

Implementasi Machine Learning Dalam Mengidentifikasi Tanaman Hias menggunakan Metode CNN

Fajar Rahardika Bahari Putra¹, La Jupriadi Fakhri^{*2}, Rendra Soekarta³, Wulan Ika Ayudiansyah Wahid⁴

^{1,2,3,4}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Muhammadiyah Sorong, Papua Barat Daya, 98418

e-mail: ¹fajar_rbp@um-sorong.ac.id, ^{*2}fakhrikmt@um-sorong.ac.id, ³rendrasoekarta@um-sorong.ac.id, ⁴kawulansari186@gmail.com

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasi dan mengidentifikasi tanaman hias menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Dengan memanfaatkan dataset yang terdiri dari 3.453 gambar dari lima jenis bunga, penelitian ini mengatasi tantangan dalam mengidentifikasi tanaman yang sering kali memerlukan pengetahuan botani yang mendalam dan memakan waktu. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan data, preprocessing, pelatihan model, dan evaluasi. Model CNN yang dikembangkan menunjukkan performa yang baik, dengan akurasi pelatihan mencapai 76,4% dan akurasi validasi sebesar 73,6% setelah 40 epoch pelatihan. Meskipun hasil ini menjanjikan, terdapat indikasi overfitting yang perlu diperhatikan. Penelitian ini menyimpulkan bahwa pendekatan machine learning, khususnya CNN, memiliki potensi besar untuk mengotomatisasi proses mengidentifikasi tanaman hias secara akurat dan efisien. Hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi signifikan dalam bidang hortikultura dan teknologi pengenalan pola, serta membuka peluang untuk penelitian lebih lanjut dalam pengembangan sistem yang lebih robust dan aplikatif.

Kata kunci—Tanaman Hias, Metode CNN, Machine Learning

1. PENDAHULUAN

Indonesia merupakan negara dengan kawasan hutan hujan tropis yang luas dan keanekaragaman jenis tumbuhan yang sangat besar [1]. Tanaman hias mempunyai keindahan dan daya tarik tersendiri di antara berbagai jenis tanaman dan menempati kedudukan istimewa sebagai jenis tanaman budidaya [2]. Tanaman hias mempunyai keindahan dan daya tarik tersendiri di antara berbagai jenis tanaman dan menempati kedudukan istimewa sebagai jenis tanaman budidaya [3], [4], [5]. Penelitian [6] bertujuan untuk menguji model CNN dalam klasifikasi tumbuhan dan membandingkan akurasi dengan model lain. Penelitiannya menunjukkan bahwa model optimal yang dipilih memiliki learning rate sebesar 0,001, jumlah epoch sebesar 150, akurasi pelatihan sebesar 99,37%, dan akurasi validasi sebesar 96,67%. Penelitian oleh [7] bertujuan untuk mengimplementasikan algoritma convolutional neural network (CNN) menggunakan metode data mining SEMMA menggunakan Keras untuk klasifikasi daun tanaman. Hasilnya menunjukkan bahwa model CNN dengan epoch 100 dan batch size 30 memberikan akurasi tertinggi dengan loss sebesar 0,0537. Saat mengklasifikasikan, daun terbagi dalam sembilan kelas berbeda. Penelitian yang dilakukan [8] bertujuan untuk menerapkan pembelajaran mesin dalam

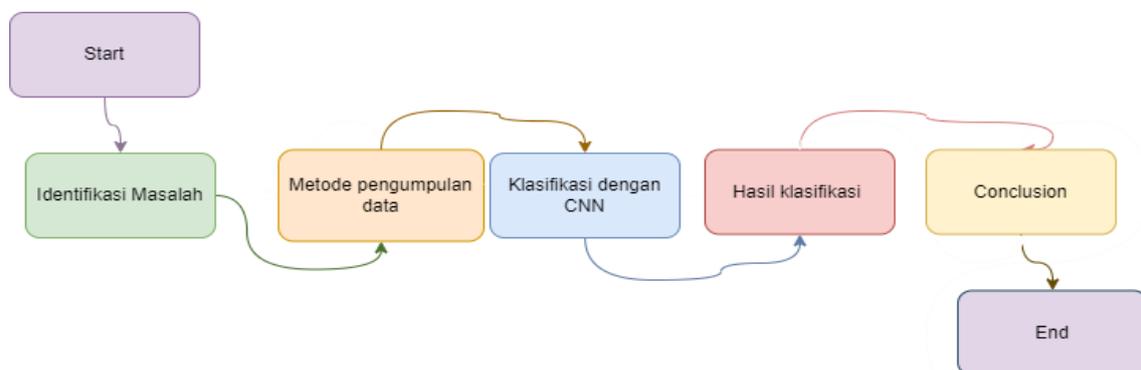
aplikasi Tierra kami untuk mengidentifikasi tanaman hias dari gambar. Hasilnya menunjukkan model machine learning yang dikembangkan memiliki akurasi sebesar 89% dalam mengidentifikasi tanaman hias. Studi dilakukan [9] dengan tujuan untuk menerapkan pembelajaran mendalam menggunakan metode pembelajaran transfer menggunakan model MobileNetV2 yang telah dilatih sebelumnya untuk mengidentifikasi daun tanaman obat. Hasil penelitian menunjukkan akurasi yang tinggi yaitu 99% untuk pelatihan, 98% untuk validasi, dan 94% untuk pengujian. Penelitian selanjutnya [10] bertujuan untuk mengembangkan model yang menggunakan algoritma CNN untuk mengidentifikasi infeksi jamur superfisial dan berkontribusi pada upaya pencegahan, deteksi dini, dan pengobatan infeksi jamur. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN yang diusulkan dapat mencapai akurasi yang tinggi dalam mengklasifikasikan infeksi jamur superfisial dengan nilai presisi 94%, recall rate 93%, dan skor F1 92%. Dari kelima jurnal yang telah dibandingkan peneliti bertujuan membuat teknologi machine learning, khususnya metode Convolutional Neural Network (CNN), guna mengimplementasikan sistem yang dapat mengidentifikasi berbagai jenis tanaman hias secara akurat dan efisien, sehingga memberikan kontribusi signifikan dalam bidang hortikultura dan teknologi pengenalan pola. Machine learning sendiri merupakan kumpulan teknik yang memanfaatkan algoritma pembelajaran yang diterapkan pada dataset, dan sangat berguna untuk memproses dan membuat prediksi pada data dalam jumlah besar [11], [12], [13]. Secara teknis, algoritme pembelajaran mesin membuat model matematika berdasarkan data sampel, yang disebut “data pelatihan”, untuk membuat prediksi dan keputusan tanpa diprogram secara eksplisit [14]. Pendekatan ini menawarkan solusi potensial untuk mengatasi keterbatasan metode tradisional dalam mengidentifikasi tanaman hias, yang seringkali memakan waktu dan memerlukan pengetahuan botani yang mendalam.

Permasalahan yang dihadapi dalam hal ini, mengidentifikasi tanaman hias menggunakan metode tradisional yang memakan banyak waktu dan perlu pengetahuan botani yang kompeten, butuh ketelitian dalam mengidentifikasi tanaman mulai dari batang, daun hingga bunga. terdapat tanaman bervariasi yang memiliki penampilan mirip, hal ini menyebabkan kesalahan identifikasi.

Demikian, peneliti menggunakan metode CNN untuk mengidentifikasi tanaman hias. Pendekatan ini diharapkan dapat membantu botanis dan masyarakat dalam mengenali jenis tanaman hias secara akurat dan efisien tanpa memerlukan observasi langsung atau keahlian khusus. Penelitian ini berfokus pada penerapan machine learning dalam proses identifikasi tanaman hias, sehingga masyarakat dapat lebih mudah menentukan jenis tanaman yang mereka temui.

2. METODE PENELITIAN

Pada tahap penelitian yang dilakukan meliputi proses dari identifikasi masalah sampai dengan mendapatkan hasil klasifikasi [15]. Peneliti juga menggunakan metode kualitatif dengan klasifikasi machine learning untuk mengelola data agar mendapatkan hasil yang maksimal, alur penelitian dapat dilihat dari Gambar 1.



Gambar 1 Alur Penelitian

2.1 Metode Pengumpulan Data

Pada tahap ini peneliti melakukan pengumpulan data berupa gambar yang kemudian akan dikelola sehingga menghasilkan dataset yang relevan dan berkualitas tinggi. Dalam proses identifikasi tanaman hias menggunakan machine learning, terdapat beberapa tahapan penting. Preprocessing melibatkan pembersihan teks, penghapusan kata-kata berhenti, dan konversi huruf untuk mengoptimalkan efisiensi komputasi [16], [17], [18]. Pelatihan model mencakup ekstraksi fitur tekstur dan warna sebagai dasar identifikasi [19]. Klasifikasi menggunakan teknik tertentu untuk menentukan keanggotaan kelompok berdasarkan data yang ada [20], [21], [22], [23] dengan tujuan menemukan model atribut kelas untuk data yang belum diklasifikasikan [24]. Convolutional Neural Network (CNN) menjadi pilihan yang menjanjikan dalam identifikasi tanaman hias karena kemampuannya mengklasifikasikan dan mengenali objek dalam gambar tanpa ekstraksi fitur manual [25], [26] serta dapat mempelajari pola kompleks pada fitur visual tumbuhan dan mengatasi perubahan orientasi, skala, dan kondisi pencahayaan [27].

2.2 Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset yang memungkinkan struktur data yang terorganisir dan mudah diakses. Dataset yang digunakan terdiri dari 3.453 sampel yang berisi variabel prediktor, termasuk bunga anggrek, bunga tulip, bunga mawar, bunga dandelion, bunga daisy. Proses analisis meliputi tahapan sebagai berikut: pemahaman data, pembersihan data, analisis data eksplorasi (EDA), persiapan data, pemodelan, evaluasi, dan pengujian. Dataset ini dirancang untuk proyek pembelajaran mesin dan visi komputer, terutama untuk tugas-tugas seperti klasifikasi gambar, pengenalan pola, dan segmentasi gambar. Dengan ribuan gambar yang dikumpulkan dari berbagai sumber, dataset ini mencakup variasi yang signifikan dalam hal pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan kondisi lingkungan, memberikan tantangan sekaligus peluang bagi model pembelajaran mesin untuk belajar dan beradaptasi dengan berbagai situasi. Berikut karakteristik dari sebagian dataset [28] [29].

Table 1. Karakteristik Dataset

Jenis Bunga	Jumlah
Bunga Sunflower	598
Bunga Tulip	795
Bunga Mawar	629
Bunga Dandelion	829
Bunga Daisy	602

2.3 Metode Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk pengolahan data grid seperti gambar [30]. CNN terdiri dari beberapa lapisan yang bekerja sama untuk mengekstrak fitur dari gambar dan melakukan klasifikasi. CNN sangat berguna untuk tugas deteksi seperti pengenalan wajah karena kemampuannya secara otomatis mengenali pola dan fitur penting dari gambar melalui pembelajaran lapis demi lapis. Arsitektur CNN sangat cocok untuk mengekstrak dan mempelajari fitur-fitur yang relevan dari data gambar, menjadikannya pilihan yang baik untuk berbagai pemrosesan gambar dan aplikasi visi komputer. Lapisan-lapisan utama dalam arsitektur CNN meliputi [31]:

1. Lapisan konvolusi menggunakan operasi kompleks untuk mengintegrasikan gambar dan memungkinkan jaringan mendeteksi berbagai fitur visual seperti tepi, bentuk, dan tekstur.
2. Lapisan aktivasi menggunakan fungsi aktivasi non-linier (seperti ReLU) pada keluaran konvolusi, sehingga meningkatkan kemampuan jaringan untuk mempelajari pola yang kompleks.
3. Lapisan integrasi melakukan fungsi pengurangan pada keluaran aktivasi, mengurangi ukuran ruang dan jumlah parameter yang dilatih, dan meningkatkan efisiensi komputasi.

4. Lapisan yang terhubung sepenuhnya mengubah keluaran dari lapisan sebelumnya menjadi gambar vektor yang digunakan untuk klasifikasi atau pengenalan pola.

CNN sangat berguna untuk tugas deteksi seperti pengenalan wajah karena kemampuannya secara otomatis mengenali pola dan fitur penting dari gambar melalui pembelajaran lapis demi lapis. Arsitektur CNN sangat cocok untuk mengekstrak dan mempelajari fitur-fitur yang relevan dari data gambar, sehingga populer untuk berbagai pemrosesan gambar dan aplikasi visi komputer.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Klasifikasi Dengan CNN

Pada bagian ini klasifikasi dengan metode CNN dilakukan untuk menangani data jenis gambar dan penulis menggunakan gambar sebagai dataset dalam mengidentifikasi tanaman hias.

3.1.1 Proses Pelatihan Model

Penelitian ini berfokus pada fase pemodelan, di mana model Convolutional Neural Network (CNN) dilatih selama 40 epoch untuk mengoptimalkan performa. Gambar 8 menunjukkan arsitektur model CNN yang digunakan, dengan detail lapisan dan parameter

	accuracy	loss	val_accuracy	val_loss
30	0.729	0.742	0.730	0.748
31	0.748	0.693	0.742	0.712
32	0.744	0.687	0.735	0.764
33	0.740	0.697	0.722	0.731
34	0.753	0.683	0.692	0.864
35	0.746	0.687	0.709	0.755
36	0.751	0.656	0.744	0.712
37	0.752	0.671	0.694	0.794
38	0.764	0.646	0.715	0.749
39	0.764	0.639	0.736	0.720

Gambar 2 Model Matrix

Model CNN ini terdiri dari beberapa lapisan konvolusi yang secara bertahap meningkatkan jumlah filter, diikuti oleh max pooling untuk mengurangi dimensi feature maps, dan dropout untuk mencegah overfitting. Setelah lapisan konvolusi dan pooling, data di-flatten menjadi vektor 1D dan diproses oleh dua lapisan fully connected (Dense), dengan lapisan terakhir memiliki 5 unit untuk klasifikasi. Dengan total 17,461,573 parameter yang dilatih, model ini dirancang untuk mengidentifikasi fitur-fitur penting dari gambar dan mengklasifikasikannya ke dalam beberapa kelas.

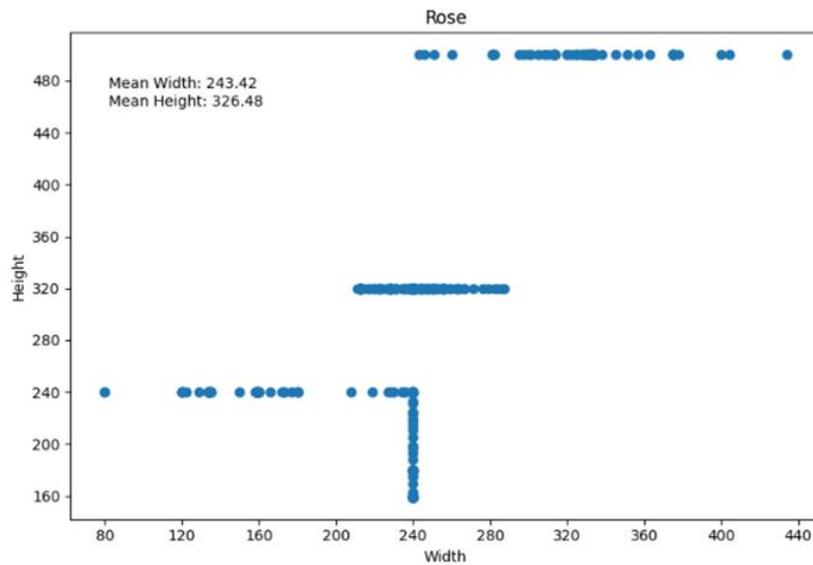
3.1.2 Analisis Distribusi Ukuran Gambar

Sebelum melatih model CNN, dilakukan analisis terhadap distribusi ukuran gambar pada setiap kategori. Hal ini dilakukan untuk memahami variasi ukuran gambar dalam dataset.

```
Roses image shape: (331, 500)
Sunflowers image shape: (215, 320)
Daisy image shape: (180, 240)
Dandelion image shape: (240, 320)
Tulips image shape: (333, 500)
```

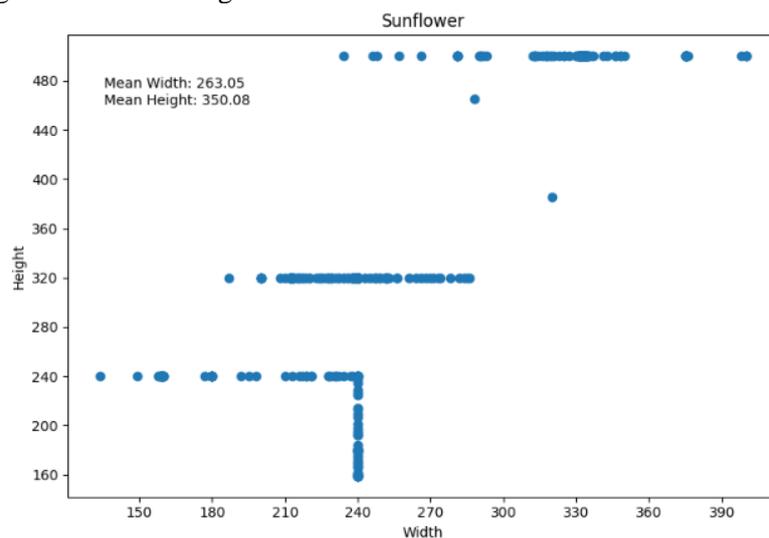
Gambar 3 Menampilkan Bentuknya dari Setiap Folder Kategori

Gambar 2 menampilkan contoh gambar yang dipilih secara acak dari setiap kategori, beserta dimensi (tinggi dan lebar) masing-masing gambar. Analisis ini memberikan gambaran awal mengenai rentang ukuran gambar yang ada dalam dataset. Selanjutnya, dibuat scatter plot untuk menampilkan distribusi lebar (width) dan tinggi (height) gambar pada setiap kategori. Gambar 4 menunjukkan scatter plot untuk kategori "Rose", Gambar 5 untuk kategori "Sunflower", Gambar 6 untuk kategori "Daisy", Gambar 7 untuk kategori "Dandelion", dan Gambar 8 untuk kategori "Tulip". Dari scatter plot tersebut, dapat dilihat rata-rata lebar dan tinggi gambar pada masing-masing kategori, serta sebaran ukuran gambar.



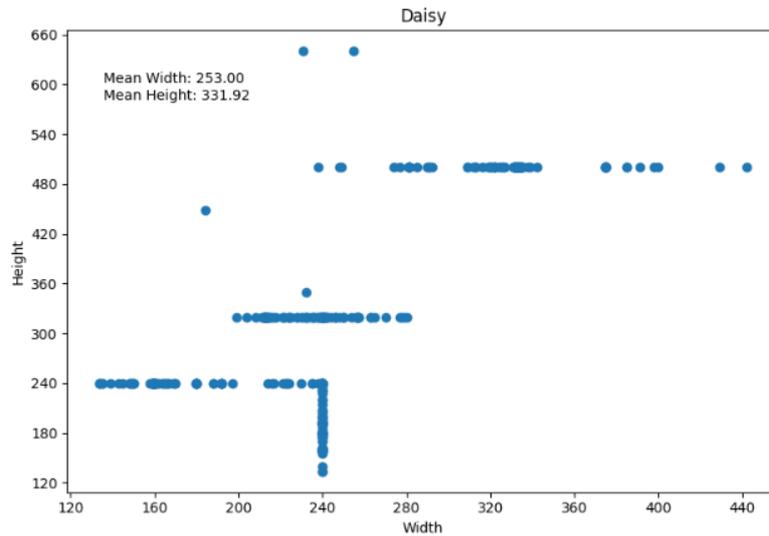
Gambar 4 Scatter Plot Lebar dan Tinggi Gambar Kategori *Rose*

Gambar 4 diatas merupakan scatter plot yang menunjukkan distribusi lebar (Width) dan tinggi (Height) dari gambar-gambar yang termasuk dalam kategori "Rose". Pada sumbu x, terdapat lebar gambar, dan pada sumbu y, terdapat tinggi gambar. Titik-titik pada plot merepresentasikan berbagai ukuran gambar dalam dataset. Di sudut kiri atas, terdapat informasi rata-rata lebar (243.42) dan rata-rata tinggi (326.48) dari gambar-gambar ini. Plot ini berguna untuk memahami variasi ukuran gambar dalam kategori tersebut



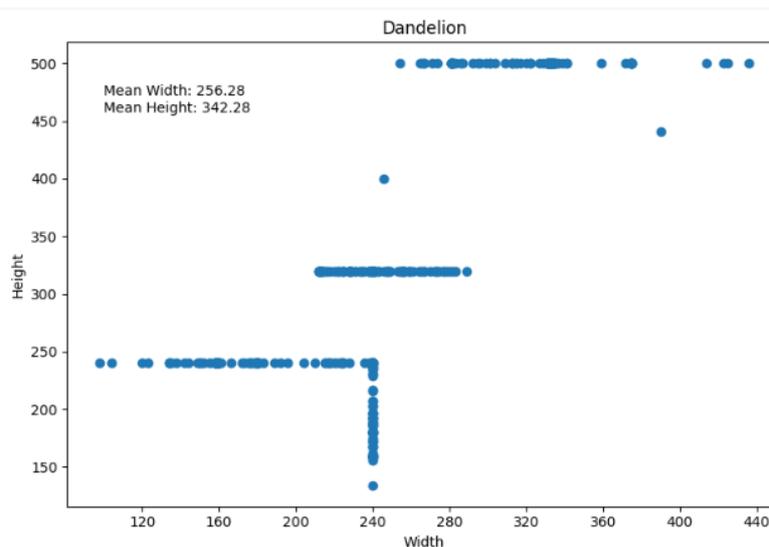
Gambar 5 Scatter Plot Lebar dan Tinggi Gambar Kategori *Sunflower*

Gambar 5 diatas merupakan scatter plot yang menampilkan distribusi ukuran lebar (Width) dan tinggi (Height) dari gambar-gambar dalam kategori "Sunflower." Sumbu x menunjukkan lebar gambar, sedangkan sumbu y menunjukkan tinggi gambar. Titik-titik pada plot mewakili berbagai ukuran gambar dalam dataset kategori ini. Di sudut kiri atas, terdapat informasi mengenai rata-rata lebar (263.05) dan rata-rata tinggi (350.08) dari gambar-gambar tersebut, yang membantu dalam memahami distribusi ukuran gambar di dalam kategori "Sunflower".



Gambar 6 Scatter Plot Lebar dan Tinggi Gambar Kategori Daisy

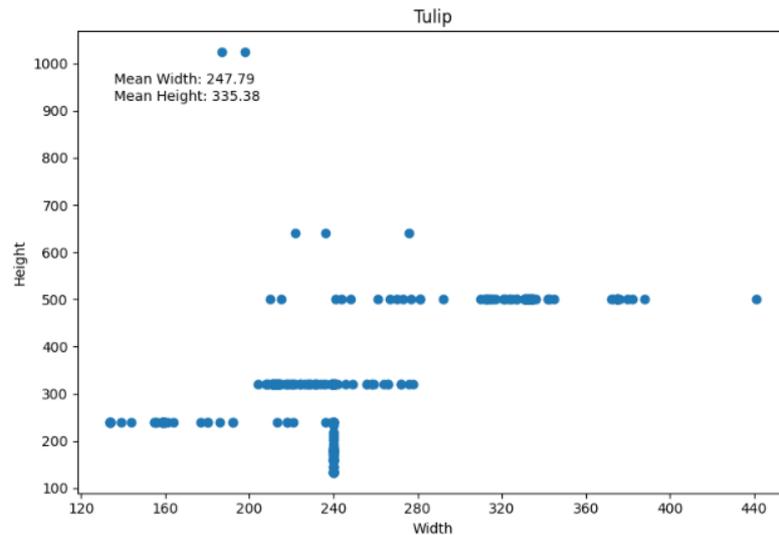
Gambar 6 di atas merupakan scatter plot yang menampilkan distribusi ukuran lebar (Width) dan tinggi (Height) dari gambar-gambar dalam kategori Daisy. Sumbu x menunjukkan lebar gambar, sedangkan sumbu y menunjukkan tinggi gambar. Titik-titik pada plot mewakili berbagai ukuran gambar dalam dataset kategori ini. Di sudut kiri atas, terdapat informasi mengenai rata-rata lebar (253.00) dan rata-rata tinggi (331.92) dari gambar-gambar tersebut, yang membantu dalam memahami distribusi ukuran gambar di dalam kategori "Daisy".



Gambar 7 Scatter Plot Lebar dan Tinggi Gambar Kategori Dandelion

Gambar 7 merupakan scatter plot yang menunjukkan distribusi ukuran lebar (Width) dan tinggi (Height) dari gambar-gambar dalam kategori "Dandelion". Sumbu x menunjukkan lebar gambar, sedangkan sumbu y menunjukkan tinggi gambar. Titik-titik pada plot mewakili berbagai ukuran

gambar dalam dataset kategori ini. Di sudut kiri atas, terdapat informasi mengenai rata-rata lebar (256.28) dan rata-rata tinggi (342.28) dari gambar-gambar tersebut, yang membantu dalam memahami distribusi ukuran gambar di dalam kategori "Dandelion".



Gambar 8 Scatter Plot Lebar dan Tinggi Gambar Kategori Tulip

Gambar 8 merupakan scatter plot yang menunjukkan distribusi ukuran lebar (Width) dan tinggi (Height) dari gambar-gambar dalam kategori "Tulip". Sumbu x menunjukkan lebar gambar, sedangkan sumbu y menunjukkan tinggi gambar. Titik-titik pada plot mewakili berbagai ukuran gambar dalam dataset kategori ini. Di sudut kiri atas, terdapat informasi mengenai rata-rata lebar (247.79) dan rata-rata tinggi (335.38) dari gambar-gambar tersebut, yang membantu dalam memahami distribusi ukuran gambar di dalam kategori "Tulip". Analisis distribusi ukuran gambar ini berguna untuk memahami karakteristik dataset dan membantu dalam merancang arsitektur model CNN yang sesuai.

3.1.3 Arsitektur Model CNN

Gambar 8 menunjukkan arsitektur model CNN yang digunakan dalam penelitian ini. Model ini terdiri dari beberapa lapisan konvolusi, max pooling, dan fully connected layers.

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d_24 (Conv2D)	(None, 224, 224, 32)	840
max_pooling2d_24 (MaxPooling2D)	(None, 112, 112, 32)	0
dropout_17 (Dropout)	(None, 112, 112, 32)	0
conv2d_25 (Conv2D)	(None, 112, 112, 32)	10,400
max_pooling2d_25 (MaxPooling2D)	(None, 56, 56, 32)	0
conv2d_26 (Conv2D)	(None, 56, 56, 32)	73,600
max_pooling2d_26 (MaxPooling2D)	(None, 28, 28, 32)	0
dropout_18 (Dropout)	(None, 28, 28, 32)	0
conv2d_27 (Conv2D)	(None, 28, 28, 32)	696,320
max_pooling2d_27 (MaxPooling2D)	(None, 14, 14, 32)	0
flatten_6 (Flatten)	(None, 131072)	0
dense_12 (Dense)	(None, 128)	16,777,280
dropout_19 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_13 (Dense)	(None, 1)	640

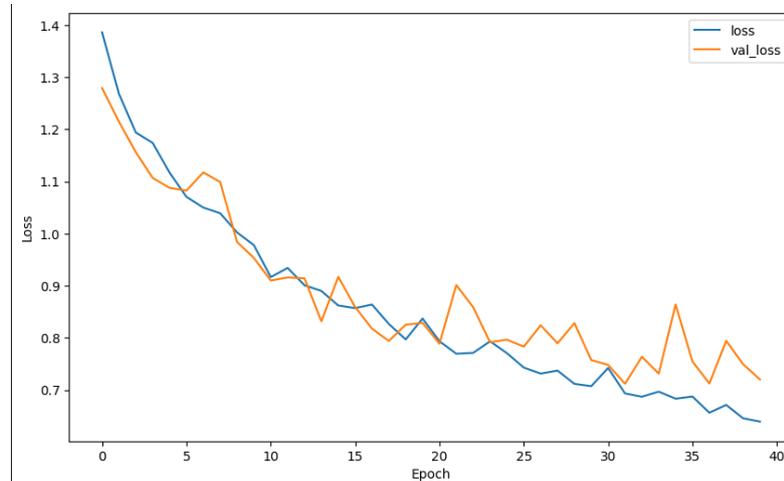
Total params: 1,461,372 (66.61 MB)
 Trainable params: 17,464,572 (66.61 MB)
 Non-trainable params: 0 (0.00 B)

Gambar 9 Arsitektur Model CNN dengan Detail Lapisan dan Parameter

3.2 Hasil Klasifikasi

Berdasarkan grafik yang ditampilkan, dapat dilihat bahwa model yang dilatih menunjukkan performa yang baik selama proses pelatihan. Berikut penjelasan lebih detail:

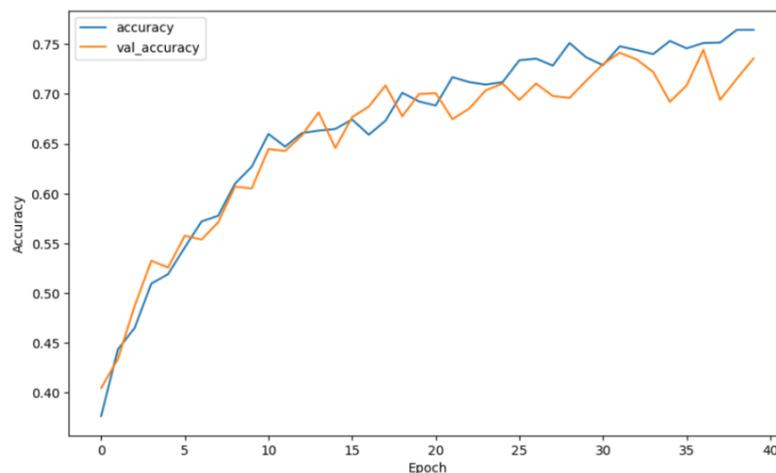
Grafik *Loss*:



Gambar 10 *Loss Graph*

1. Train Loss (garis biru): Grafik ini menunjukkan penurunan yang konsisten selama 40 epoch pelatihan. Hal ini mengindikasikan bahwa model semakin baik dalam meminimalkan loss pada data pelatihan.
2. Val Loss (garis jingga): Meskipun ada beberapa fluktuasi, grafik val_loss juga cenderung menurun secara keseluruhan. Namun, adanya variasi ini dapat mengindikasikan kemungkinan terjadinya overfitting.

Grafik *Accuracy*:



Gambar 11 *Accuracy Graph*

1. Train Accuracy (garis biru): Grafik ini menunjukkan peningkatan yang stabil, dari sekitar 40% di awal pelatihan menjadi hampir 75% pada akhir pelatihan. Hal ini menandakan model semakin baik dalam mengklasifikasikan data pelatihan dengan benar.

2. Val Accuracy (garis jingga): Grafik val_accuracy juga menunjukkan tren peningkatan yang serupa, meskipun ada beberapa fluktuasi. Nilai akhir val_accuracy mencapai sekitar 72%, menunjukkan kemampuan generalisasi model yang cukup baik pada data validasi.

Secara keseluruhan, grafik loss dan accuracy menunjukkan bahwa model yang dilatih memiliki performa yang baik, baik pada data pelatihan maupun validasi. Meskipun ada sedikit indikasi overfitting, model ini mampu menggeneralisasi dengan cukup baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja model pada data pelatihan dan validasi. Fungsi mobilenetv2_model.evaluate(train_data) memberikan nilai kehilangan (loss) dan akurasi pada dataset pelatihan, sedangkan mobilenetv2_model.evaluate(validation_data) mengevaluasi model pada data validasi.

```
76/76 ————— 52s 679ms/step - accuracy: 0.9613 - loss: 0.0940
W0000 00:00:1715607438.440239 188 graph_launch.cc:671] Fallback to op-by-op mode
[0.09005862474441528, 0.968595027923584]
```

Gambar 12 Hasil *accuracy* dan *loss mobilenetv2* dari train data

```
33/33 ————— 21s 641ms/step - accuracy: 0.8272 - loss: 0.6182
[0.5990853905677795, 0.8383349180221558]
```

Gambar 13 Hasil *accuracy* dan *loss mobilenetv2* dari evaluasi data

Proses evaluasi serupa juga diterapkan pada model VGG16. Fungsi vgg16_model.evaluate(train_data) dan vgg16_model.evaluate(validation_data) digunakan untuk mengevaluasi model pada data pelatihan dan validasi.

```
76/76 ————— 49s 648ms/step - accuracy: 0.8666 - loss: 0.3652
[0.3461373448371887, 0.8714876174926758]
```

Gambar 14 Hasil *Accuracy* dan *Loss VGG16* dari train data

```
33/33 ————— 24s 713ms/step - accuracy: 0.7720 - loss: 0.6549
[0.6065126657485962, 0.7812197208404541]
```

Gambar 15 Hasil *Accuracy* dan *Loss VGG16* dari evaluasi data

Hasil evaluasi ini menunjukkan seberapa baik model telah belajar dari data pelatihan dan kemampuannya untuk menggeneralisasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Ini penting untuk menentukan apakah model dapat diterapkan dalam konteks nyata.

4. KESIMPULAN

Dengan mengembangkan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan tanaman hias. Model ini menunjukkan potensi besar untuk mengotomatisasi proses identifikasi tanaman hias dengan akurasi yang cukup baik. Setelah melalui proses pelatihan selama 40 epoch menggunakan dataset yang berisi 2.000 gambar dari lima jenis bunga, model kami mencapai akurasi akhir sebesar 76,4% pada data pelatihan dan 73,6% pada data validasi. Meskipun hasil ini menunjukkan potensi yang menjanjikan, terdapat beberapa tantangan yang

perlu diperhatikan, seperti perbedaan akurasi antara data validasi dan tanda-tanda overfitting selama periode tertentu.

Efektivitas CNN dalam mengekstraksi fitur penting dari gambar tanaman hias tanpa memerlukan ekstraksi fitur manual menunjukkan bahwa pendekatan ini memiliki potensi untuk diterapkan dalam skala yang lebih luas. Untuk meningkatkan kinerja dan aplikasi sistem di masa depan, disarankan untuk memperhatikan beberapa aspek penting, seperti memperluas dan memperkaya dataset, menerapkan teknik augmentasi data yang lebih kompleks, serta bereksperimen dengan arsitektur CNN yang berbeda atau implementasi transfer learning.

Selain itu, pengembangan antarmuka yang lebih ramah pengguna, seperti aplikasi seluler untuk identifikasi secara real-time dan integrasi informasi tambahan seperti data geolokasi, akan meningkatkan kegunaan sistem ini. Dengan implementasi saran-saran tersebut, penelitian di masa depan dapat menciptakan sistem klasifikasi tanaman hias yang lebih akurat, tangguh, dan dapat diterapkan dalam berbagai kondisi di dunia nyata, serta mendorong penelitian lebih lanjut di bidang botani digital.

5. SARAN

Untuk meningkatkan kinerja model dan aplikasinya di masa depan, disarankan untuk memperluas dan memperkaya dataset dengan lebih banyak variasi gambar dari berbagai kondisi pencahayaan dan sudut pengambilan. Menerapkan teknik augmentasi data yang lebih kompleks untuk meningkatkan generalisasi model. Bereksperimen dengan arsitektur CNN yang berbeda atau menggunakan metode transfer learning untuk meningkatkan akurasi. Mengembangkan antarmuka pengguna yang lebih ramah, seperti aplikasi seluler untuk identifikasi tanaman secara real-time, serta integrasi informasi tambahan seperti data geolokasi.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih kepada Universitas Muhammadiyah Sorong yang telah menjadi tempat bagi para peneliti dalam mengembangkan penelitian jurnal ini. Semoga penelitian ini dapat memberikan kontribusi besar bagi kemajuan teknologi di Indonesia.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] V. Pertiwi dan Chairul, "Analisis Vegetasi Tumbuhan Tingkat Pohon Di Kawasan Geopark Silokek Kabupaten Sijunjung," *Biosci. J. Ilm. Biol.*, vol. 12, no. 1, hal. 367–379, 2024, doi: <https://doi.org/10.33394/bioscientist.v12i1.9231>.
- [2] E. Gresinta dan A. Risdiana, "Identifikasi Penyakit pada Tanaman Keladi Hias (*Caladium spp.*) dengan Pemanfaatan Sistem Pakar," *EduBiologia Biol. Sci. Educ. J.*, vol. 3, no. 2, hal. 131, 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.30998/edubiologia.v3i2.19328>.
- [3] A. M. Tama, R. Candra, N. Santi, dan U. Semarang, "Klasifikasi Jenis Tanaman Hias Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *J. Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 6, no. 2, hal. 764–770, 2023, doi: <https://doi.org/10.31539/intecom.v6i2.7002>.
- [4] C. Chazar dan M. H. Rafsanjani, "Penerapan Teachable Machine Pada Klasifikasi Machine Learning Untuk Identifikasi Bibit Tanaman," *Pros. Semin. Nas. Inov. dan Adopsi Teknol.*, vol. 2, no. 1, hal. 32–40, 2022, doi: [10.35969/inotek.v2i1.207](https://doi.org/10.35969/inotek.v2i1.207).
- [5] J. S. Sibarani, S. Tumpal Damanik, R. Nurkhalizah, S. Mulyana, dan B. Nasution, "Klasifikasi Tanaman Hias Menggunakan Algoritma Convolution Neural Network," *J. Inf. Technol. Ampara*, vol. 4, no. 3, hal. 2774–2121, 2023, doi: [10.51519/journalita.v4i3.431](https://doi.org/10.51519/journalita.v4i3.431).
- [6] A. K. S. Yuda dan S. Ahmad, "Implementasi Prediksi Tanaman Herbal Menggunakan

-
- Algoritma Convolutional Neural Network Berbasis Android.,” *Reputasi J. Rekayasa Perangkat Lunak*, vol. 4, no. 2, hal. 84–88, 2023, doi: 10.31294/reputasi.v4i2.2403.
- [7] Y. A. Suwitono dan 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, hal. 109–121, 2022, doi: 10.31603/komtika.v6i2.8054.
- [8] D. Immanuel Salintohe, Hasniati, dan I. Alwiah Musdar, “Implementasi Machine Learning Untuk Mengidentifikasi Tanaman Hias Pada Aplikasi Tierra,” *Jtriste*, vol. 9, no. 1, hal. 1–15, 2022, doi: 10.55645/jtriste.v9i1.360.
- [9] N. L. Marpaung, R. J. H. Butar Butar, dan S. Hutabarat, “Implementasi Deep learning untuk Identifikasi Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Transfer learning,” *J. Edukasi dan Penelit. Inform.*, vol. 9, no. 3, hal. 348, 2023, doi: <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i2.5217>.
- [10] Alfandi Mualo, Fawwaz Ikbarr, Elya Juni Arta Sinaga, dan Eka Yulia Putri, “Implementasi Algoritma CNN dalam Identifikasi Infeksi Jamur Superfisialis,” *J. Tek. Mesin, Elektro dan Ilmu Komput.*, vol. 3, no. 3, hal. 98–107, 2023, doi: 10.55606/teknik.v3i3.2539.
- [11] M. Akmaluddin dan T. Dewayanto, “Systematic Literature Review: Implementasi Artificial Intelligence Dan Machine Learning Pada Bidang Akuntansi Manajemen,” *DIPONEGORO J. Account.*, vol. 12, no. 4, hal. 1–11, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://ejournal3.undip.ac.id/index.php/accounting/article/view/41628>
- [12] R. Kurniawan, P. B. Wintoro, Y. Mulyani, dan M. Komarudin, “Implementasi Arsitektur Xception Pada Model Machine Learning Klasifikasi Sampah Anorganik,” *J. Inform. dan Tek. Elektro Terap.*, vol. 11, no. 2, hal. 233–236, 2023, doi: <http://dx.doi.org/10.23960/jitet.v11i2.3034>.
- [13] R. Hermawan dan T. Yulastari, “Machine Learning Monitoring Hama Tanaman Bibit Anggrek Berbasis Iot Menggunakan Metode Knn Pada Platfrom Blynk,” *J. Teknol. dan Komun. STMIK SUBANG*, vol. 15, no. 1, hal. 29–45, 2023, doi: 10.47561/a.v15i1.222.
- [14] A. Fatih, M. Najamuddin, dan D. Miharja, “Implementasi Sistem Pengenalan Candi Kecil di Yogyakarta Menggunakan Machine Learning Berbasis Cloud,” *Pros. SAINTEK Sains dan Teknol.*, vol. 1, no. 1, hal. 96–102, 2022, [Daring]. Tersedia pada: <https://www.studocu.id/id/document/universitas-pelita-harapan-surabaya/sistem-informasi-manajemen/1155-article-text-2473-1-10-20220820/47524394>
- [15] M. Rizki, F. Rahardika, B. Putra, dan L. Jupriadi, “Comparison of Accuracy Level of Certainty Factor Method and Bayes Theorem on Cattle Disease,” *Ilk. J. Ilm.*, vol. 16, no. 3, hal. 343–355, 2024, doi: <https://doi.org/10.33096/ilkom.v16i3.1943.343-355>.
- [16] S. S. Berutu, H. Budiati, J. Jatmika, dan F. Gulo, “Data preprocessing approach for machine learning-based sentiment classification,” *J. INFOTEL*, vol. 15, no. 4, hal. 317–325, 2023, doi: <https://doi.org/10.20895/infotel.v15i4.1030>.
- [17] S. P. Backar, P. Purnawansyah, H. Darwis, dan W. Astuti, “Hybrid Fourier Descriptor Naïve Bayes dan CNN pada Klasifikasi Daun Herbal,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, hal. 126–133, 2023, doi: <https://doi.org/10.30591/jpit.v8i2.5186>.
- [18] M. I. Dinata, N. Sulistianingsih, dan S. A. A. Yusuf, “Implementasi Deep Learning Dalam Klasifikasi Citra Gambar Dengan Menggunakan Metode CNN,” *J. Inf. Technol. Syst.*, hal. 14–19, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://journal.ummat.ac.id/index.php/jitsi/article/view/13582>
- [19] M. B. Baihaqi, Y. Litanianda, dan A. Triyanto, “Implementasi Tensor Flow Lite Pada Teachable Untuk Identifikasi Tanaman Aglonema Berbasis Android,” *Komputek*, vol. 6, no. 1, hal. 70, 2022, doi: 10.24269/jkt.v6i1.1143.
- [20] Ericha Apriliyani dan Y. Salim, “Analisis performa metode klasifikasi Naïve Bayes Classifier pada Unbalanced Dataset,” *Indones. J. Data Sci.*, vol. 3, no. 2, hal. 47–54, 2022, doi: 10.56705/ijodas.v3i2.45.
- [21] A. Van Fadhila *et dkk.*, “Implementasi Metode Machine Learning Untuk Mendeteksi
-

- Tingkat Stres Manusia Berdasarkan Kualitas Tidur,” *Semin. Nas. Mhs. Ilmu Komput. dan Apl.*, vol. 4, no. 1, hal. 130–143, 2023, [Daring]. Tersedia pada: <https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/2415>
- [22] R. B. Fajar Putra, M. Surahmanto, dan Haris, “Implementation of Machine Learning Classification of Obesity Weight using Dicision Tree,” *Int. J. Inf. Syst. Technol.*, vol. 8, no. 158, hal. 110–116, 2024, doi: <https://doi.org/10.30645/ijistech.v8i2.354>.
- [23] A. Nata dan S. Suparmadi, “Analisis Sistem Pendukung Keputusan Dengan Model Klasifikasi Berbasis Machine Learning Dalam Penentuan Penerima Program Indonesia Pintar,” *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 5, no. 3, hal. 697, 2022, doi: [10.54314/jssr.v5i3.1041](https://doi.org/10.54314/jssr.v5i3.1041).
- [24] R. N. Ramadhon, A. Ogi, A. P. Agung, R. Putra, S. S. Febrihartina, dan U. Firdaus, “Implementasi Algoritma Decision Tree untuk Klasifikasi Pelanggan Aktif atau Tidak Aktif pada Data Bank,” *Karimah Tauhid*, vol. 3, no. 2, hal. 1860–1874, 2024, doi: <https://doi.org/10.30997/karimahtauhid.v3i2.11952>.
- [25] R. Pujiati dan N. Rochmawati, “Identifikasi Citra Daun Tanaman Herbal Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 3, no. 03, hal. 351–357, 2022, doi: <https://doi.org/10.26740/jinacs.v3n03.p351-357>.
- [26] T. Rhyosvaldo, Aurellio dan P. Ricky, Eka, “Penerapan Metode Deep Learning Menggunakan Algoritma CNN Dengan Arsitektur VGG Net Untuk Pengenalan Cuaca,” *J. Informatics Comput. Sci.*, vol. 05, no. 01, hal. 48–57, 2023, doi: <https://doi.org/10.26740/jinacs.v5n01.p48-57>.
- [27] Ristiana Betris Tosi, Helena dorothea Mbura, dan Yampi R Kaesmetan, “Implementasi CNN Dalam Mengidentifikasi Kematangan Cabai Berdasarkan Warna,” *Indones. J. Educ. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 1, hal. 34–42, 2024, doi: [10.60076/indotech.v2i1.385](https://doi.org/10.60076/indotech.v2i1.385).
- [28] G. W. Intyanto, “Klasifikasi Citra Bunga dengan Menggunakan Deep Learning: CNN (Convolution Neural Network),” *J. Arus Elektro Indones.*, vol. 7, no. 3, hal. 80, 2021, doi: <https://doi.org/10.19184/jaei.v7i3.28141>.
- [29] F. R. B. Putra, M. R. Setyawan, N. Rendra Soekarta, dan L. J. Fakhri, “Implementasi Deep Learning Menggunakan CNN Untuk Klasifikasi Tingkat Kematangan Buah Jeruk Berbasis Android,” *J. Mahajana Inf.*, vol. 9, no. 2, hal. 85–94, 2024, [Daring]. Tersedia pada: <https://e-journal.sari-mutiara.ac.id/index.php/7/article/view/5462>
- [30] D. Yunita, Farida; Irwanto; Winanto, Andri; Nuranisa Nova, Angelita; Nurhayati, Setia; Araffi Ilham, “Implementasi Teknologi Pengenalan Wajah Untuk Login Website Chic Glasses Berbasis Convolutional Neural Network (CNN),” *J. Nas. Ilmu Komput.*, vol. 5, no. 3, 2024, doi: <https://doi.org/10.47747/jurnalnik.v5i3.1936>.
- [31] D. I. Permatasari, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Tanaman Herbal Berdasarkan Citra Daun,” *Kohesi J. Multidisiplin Saintek*, vol. 3, no. 9, hal. 1–23, 2024, doi: <https://doi.org/10.3785/kohesi.v3i9.3953>.