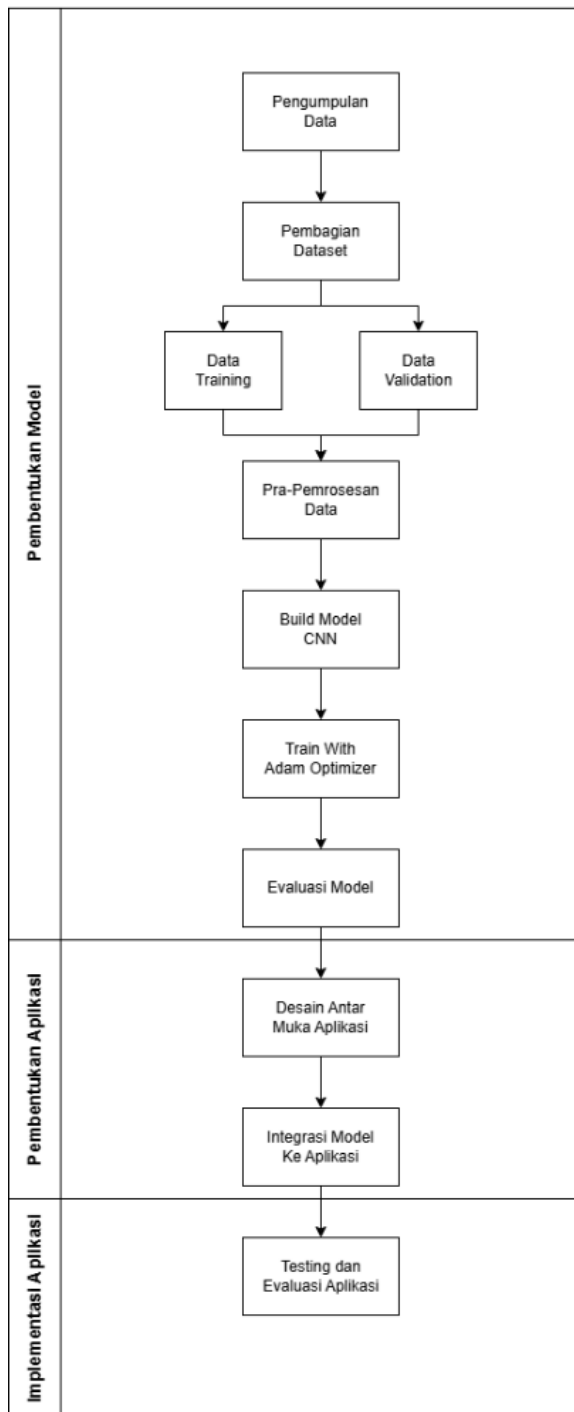
2.5. Web Development

Web development adalah proses pembuatan aplikasi web yang dapat diakses melalui internet. Secara umum, ini terbagi menjadi frontend (tampilan pengguna) dan backend (sisi server). Frontend melibatkan desain antarmuka pengguna yang optimal, menggunakan pendekatan seperti wireframe dan prototipe untuk memastikan pengalaman pengguna yang baik dalam mengakses sistem berbasis web [12].

Selain itu, performa website juga menjadi faktor penting dalam memastikan kenyamanan dan efisiensi penggunaan, terutama dalam aspek kecepatan akses dan stabilitas sistem, yang dapat berdampak pada kepuasan pengguna [13].

Proses frontend mencakup penggunaan HTML, CSS, dan JavaScript untuk membangun struktur, tata letak, dan interaktivitas halaman web. Sementara itu, backend bertanggung jawab untuk pemrosesan data dan logika bisnis aplikasi, biasanya menggunakan bahasa pemrograman seperti Python dan framework pendukungnya untuk mengelola data serta komunikasi dengan server.

3. METODE PENELITIAN



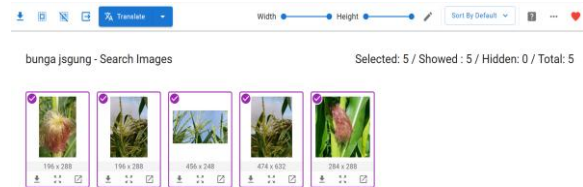
Gambar 1. Alur penelitian

3.1. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari gambar bunga dengan berbagai jenis dan kategori. Dataset ini dikumpulkan secara manual melalui pencarian gambar di Google dengan menggunakan kata kunci spesifik berdasarkan jenis bunga dan jenis kelaminnya. Untuk mempercepat proses pengunduhan, digunakan tool ekstensi browser "Fatkun Batch Download Image", yang

memungkinkan pengunduhan gambar dalam jumlah besar dengan sekali klik.

Dataset ini berfokus pada tiga jenis bunga utama, yaitu jagung, labu, dan ginkgo, yang digunakan untuk prediksi jenis kelaminnya (jantan atau betina). Selain itu, ditambahkan gambar bunga daisy dan mawar sebagai variasi untuk membantu model dalam mengenali jenis bunga yang tidak termasuk dalam kategori utama. Total dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 700 gambar, terdiri dari bunga jagung, labu, ginkgo, daisy, dan mawar.

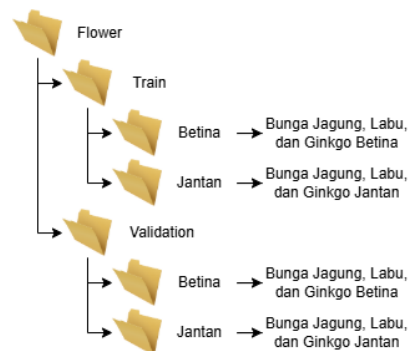


Gambar 2. Tool ekstensi

Gambar-gambar dalam dataset ini memiliki dimensi yang beragam sesuai dengan sumbernya dan kemudian disesuaikan menjadi 150x150 piksel menggunakan TensorFlow. Dataset ini juga diproses lebih lanjut melalui augmentasi data untuk meningkatkan variasi tanpa menambah jumlah dataset asli.

3.2. Pembagian Dataset

Dataset yang telah diperoleh dibagi menjadi dua folder, Data Training dan Data Validation, berikut adalah struktur datasetnya.



Gambar 3. Struktur dataset

Dataset ini nantinya akan menghasilkan model 'bunga_cnn_model', dataset ini digunakan untuk mengenali jenis kelamin bunganya (jantan dan betina). Dataset ini berisi gambar bunga jagung, labu, dan ginkgo biloba dikelompokkan berdasarkan kategori jantan dan betina. Pada folder Data Training, terdapat folder jantan dan betina, masing-masing berisi 300 gambar bunga. Sementara itu, pada folder Data Validation, juga terdapat folder jantan dan betina, masing-masing berisi 60 gambar bunga. Gambar-gambar dalam folder Data Validation diambil dari sebagian gambar di folder Data Training. Selain itu, saya juga membuat dataset tambahan yang akan

menghasilkan model 'type_model'. Dataset ini digunakan untuk mengenali jenis bunga jagung, labu, ginkgo biloba, daisy, dan mawar berdasarkan jenisnya. Gambar-gambar bunga dikelompokkan berdasarkan jenisnya, seperti jagung, labu, ginkgo, dan unknown. Model ini digunakan sebagai fitur tambahan untuk aplikasinya saja.

3.3. Pra-Pemrosesan Data

Tabel 1. Data augmentation

Transformasi	Parameter
Resacle	1./255
Rotation Range	20
Width Shift Range	0.2
Height Shift Range	0.2
Shear Range	0.2
Zoom Range	0.2
Horizontal Flip	True
Fill Mode	Nearest

Menggunakan library ImageDataGenerator untuk melakukan pemrosesan. Pada data training dilakukan Data Augmentation dengan berbagai transformasi, seperti rescaling untuk menormalkan nilai piksel (dari 0 hingga 1), rotation hingga 20 derajat, width dan height shift sebesar 20% untuk memindahkan gambar secara horizontal dan vertikal, shear sebesar 20% untuk memiringkan gambar, zoom untuk memperbesar atau memperkecil gambar hingga 20%, dan horizontal flip untuk membalik gambar secara horizontal. Semua transformasi ini digunakan untuk meningkatkan variasi dalam data training, sehingga model lebih kuat terhadap data baru. Sementara itu, untuk data validation hanya dilakukan proses rescaling untuk memastikan nilai piksel berada pada skala yang sama seperti data training, tanpa melakukan augmentasi tambahan, karena data ini digunakan untuk evaluasi model.

Kedua data generator kemudian diatur agar menghasilkan batch dengan ukuran gambar diubah menjadi 150 x 150 piksel dan ukuran batch ditetapkan sebanyak 32 gambar per batch. Data training diambil dari direktori 'train_dir' dengan mode klasifikasi categorical, yang cocok untuk dataset multi-kelas. Begitu pula data validation, diambil dari direktori 'val_dir' dengan mode yang sama, tetapi tanpa pengacakan agar urutan gambar konsisten saat evaluasi. Terakhir, jumlah kelas pada dataset ditentukan dari jumlah indeks kelas yang dihasilkan oleh 'train_generator'. Proses ini memastikan data yang digunakan siap untuk melatih dan mengevaluasi model secara optimal.

3.4. Build Model CNN

Model Convolutional Neural Network (CNN) terdiri dari beberapa layer yang dirancang untuk mengekstrak fitur dari gambar. Setiap layer konvolusi menggunakan depth size untuk menangkap pola dari gambar dan kernel berukuran (3, 3) untuk menentukan area gambar yang dipindai. Model ini juga dilengkapi

dengan batch normalization untuk menormalkan output dari layer sebelumnya, serta max pooling dengan ukuran (2, 2) untuk mengurangi dimensi dari fitur yang diekstraksi. Layer pertama memiliki 32 depth size, layer kedua memiliki 64 depth size, dan layer ketiga memiliki 128 depth size. Semua layer ini menggunakan fungsi aktivasi ReLU untuk menangkap fitur non-linear dari gambar. Setelah melalui layer konvolusi dan pooling, data diubah dari bentuk 2D menjadi bentuk 1D menggunakan layer flatten, sehingga data dapat diproses oleh layer fully connected atau dense.

Pada layer dense, terdapat 512 neuron dengan fungsi aktivasi ReLU untuk mengekstrak fitur yang telah diflatten. Selanjutnya, layer dropout dengan probabilitas 0,5 digunakan untuk menonaktifkan 50% neuron secara acak, membantu mencegah overfitting pada model. Terakhir, terdapat layer output dengan jumlah neuron sesuai jumlah kelas dan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas dari setiap kelas. Kombinasi semua layer ini memungkinkan model mengenali pola dari data gambar dengan efektif.

3.5. Train With Adam Optimizer

Model selanjutnya dicompile menggunakan Adam optimizer dengan learning rate yang lebih rendah sebesar 0.0001 untuk memastikan proses pembelajaran berjalan stabil dan tidak terlalu cepat. Fungsi loss yang digunakan adalah categorical crossentropy, yang sesuai untuk masalah klasifikasi multi-kelas, sedangkan metrik evaluasi yang dipantau adalah accuracy. Model kemudian dilatih menggunakan generator data 'train_generator' untuk data training dan 'val_generator' untuk data validation.

3.6. Evaluasi Model

Evaluasi dilakukan dengan metode 'model.evaluate' yang mengukur nilai loss dan accuracy pada data validation yang disediakan oleh 'val_generator'. Nilai loss menggambarkan seberapa baik model memprediksi data validation, sedangkan nilai accuracy menunjukkan persentase prediksi yang benar dari total data validation. Hasil evaluasi kemudian ditampilkan menggunakan fungsi print, yang menunjukkan nilai Validation Loss dan Validation Accuracy secara langsung. Proses ini memberikan gambaran akhir tentang kemampuan model dalam menggeneralisasi data yang tidak terlihat selama pelatihan. Model 'bunga_cnn_model' mendapatkan nilai accuracy sebesar 0.9265, loss sebesar 0.1756, validation loss sebesar 0.28117072582244873, dan validation accuracy sebesar 0.8500000238418579. Kemudian model dievaluasi lebih lanjut menggunakan Confusion Matrix dan Classification Report untuk memberikan gambaran detail mengenai performa klasifikasi model. Confusion matrix dibuat dengan membandingkan nilai kelas prediksi dengan nilai kelas sebenarnya dari data validation. Classification Report dihasilkan

menggunakan fungsi 'classification_report', yang memberikan metrik evaluasi seperti precision, recall, f1-score, dan support untuk setiap kelas.

3.7. Desain Antarmuka Aplikasi

Mendesain antarmuka aplikasi menggunakan draw.io, setelah di desain kemudian membuat kode program aplikasi menggunakan HTML, CSS, dan JavaScript. HTML digunakan untuk pembuatan rangka utama dari desain aplikasi, CSS digunakan untuk mempercantik tampilan pada htmlnya, dan JavaScript digunakan untuk menambahkan fungsi-fungsi pada htmlnya agar dapat menampilkan gambar yang di upload. Desain wireframe ini berisi judul dan elemen-elemen seperti melakukan penguploadan gambar, menampilkan gambar yang telah diupload, dan menampilkan hasil prediksi gambar.

3.8. Integrasi Model ke Aplikasi

Membuat kode program aplikasi menggunakan python dan framework flask untuk memungkinkan pengguna mengunggah gambar bunga. Model yang telah dilatih diintegrasikan ke dalam aplikasi dengan memuat file model (.h5), kemudian memprediksi type bunga dan jenis kelamin bunga yang hasilnya ditampilkan secara real-time di antarmuka aplikasi. Aplikasi juga dirancang untuk memberikan pengalaman pengguna yang lebih baik dan akurat dengan memberikan umpan balik jika gambar yang diunggah tidak sesuai dengan dataset yang dilatih. Integrasi ini memastikan aplikasi berfungsi secara efektif dengan kinerja yang optimal.

3.9. Testing dan Evaluasi Aplikasi

Pengujian aplikasi dilakukan dengan menjalankan aplikasi secara lokal untuk memastikan antarmuka tampil sesuai harapan dan tidak ada kesalahan fungsi atau prediksi model. Tahap ini dilakukan untuk memastikan aplikasi berjalan tanpa error dan semua fitur berfungsi dengan baik. Evaluasi juga dilakukan dengan memperbaiki kode yang menyebabkan masalah jika ditemukan error atau tampilan yang tidak sesuai. Selain itu, pengujian juga memastikan bahwa hasil prediksi model seperti type bunga maupun jenis kelamin bunga memiliki akurasi yang sesuai. Langkah ini bertujuan untuk mengoptimalkan performa aplikasi sebelum digunakan secara publik.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Proses Modeling

Penelitian ini menghasilkan dua model berbasis Convolutional Neural Network (CNN) yang diterapkan dalam aplikasi web untuk mengidentifikasi jenis bunga dan jenis kelaminnya secara otomatis. Model yang dikembangkan dapat diakses melalui situs Hugging Face pada tautan berikut: https://huggingface.co/HafidAfnan/Gender_Flower_Detection/tree/main/model. Untuk membangun model, digunakan dua dataset yang berbeda. Dataset

pertama digunakan untuk melatih model 'bunga_cnn_model.h5', yang bertugas mengenali jenis kelamin bunga dalam dua kelas, yaitu jantan dan betina. Dataset ini terdiri dari 600 gambar, dengan distribusi seimbang, yaitu 300 gambar bunga jantan dan 300 gambar bunga betina.

Sementara itu, dataset kedua digunakan untuk melatih model 'type_model.h5', yang bertugas mengenali jenis bunga dalam empat kelas, yaitu jagung, labu, ginkgo, dan unknown. Dataset ini terdiri dari 700 gambar, dengan masing-masing kelas memiliki jumlah data yang seimbang, yaitu 200 gambar untuk jagung, 200 gambar untuk labu, 200 gambar untuk ginkgo, dan 100 gambar untuk kategori unknown. Gambar-gambar dalam dataset memiliki dimensi yang beragam tergantung pada sumbernya, dengan ukuran mulai dari 350x181 piksel hingga 2240x1250 piksel. Untuk memastikan konsistensi input dalam model CNN, seluruh gambar diubah ukurannya menjadi 150x150 piksel menggunakan TensorFlow.

4.2. Pelatihan dan Optimasi Model

Model CNN yang dikembangkan dilatih menggunakan dataset yang telah diproses dengan metode augmentasi data untuk meningkatkan variasi tanpa menambah jumlah dataset fisik. Teknik augmentasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi rescale untuk normalisasi nilai piksel ke skala 0-1, rotation untuk memutar gambar dalam rentang tertentu, width shift dan height shift untuk menggeser gambar secara horizontal dan vertikal, shear untuk memberikan efek distorsi sudut, zoom untuk memperbesar atau memperkecil gambar, serta horizontal flip untuk membalik gambar secara horizontal. Proses pelatihan model dilakukan dengan menggunakan Adam Optimizer, yang dipilih karena kemampuannya dalam mempercepat konvergensi model serta menghasilkan akurasi yang lebih stabil. Setelah proses pelatihan, model 'bunga_cnn_model.h5' menunjukkan performa yang baik dengan mencapai akurasi 92% dalam memprediksi jenis kelamin bunga.

4.3. Implementasi dalam Aplikasi Web

Setelah pelatihan, model CNN diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web untuk memudahkan pengguna dalam mengidentifikasi jenis bunga dan jenis kelaminnya. Proses kerja aplikasi dimulai ketika pengguna mengunggah gambar bunga, yang kemudian disimpan di direktori 'uploads'. Setelah itu, gambar diubah menjadi array numerik menggunakan TensorFlow, diubah ukurannya menjadi 150x150 piksel, dan dinormalisasi ke skala 0-1 agar sesuai dengan input model. Selanjutnya, sistem akan melakukan prediksi jenis bunga terlebih dahulu menggunakan model 'type_model.h5'. Jika model mengenali bunga sebagai jagung, labu, atau ginkgo, sistem akan melanjutkan ke tahap berikutnya, yaitu

prediksi jenis kelamin bunga menggunakan model 'bunga_cnn_model.h5'.

Pada tahap akhir, hasil prediksi ditampilkan kepada pengguna dalam bentuk informasi yang mencakup jenis bunga, jenis kelamin bunga, serta tingkat confidence dalam bentuk persentase. Jika gambar yang diunggah tidak termasuk dalam kategori bunga yang dikenali oleh model, sistem akan mengklasifikasikannya sebagai "unknown", dan tidak akan melanjutkan ke tahap prediksi jenis kelamin. Aplikasi ini dirancang untuk memberikan hasil prediksi secara real-time, sehingga dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam identifikasi jenis bunga serta jenis kelaminnya.

4.4. Analisis Kinerja Model Selama 50 Epoch

Dengan menggunakan optimizer Adam dan fungsi loss categorical crossentropy, pelatihan dilakukan selama 50 epoch. Kinerja model dinilai berdasarkan metrik akurasi dan loss pada dataset train dan validation. Berikut adalah tabel pelatihan model CNN selama 50 epoch.

Tabel 2. Pelatihan model

Epochs	Accuracy	Loss	Val_Accuracy	Val_Loss
1	0.5402	3.3629	0.3958	0.7251
5	0.7419	0.6961	0.4896	0.7254
10	0.7188	0.4497	0.9167	0.2411
15	0.7829	0.4410	0.7812	0.8518
20	0.8438	0.3321	0.1667	3.3165
25	0.8038	0.4588	0.6562	2.9631
30	0.8438	0.3854	0.1250	9.9085
35	0.8116	0.3983	0.8333	0.7442
40	0.6875	0.4551	0.2083	2.7666
45	0.8319	0.3619	0.8854	0.2847
49	0.7798	0.4258	0.9479	0.1349
50	0.8125	0.3746	0.4583	0.8782

Proses pelatihan dilakukan selama 50 epochs, di mana setiap epoch akan menghasilkan nilai loss dan akurasi yang menunjukkan seberapa baik model belajar dari data training dan seberapa baik performanya pada data validation. Jumlah langkah per epoch dihitung berdasarkan total sampel dalam dataset training dibagi dengan ukuran batch, begitu pula pada data validation. Proses ini dirancang untuk mengoptimalkan akurasi model secara bertahap. Dari hasil tersebut, epoch terbaik tercapai pada epoch ke-49, di mana model menunjukkan Val_Accuracy tinggi dan Val_Loss yang rendah menunjukkan kinerja optimal dalam memprediksi data yang tidak terlihat.

4.5. Hasil Evaluasi Model

Evaluasi pertama dilakukan dengan metode 'model.evaluate' yang mengukur nilai loss dan accuracy pada data validation yang disediakan oleh 'val_generator'. Hasil evaluasi ditampilkan menggunakan fungsi print, yang menunjukkan nilai Validation Loss dan Validation Accuracy secara langsung. Proses ini memberikan gambaran akhir tentang kemampuan model dalam menggeneralisasi

data yang tidak terlihat selama pelatihan. Berikut adalah perbandingan evaluasi model pada dataset utama sebelum dan setelah di train menggunakan Adam Optimizer.

```
4/4 ————— 2s 495ms/step - accuracy: 0.8117 - loss: 0.6378
Validation Loss: 0.702495276927948
Validation Accuracy: 0.800000011928929
```

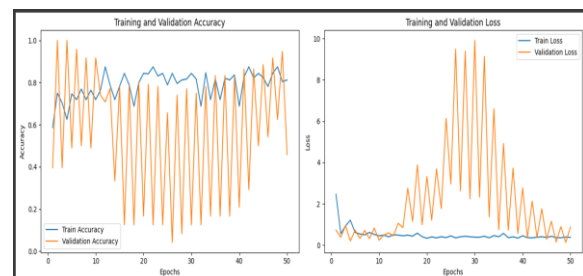
Gambar 4. Sebelum menggunakan adam

Sebelum di train menggunakan Adam Optimizer hasil loss dan validation loss terbilang cukup tinggi karena model belum optimal dalam menemukan parameter terbaik. Selain itu, performa model juga belum maksimal dengan hasil akurasi hanya mampu menyentuh 81%, yang menunjukkan bahwa model belum cukup baik dalam mempelajari pola pada dataset.

```
4/4 ————— 3s 656ms/step - accuracy: 0.9265 - loss: 0.1756
Validation Loss: 0.28117072582244873
Validation Accuracy: 0.8500000238418579
```

Gambar 5. Setelah menggunakan adam

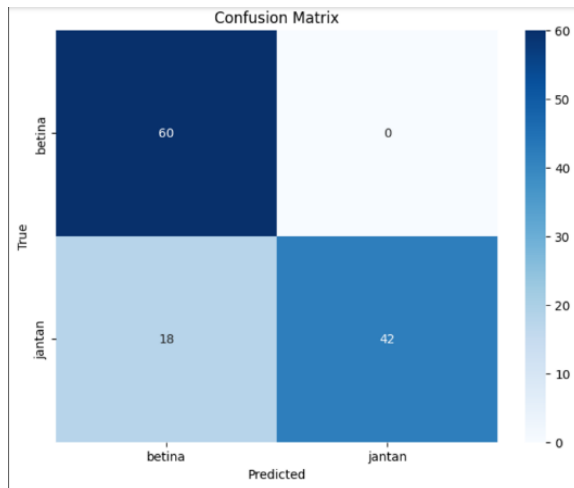
Setelah di train menggunakan Adam Optimizer hasil loss dan validation loss menurun secara signifikan, menunjukkan bahwa model menjadi lebih optimal dalam menemukan parameter terbaik. Selain itu, performa model meningkat secara keseluruhan, dengan akurasi mencapai 92%, yang menunjukkan bahwa model mampu mempelajari pola pada dataset dengan lebih baik dan menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Berikut adalah hasil evaluasi modelnya dalam bentuk grafik.



Gambar 6. Grafik accuracy dan loss

Gambar di atas menunjukkan hasil evaluasi model selama proses training dan validation melalui dua grafik. Pada grafik Train dan Validation Accuracy menggambarkan perkembangan akurasi model pada data pelatihan dan data validasi selama 50 epoch. Garis biru menunjukkan akurasi pada data pelatihan yang secara bertahap meningkat dan menjadi stabil mendekati 80%, sedangkan garis oranye menunjukkan akurasi data validasi yang fluktuatif di sepanjang epoch. Pada grafik Train dan Validation Loss, terlihat bahwa nilai loss pada data pelatihan konsisten menurun hingga mendekati 0, menandakan model belajar dengan baik pada data pelatihan, namun loss pada data validasi menunjukkan fluktuasi yang kadang meningkat tajam.

Kemudian model dievaluasi lebih lanjut menggunakan Confusion Matrix dan Classification Report untuk memberikan gambaran detail mengenai performa klasifikasi model. Confusion matrix dibuat dengan membandingkan nilai kelas prediksi dengan nilai kelas sebenarnya dari data validation. Matriks ini divisualisasikan menggunakan heatmap dengan warna biru sebagai gradasi intensitas, di mana setiap nilai pada matriks menunjukkan jumlah prediksi yang benar atau salah dalam tiap kategori. Sumbu X mewakili kelas prediksi, sedangkan sumbu Y mewakili kelas sebenarnya. Berikut adalah hasil confusion matrixnya.



Gambar 7. Confusion matrix

Kolom pertama (prediksi betina) menunjukkan bahwa model berhasil memprediksi 60 gambar betina dengan benar, tetapi salah memprediksi 18 gambar jantan sebagai betina. Kolom kedua (prediksi jantan) menunjukkan bahwa model memprediksi 42 gambar jantan dengan benar tanpa kesalahan untuk kategori betina.

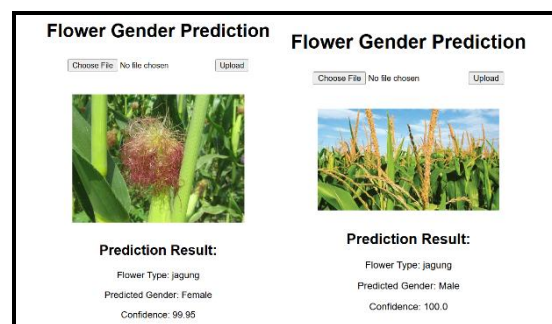
Selanjutnya, Classification Report dihasilkan menggunakan fungsi 'classification_report', yang memberikan metrik evaluasi seperti precision, recall, f1-score, dan support untuk setiap kelas. Precision menunjukkan proporsi prediksi benar dari total prediksi untuk setiap kelas, sedangkan recall menunjukkan kemampuan model untuk mengenali sampel yang benar-benar ada dalam setiap kelas. F1-score menggabungkan precision dan recall menjadi satu metrik dan memberikan nilai yang seimbang. Berikut adalah hasil laporan klasifikasinya.

	precision	recall	f1-score	support
betina	0.77	1.00	0.87	60
jantan	1.00	0.70	0.82	60
accuracy			0.85	120
macro avg	0.88	0.85	0.85	120
weighted avg	0.88	0.85	0.85	120

Gambar 8. Classification report

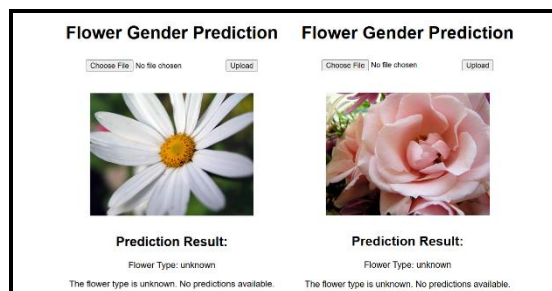
Classification Report tersebut menghasilkan nilai accuracy sebesar 85%. Pada kelas betina, model memiliki nilai precision sebesar 0.77 dari prediksi betina oleh model benar. Nilai recall-nya adalah 1.00 menunjukkan bahwa model berhasil mengidentifikasi semua data sebenarnya yang berlabel betina. Nilai f1-score-nya adalah 0.87 yang merupakan rata-rata harmonis dari precision dan recall. Untuk kelas jantan, nilai precision-nya adalah 1.00 menandakan semua prediksi jantan oleh model benar. Namun, data berlabel jantan yang berhasil diidentifikasi hanya memiliki nilai recall sebesar 0.70. Hal ini menyebabkan nilai f1-score untuk kelas ini lebih rendah, yaitu 0.82.

4.6. Pengujian Prediksi Bunga



Gambar 9. Prediksi bunga jagung

Gambar tersebut adalah tampilan kedua hasil prediksi bunga jagung jantan dan betina. Gambar sebelah kiri menampilkan hasil prediksi gambar jagung betina dengan nilai confidence sebesar 99.95, sedangkan gambar sebelah kanan menampilkan hasil prediksi gambar jagung jantan dengan nilai confidence sebesar 100.0.



Gambar 10. Prediksi unknown

Gambar tersebut adalah tampilan kedua hasil prediksi type unknown. Gambar sebelah kiri menampilkan hasil prediksi gambar bunga daisy, sedangkan gambar sebelah kanan menampilkan hasil prediksi gambar bunga mawar. Saat mengupload gambar bertipe unknown, gambar tersebut akan menampilkan pesan seperti gambar diatas, karena gambar tersebut tidak termasuk dalam dataset model.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Convolutional Neural Network (CNN) yang dioptimalkan dengan Adam Optimizer untuk memprediksi jenis kelamin bunga pada tanaman dioecious dan monoecious memiliki akurasi sebesar 92%. Akurasi ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang sangat baik dalam mengklasifikasikan gambar bunga, sehingga dapat digunakan sebagai alat bantu dalam proses identifikasi jenis kelamin bunga secara otomatis. Dengan menggunakan model CNN dalam aplikasi berbasis web memungkinkan pengguna untuk mengunggah gambar bunga, memproses data secara real-time, dan menghasilkan hasil prediksi secara otomatis. Implementasi model dilakukan dalam dua tahap: pertama, prediksi jenis bunga menggunakan model `type_model.h5`, jika jenis bunga dikenali (jagung, labu, atau ginkgo), sistem melanjutkan ke tahap kedua, prediksi jenis kelamin bunga menggunakan model `bunga_cnn_model.h5`. Hasilnya akan ditampilkan kepada pengguna dalam bentuk informasi lengkap, yaitu jenis bunga, jenis kelamin bunga, dan tingkat confidence.

Aplikasi ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis teknologi kecerdasan buatan (AI) dapat diandalkan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam pengelolaan tanaman di sektor pertanian. Selain itu, aplikasi ini dapat diterapkan di berbagai sektor agrikultur lainnya yang membutuhkan otomatisasi serupa dan dapat menjadi referensi untuk penelitian lebih lanjut di bidang pengenalan visual berbasis AI. Saran untuk penelitian lebih lanjut mencakup pengembangan fitur tambahan dalam aplikasi dan menambahkan metode lain yang dapat meningkatkan akurasi serta efisiensi aplikasi. Selain itu, disarankan untuk menambahkan dataset bunga lain yang berjenis dioecious dan monoecious agar aplikasi dapat memprediksi jenis kelamin bunga dari tanaman yang lebih beragam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] O. v. Razumova, O. S. Alexandrov, K. D. Bone, G. I. Karlov, and M. G. Divashuk, "Sex Chromosomes and Sex Determination in Dioecious Agricultural Plants," *Agronomy*, vol. 13, no. 2. MDPI, Feb. 01, 2023. doi: 10.3390/agronomy13020540.
- [2] L. Picek, M. Šulc, Y. Patel, and J. Matas, "Plant recognition by AI: Deep neural nets, transformers, and kNN in deep embeddings," *Frontiers in Plant Science*, vol. 13, p. 787527. doi: 10.3389/fpls.2022.787527.
- [3] M. Zainuri and D. P. Pamungkas, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Jenis Bunga Ang", *inotek*, vol. 4, no. 2, pp. 87–92, Sep. 2020.
- [4] A. P. Leite Montalvão, B. Kersten, M. Fladung, and N. A. Müller, "The Diversity and Dynamics of Sex Determination in Dioecious Plants," *Frontiers in Plant Science*, vol. 11. Frontiers Media S.A., Jan. 15, 2021. doi: 10.3389/fpls.2020.580488.
- [5] S. Sennan, D. Pandey, Y. Alotaibi, and S. Alghamdi, "A Novel Convolutional Neural Networks Based Spinach Classification and Recognition System," *Computers, Materials and Continua*, vol. 73, no. 1, pp. 343–361, 2022, doi: 10.32604/cmc.2022.028334.
- [6] W. Nengsih and S. Yulina, "Optimasi Model CNN untuk Identifikasi Jenis Bunga Berdasarkan spektrum Warna," *Jurnal Komputer Terapan*, vol. 10, no. 1, pp. 57–66, Jun. 2024, doi: 10.35143/jkt.v10i1.6274.
- [7] S. Yuliany and A. Nur Rachman, "Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Padi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," 2022.
- [8] Y. Wang, Z. Xiao, and G. Cao, "A convolutional neural network method based on Adam optimizer with power-exponential learning rate for bearing fault diagnosis," *Journal of Vibroengineering*, vol. 24, no. 4, pp. 666–678, Jun. 2022, doi: 10.21595/jve.2022.22271.
- [9] Badan Pusat Statistik, "Luas Panen dan Produksi Jagung di Indonesia 2024," 15 Oktober 2024. [Online]. Available: <https://www.bps.go.id/id/infographic>. [Accessed: 30 Jan. 2025].
- [10] M. K. Suryadewiansyah, T. Endra, and E. Tju, "Jurnal Nasional Teknologi dan Sistem Informasi Naïve Bayes dan Confusion Matrix untuk Efisiensi Analisa Intrusion Detection System Alert", doi: 10.25077/TEKNOSI.v8i2.2022.081-088.
- [11] B. Wicaksono and N. Cahyono, "Analisis Sentimen Komentar Instagram pada Program Kampus Merdeka dengan Algoritma Naive Bayes dan Decision Tree," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 2, Apr. 2024.
- [12] J. A. Saputro, N. Cahyono, A. H. Negoro, and S. Subektiningsih, "User Flow, Sitemap, dan Wireframe dalam Pengembangan Website SMA N 1 Gamping," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 5, Oct. 2024.
- [13] R. Susanti and N. Cahyono, "Analisis dan Perbandingan Performa Website Penerimaan Mahasiswa Baru Perguruan Tinggi Swasta Yogyakarta," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 8, no. 6, Dec. 2024.