

IDENTIFIKASI JENIS DAUN TANAMAN OBAT MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN MODEL VGG16

Sri Adiningsi¹, Rizal Adi Saputra²

^{1,2} Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Haluoleo, Indonesia

¹sriadiningsi21@gmail.com, ²rizaladisaputra@uho.ac.id

Abstrak

Tanaman obat memiliki peran penting dalam pengobatan alami dan pengembangan obat-obatan baru. Identifikasi jenis daun tanaman obat secara akurat menjadi langkah penting dalam penelitian ini. Untuk itu, peneliti mengusulkan penggunaan metode klasifikasi daun tanaman obat menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan model VGG16. Model VGG16 yang telah dilatih sebelumnya digunakan sebagai arsitektur dasar dalam penelitian ini. Pra-pemrosesan data dilakukan melalui teknik augmentasi data, termasuk rotasi, pergeseran, dan pemotongan citra. Hal ini bertujuan untuk meningkatkan variasi data pelatihan, sehingga model dapat mempelajari karakteristik yang lebih umum dan dapat diterapkan pada citra daun yang berbeda-beda. Dataset yang digunakan berjumlah 6.100 data terdiri dari 10 jenis daun tanaman obat yang dikumpulkan secara mandiri menggunakan kamera smartphone Vivo dan dari sumber data public. Dalam tahap pelatihan, model mencapai akurasi pelatihan sebesar 81,61% dan akurasi validasi sebesar 90,74%. Hasil ini menunjukkan kemampuan model dalam mempelajari pola dan mengklasifikasikan jenis daun dengan baik. Untuk menguji performa model, digunakan 50 citra daun sebagai data uji dimana data ini tidak digunakan dalam tahap pelatihan atau validasi untuk menghindari bias dalam pengujian performa model. Hasil tes menunjukkan akurasi sebesar 92%, dengan 46 data yang terklasifikasi dengan benar dan 4 data citra yang terklasifikasi salah. Dengan kemajuan teknologi dan penelitian lebih lanjut, diharapkan metode ini dapat dimanfaatkan dalam studi yang lebih luas untuk membantu identifikasi tanaman obat secara akurat dan efisien. Dengan demikian, penelitian ini tidak hanya berkontribusi pada pemahaman manusia tentang tanaman obat, tetapi juga membuka pintu untuk penggunaan teknologi dalam pengembangan obat-obatan yang lebih efektif dan peningkatan kesehatan masyarakat secara keseluruhan.

Kata kunci : tanaman obat, identifikasi daun, convolutional neural network (CNN)

1. Pendahuluan

Indonesia adalah salah satu negara yang memiliki banyak kekayaan akan keanekaragaman hayati, dengan berbagai macam jenis tumbuhan obat yang melimpah. Keberagaman ini menjadi anugerah bagi Indonesia, yang menjadikannya sebagai negara yang sangat dihormati dalam pengobatan herbal di dunia (Suliasih & Mun'im, 2022). Tanaman obat yang ada di sekitar lingkungan hidup memiliki nilai yang sangat penting, terutama bagi keluarga yang sulit mengakses layanan medis dengan mudah. Keberadaan tanaman obat menjadi solusi yang dapat diandalkan dalam memberikan perawatan kesehatan alternatif untuk meredakan gejala penyakit umum, mengobati luka ringan, atau menjaga kesehatan secara umum (Siregar, 2023). Masyarakat yang tidak mendapat akses yang mudah ke layanan kesehatan atau medis sering bergantung pada pengetahuan tentang tanaman obat dan penggunaannya sebagai sumber pengobatan yang terjangkau dan alami. Dengan memanfaatkan tanaman obat di sekitar mereka, keluarga dapat mendapatkan manfaat

kehatan yang signifikan tanpa tergantung pada layanan medis yang jauh atau mahal. Dengan mempelajari manfaat dan khasiat dari berbagai jenis tanaman obat, keluarga dapat memilih pengobatan alami yang aman dan efektif sebagai pilihan utama mereka. Tanaman obat menjadi solusi yang lebih terjangkau dan dapat memberikan keamanan dalam menjaga kesehatan dan kesembuhan (Harefa, 2020).

Tanaman obat dapat digunakan dalam pengobatan berbagai penyakit seperti penyakit jantung, gangguan pernapasan, masalah reproduksi, penyakit saluran pencernaan, masalah sendi, penyakit kulit, gangguan ekskretori, dan penyakit lainnya (Vera, 2020). Salah satu contoh tanaman obat yang sering digunakan adalah sirih untuk menghentikan mimisan dan merawat areaewanitaan. Tanaman obat dalam kehidupan sehari-hari sering ditemui dengan bentuk-bentuk yang berbeda-beda. Namun, saat ini banyak orang yang menghadapi kesulitan dalam membedakan jenis-jenis tanaman obat tersebut contohnya daun kemangi dan daun mint. Jenis tanaman dapat diidentifikasi berdasarkan ciri dari daun tanaman tersebut. Tetapi tidak semua jenis

tanaman obat bisa diketahui dan dibedakan oleh manusia (Abdollahi, 2022).

Kesalahan dalam mengidentifikasi jenis tanaman herbal dapat berdampak serius bagi konsumen, bahkan bisa berakibat fatal (Saputra & Perangin-Angin, 2018). Identifikasi tanaman obat yang tidak diketahui tergantung pada pengetahuan dari para ahli botani. Metode yang berhasil dan sederhana dalam mengidentifikasi tanaman adalah menggunakan metode manual berbasis ciri-ciri morfologi. Namun, metode manual ini melibatkan sejumlah proses yang bergantung pada pengetahuan dan keterampilan manusia (Pujjati & Rochmawati, 2022).

Oleh karena itu, identifikasi dan pelestarian tanaman obat yang tepat sangat penting. Identifikasi manual memakan waktu dan dapat tidak akurat atau tidak presisi. Selain itu, banyak tanaman obat ditemukan di daerah yang sulit dijangkau oleh manusia. Sehingga dibutuhkan sistem pengenalan otomatis akan sangat membantu dalam mengkategorikan tanaman obat dalam situasi seperti ini (Dunggio & Bode, 2019).

Identifikasi dan klasifikasi tanaman obat secara otomatis merupakan area penelitian yang aktif dalam pengolahan citra. Langkah penting dalam menentukan tanaman obat dan proses klasifikasinya adalah ekstraksi fitur dan klasifikasi. Pengetahuan yang baik tentang tanaman obat sangat penting dalam meningkatkan keseimbangan lingkungan dengan mengidentifikasi spesies tanaman baru atau langka. Dalam mengenali daun, salah satu cara paling mudah dengan memperhatikan bentuk fisiknya. Namun, tidak semua individu memiliki kemampuan untuk dengan mudah membedakan antara satu daun dengan yang lainnya (Rahmadewi, 2018).

Berdasarkan fakta-fakta tersebut, banyak peneliti yang tertarik dalam studi pengenalan otomatis tanaman obat. Terdapat beberapa upaya dalam mengembangkan klasifikasi yang kuat untuk dapat mengkategorikan tanaman obat secara andal secara real-time (Efendi, 2020).

Dalam konteks ini, penulis akan menerapkan metode CNN menggunakan arsitektur VGG16 untuk mengenali dan mengklasifikasikan jenis daun tanaman obat. Metode CNN memiliki kemampuan yang kuat dalam mempelajari fitur-fitur penting dari citra secara otomatis melalui proses konvolusi dan *pooling*, sehingga memungkinkan pengenalan objek yang lebih akurat dan efisien. VGG16 adalah sebuah arsitektur *deep learning* yang memiliki 16 (Windiawan & Suharso, 2021). Oleh karena itu, penulis akan menerapkan metode CNN untuk mengenali jenis daun yang terdiri 10 kelas daun tanaman obat yaitu jambu biji, belimbing wuluh, jeruk nipis, pandan, sirih, papaya, kemangi, lidah buaya, seledri dan nangka.

Dengan demikian, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem pengenalan otomatis yang dapat mengklasifikasikan daun tanaman obat menggunakan metode CNN. Sehingga hasil

penelitian ini dapat bermanfaat dan memberikan bantuan dalam bidang botani, farmasi, dan pengembangan obat-obatan alami

2. Metode

2.1 Tanaman Obat

Tanaman obat merupakan salah satu bahan alternatif dalam mengobati, menyembuhkan dan mengurangi resiko (Lamasigi, 2020). Tumbuhan obat atau biofarmaka adalah spesies tumbuhan yang memiliki kemampuan dalam hal mengobati penyembuhan dan pencegahan penyakit. Mereka mengandung zat yang aktif dan memiliki kemampuan untuk mengobati penyakit sesuai manfaatnya atau menghasilkan efek sinergis dari berbagai zat yang efektif dalam pengobatan. Tanaman obat menawarkan potensi sebagai sumber obat alami dengan senyawa-senyawa seperti alkaloid, flavonoid, dan terpenoid (Sarno, 2019).

2.2 Identifikasi Daun

Identifikasi berdasarkan daun merupakan pendekatan yang efektif dan alternatif dalam pengenalan tumbuhan, karena daun dapat diamati setiap saat, sementara buah dan bunga tidak selamanya ada karena muncul pada periode tertentu. Daun menyediakan karakteristik yang konsisten dan dapat digunakan untuk mengklasifikasikan jenis tanaman. Dengan mempelajari morfologi daun, seperti bentuk, ukuran, tepi, dan pola venasi, kita dapat mengidentifikasi dan membedakan tanaman secara akurat tanpa tergantung pada kehadiran buah atau bunga yang tidak selalu tersedia (Rahmadewi, 2018).

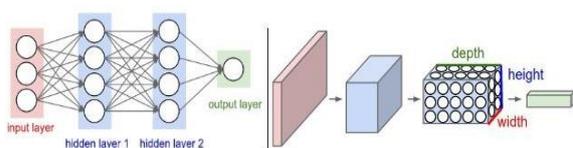
2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu metode yang umum digunakan dalam bidang *Deep Learning* untuk mendeteksi dan mengenali objek dalam citra digital. CNN menerima input berupa gambar dan melalui serangkaian lapisan konvolusi, *pooling*, dan lapisan tersembunyi, CNN dapat mempelajari representasi fitur yang signifikan dalam gambar. Dengan demikian, CNN dapat secara efektif mengekstraksi informasi penting yang terkandung dalam gambar (Putro, 2020). CNN memiliki lapisan-lapisan dengan susunan neuron tiga dimensi. Lapisan konvolusi, *pooling*, normalisasi, *fully connected*, dan *loss* digunakan dalam pemrosesan. Lapisan konvolusi mengekstraksi fitur lokal, lapisan *pooling* mereduksi dimensi spasial, lapisan normalisasi memperkuat respons penting, lapisan *fully connected* menghubungkan neuron antar lapisan, dan lapisan *loss* menghitung kesalahan prediksi. Dengan lapisan-lapisan ini, CNN dapat mempelajari fitur-fitur penting dan melakukan

pengenalan objek dengan akurasi tinggi. Setiap layer memiliki peran penting dalam ekstraksi fitur dan pembelajaran pola pada data gambar. Dengan kombinasi pemrosesan yang berurutan, CNN mampu mencapai performa yang baik dalam tugas klasifikasi dan deteksi gambar (Ramadhani, 2022).

Dengan menggunakan teknik pembelajaran yang mendalam, CNN dapat mengeksplorasi dan memanfaatkan fitur-fitur yang signifikan dalam gambar untuk tujuan klasifikasi dan deteksi objek. CNN terdiri dari neuron dengan bobot, bias, dan fungsi aktivasi. *Convolutional layer* terdiri dari neuron-neuron yang membentuk filter dengan ukuran tertentu dan melakukan operasi konvolusi pada gambar. Dengan melakukan perkalian antara bagian gambar dan filter, komputer dapat menghasilkan representasi baru yang informatif (Putro, 2020).

CNN sering digunakan dalam analisis citra karena kemampuannya dalam mengenali pola dan fitur dalam data citra. Arsitektur CNN memiliki struktur yang relatif sederhana, terdiri dari satu lapisan masukan (input layer), beberapa lapisan tersembunyi (hidden layers), dan satu lapisan keluaran (output layer). CNN menggunakan representasi tiga dimensi yang mencakup lebar (width), tinggi (height), dan kedalaman (depth). Setiap lapisan dalam CNN mengubah volume masukan tiga dimensi menjadi volume keluaran tiga dimensi yang berisi aktivasi neuron, seperti yang ditunjukkan dalam **Gambar 1**. Dalam kasus citra berwarna, seperti yang diilustrasikan dalam **Gambar 1**, masukan berupa citra dengan dimensi lebar dan tinggi, sedangkan kedalaman (depth) akan menjadi 3 yang mewakili kanal warna merah (red), hijau (green), dan biru (blue) yang disebut (RGB channels) (Rizki & Marina, 2020).



Gambar 1. Arsitektur Convolutional Neural Network
 Sumber : <https://cs231n.github.io/convolutional-networks>

2.4 Model VGG16

VGG16 merupakan singkatan dari "Very Deep Convolutional Networks for large-scale Image Recognition 16-layer" (Saswono dkk., 2020). K. Simonyan dan A. Zisserman dari Universitas Oxford merupakan perancang arsitektur model Convolutional Neural Network (CNN). VGG16 terdiri dari total 16 layer, termasuk 13 layer konvolusi (*convolutional layers*) dan 3 layer *fully connected layers*. Model ini dikenal karena kedalaman arsitektur

yang dalam dan mampu menghasilkan representasi fitur yang sangat baik dari gambar. VGG16 telah berhasil mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam pengenalan gambar pada berbagai tugas, termasuk dataset ImageNet, yang terdiri dari jutaan gambar dari ribuan kelas yang berbeda (Rizki & Marina, 2020).

2.5 Flatten

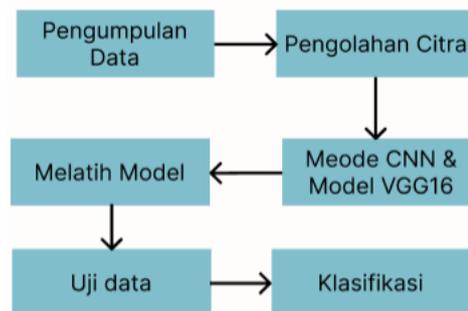
Flatten adalah metode yang digunakan untuk mengubah hasil dari proses yang memiliki struktur dua dimensi menjadi vektor satu dimensi. Tujuan dari *flattening* adalah untuk mempersiapkan input agar dapat masuk ke dalam neural network untuk proses selanjutnya, seperti lapisan tersembunyi (hidden layers) dan lapisan keluaran (output layer), sehingga informasi dari struktur data dua dimensi dapat diolah secara efektif oleh neural network (Wicaksono & Andryana, 2020).

2.6 Augmentasi Data

Augmentasi data, adalah teknik umum yang digunakan untuk mengurangi *overfitting* dalam pembelajaran mesin. Dalam augmentasi data, data asli diperluas dengan menghasilkan data baru melalui berbagai transformasi. Dengan melakukan augmentasi data, kita dapat meningkatkan generalisasi model, yaitu kemampuan model untuk menerapkan pengetahuannya pada data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Dengan variasi yang diperkenalkan melalui augmentasi data, model dapat belajar dari beragam variasi data dan menjadi lebih tahan terhadap variasi yang ada dalam data uji (Ganda & Bunyamin, 2021).

2.7 Metode Penelitian

Dalam metode penelitian, terdapat beberapa tahapan yang harus dilalui dengan seksama dan teliti guna memastikan kelancaran dan keberhasilan penelitian yang dilakukan. Tahapan-tahapan tersebut mencakup langkah-langkah yang meliputi pengumpulan data, pengolahan citra, membangun model, melatih model, pengujian data, dan klasifikasi citra. Adapun algoritma metodenya ada pada Gambar 2.



Gambar 2. Metode Pembuatan Aplikasi

2.8 Pengumpulan Data

Tahap pertama adalah melakukan pengumpulan data dilakukan dengan mengambil citra daun tanaman obat dimana terdiri atas 10 jenis tanaman obat yaitu citra daun belimbing wuluh, citra daun jambu biji, citra daun jeruk nipis, citra daun kemangi, citra daun lidah buaya, citra daun nangka, citra daun pandan, citra daun papaya, citra daun seledri dan citra daun sirih. Pengumpulan data ini dilakukan secara mandiri dimana menggunakan kamera smartphone Vivo y12 dengan kamera 48MP. Kemudian dilakukan pengumpulan data tambahan dari sumber data publik di *websites* kaggle sebagai tambahan data.

Adapun data yang dikumpulkan berupa citra RGB yang dibagi menjadi 2 kelompok yaitu data *train* sebanyak 6100 citra dan data validasi sebanyak 870 citra. Data citra daun dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Citra Daun Tanaman Obat

Dataset Daun	Trainin g	Validasi	Testing
Belimbing Wuluh	610	87	10
Jambu Biji	610	87	10
Jeruk Nipis	610	87	10
Kemangi	610	87	10
Lidah Buaya	610	87	10
Nangka	610	87	10
Pandan	610	87	10
Papaya	610	87	10
Seledri	610	87	10
Sirih	610	87	10
Jumlah	6100	870	100

2.9 Pengolahan Citra

Tahap pengolahan yang dilakukan pertama adalah menentukan jumlah kelas dalam dataset, dimana terdapat 10 kelas. Kemudian menggunakan ImageDataGenerator untuk melakukan augmentasi data pada gambar. Tujuan dari augmentasi data adalah agar model lebih toleran terhadap variasi dalam dataset dan mencegah *overfitting*. Augmentasi dilakukan pada data latih dengan operasi seperti *rescale*, rotasi, pergeseran horizontal dan vertikal, pemotongan (*shearing*), zoom, dan flip horizontal. Kemudian tahap *rescale* dilakukan untuk mengubah intensitas piksel menjadi rentang 0 hingga 1. Selain itu, gambar-gambar dalam dataset diubah ukurannya menjadi 224x224 piksel dan setiap *batch* akan terdiri dari 32 gambar (*batch_size*) sebagai target *size* yang sesuai dengan input model VGG16. Pada data validasi, hanya dilakukan *rescale* untuk menjaga konsistensi skala dengan data latih.

Dengan augmentasi data, variasi dalam dataset pelatihan dapat ditingkatkan, sehingga membantu model dalam mempelajari fitur-fitur yang lebih

umum dan mampu menghasilkan hasil yang lebih baik saat diterapkan pada data baru.

2.10 Pembangunan Model

Pada tahap ini, metode CNN diterapkan untuk membangun model klasifikasi. Model VGG16, yang merupakan salah satu arsitektur CNN, digunakan sebagai model dasar. Model ini telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet untuk tugas pengenalan gambar. Berikut model VGG16.

```
vgg=VGG16(input_shape=(224,224,3),
weights='imagenet',include_top=False)
```

Model VGG16 ini telah dilatih pada dataset ImageNet dan akan digunakan sebagai model dasar untuk tugas klasifikasi gambar. Pada tahap ini, dilakukan penambahan layer kustom pada model VGG16, seperti *Flatten*, *Dense*, dan *Dropout*, untuk menghasilkan output klasifikasi sesuai dengan jumlah kelas yang ditentukan. *Output* dari model VGG16 diubah menjadi vektor satu dimensi menggunakan *Flatten()*. Kemudian, dilakukan penambahan layer *Dense* dengan 512 unit dan fungsi aktivasi ReLU untuk melakukan pemrosesan lebih lanjut. *Dropout layer* dengan *dropout rate* 0.5 juga ditambahkan untuk menghindari *overfitting*. Terakhir, layer Selain itu, lapisan *Dense* juga digunakan dalam arsitektur CNN, dengan jumlah unit yang sesuai dengan jumlah kelas yang diinginkan. Pada *output layer*, fungsi aktivasi *softmax* digunakan untuk menghasilkan probabilitas distribusi kelas yang dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi multi-kelas.

```
# Tambahkan layer kustom pada model
VGG16
x=Flatten()(vgg.output)
x=Dense(512,activation='relu')(x)
x=Dropout(0.5)(x)
x=Dense(num_classes, activation=
'softmax')(x)
Model akhir yang terbentuk adalah :

model=Model(inputs=vgg.input,output
s=x)
```

Model ini memiliki input dari model VGG16 dan output dari layer-layer kustom yang telah ditambahkan.

Selanjutnya, model dikompilasi dengan menggunakan *optimizer* Adam dan *loss function* *categorical_crossentropy*. Model dilatih dengan menggunakan data latih dan data validasi selama beberapa *epoch*. Dengan demikian, tahap ini bertujuan untuk membangun model dengan arsitektur yang sesuai, mengatur *hyperparameter*, dan melatih model menggunakan dataset yang telah diolah sebelumnya.

2.11 Pelatihan Model

Setelah model CNN dibangun, tahap pelatihan dilakukan untuk melatih model menggunakan data latih. Pada tahap ini, model dikompilasi dengan *optimizer Adam*, *loss function*, dan *metric accuracy*. Pelatihan dilakukan dengan memanggil fungsi fit pada model, menggunakan *train_generator* sebagai data latih dan *validation_generator* sebagai data validasi. Proses pelatihan berlangsung selama 5

```
Epoch 1/5
190/190 [=====] - 2646s 14s/step - loss: 1.3293 - accuracy: 0.5760 - val_loss: 0.4729 - val_accuracy: 0.8692
Epoch 2/5
190/190 [=====] - 6980s 37s/step - loss: 0.7172 - accuracy: 0.7380 - val_loss: 0.3579 - val_accuracy: 0.8924
Epoch 3/5
190/190 [=====] - 3467s 18s/step - loss: 0.6193 - accuracy: 0.7785 - val_loss: 0.2863 - val_accuracy: 0.9097
Epoch 4/5
190/190 [=====] - 26142s 138s/step - loss: 0.5597 - accuracy: 0.8057 - val_loss: 0.2339 - val_accuracy: 0.9306
Epoch 5/5
190/190 [=====] - 2569s 14s/step - loss: 0.5192 - accuracy: 0.8161 - val_loss: 0.2557 - val_accuracy: 0.9074
```

Gambar 3. Pelatihan Model

Dengan melalui beberapa *epoch*, model CNN dapat secara efektif mengenali dan mengklasifikasikan gambar-gambar dalam dataset. Setelah proses pelatihan data, hasil yang diperoleh disimpan untuk dilakukan proses pengujian data.

2.12 Pengujian Data

Pada tahap pengujian data dalam program, model yang telah dilatih sebelumnya dimuat kembali. Kemudian, akurasi pada *epoch* terakhir dari tahap pelatihan dan validasi diperoleh. Selanjutnya, dilakukan pengujian menggunakan 100 data uji dengan memilih gambar dan melihat hasil klasifikasi melalui antarmuka aplikasi GUI. Melalui aplikasi GUI, hasil klasifikasi dari setiap data uji daun dapat dilihat dengan mudah oleh pengguna. Hasil klasifikasi mencakup label kelas, akurasi, dan informasi manfaat dari kelas yang diprediksi. Dengan hasil ini dapat diketahui tingkat kelayakan program aplikasi ini terhadap data yang sudah diinputkan. Untuk itu pengguna dapat dengan mudah menguji model klasifikasi pada gambar-gambar daun tanaman obat dan mendapatkan informasi prediksi yang berguna.

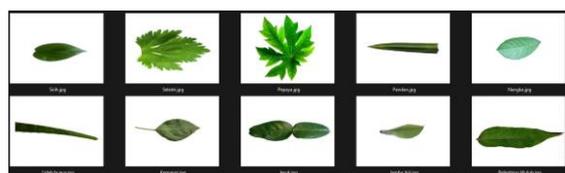
Adapun tingkat akurasi dari klasifikasi data ini merupakan jumlah data uji daun obat yang diklasifikasikan benar dibanding jumlah keseluruhan data uji daun obat. Adapun persamaan akurasi sebagai berikut.

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah klasifikasi yang benar}}{\text{Total data klasifikasi}} \times 100\% \tag{1}$$

epoch, di mana model secara iteratif memperbarui parameter internalnya dengan tujuan untuk mempelajari pola dan fitur-fitur penting dari data gambar. Setiap *epoch*, model melalui seluruh data latih dan melakukan pembaruan parameter internalnya, sehingga secara bertahap meningkatkan akurasi prediksi. Adapun hasil pelatihan dapat dilihat pada Gambar 3.

3. Hasil dan Pembahasan

Dalam penelitian ini, penggunaan Convolutional Neural Network (CNN) dengan model VGG16 dalam klasifikasi jenis daun tanaman obat telah terbukti efektif. Metode transfer learning yang digunakan memanfaatkan kemampuan model VGG16 yang telah dilatih sebelumnya. Selain itu, tahap augmentasi data juga dilakukan untuk menghasilkan citra dengan ukuran 224x224 piksel pada seluruh dataset yang digunakan. Adapun hasil data citra yang diaugmentasi dapat dilihat pada Gambar 4.

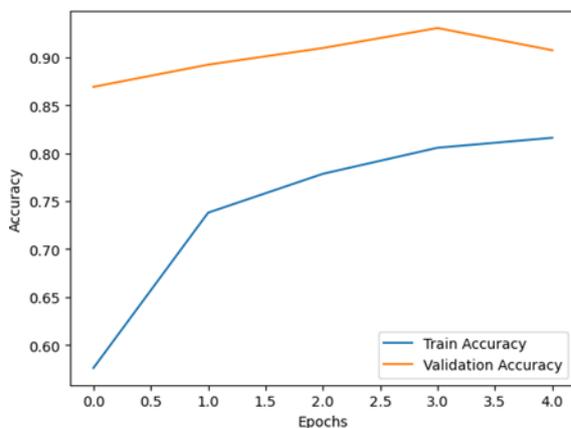


Gambar 4. Hasil Augmentasi Citra

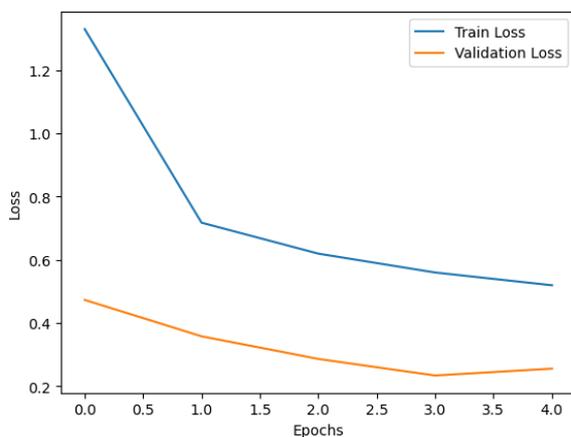
Setelah proses augmentasi data pada daun dilakukan, tahapan selanjutnya adalah tahap *training* atau pelatihan model menggunakan *optimizer Adam*, *loss function*, dan *metric accuracy*. Pelatihan ini dilakukan dalam 5 *epoch* dengan menggunakan data *training* yaitu 6100 data citra dan data validasi sebanyak 870 data citra. Pada setiap *epoch*, model melakukan prediksi terhadap data *training* dan data validasi untuk mengoptimalkan parameter-parameter internalnya dan meningkatkan kinerja model. Dengan melalui proses pelatihan ini, model dapat belajar mengenali pola-pola penting yang mewakili jenis-jenis daun tanaman obat dengan lebih akurat. Hal ini dapat membantu meningkatkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan jenis-jenis daun tanaman obat secara otomatis.

Selain itu, selama proses pelatihan, juga dihasilkan grafik yang komprehensif tentang

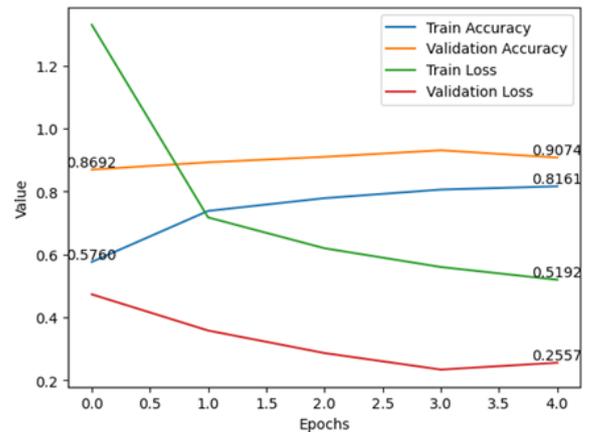
performa model selama setiap *epoch*. Grafik ini memberikan visualisasi yang informatif tentang performa model yang berubah seiring berjalannya proses pelatihan. Dengan grafik ini, dapat dilihat tren peningkatan akurasi dan penurunan *loss function* dari *epoch* ke *epoch*. Hal ini bertujuan untuk memantau dan mengevaluasi kemajuan model secara langsung, serta mengidentifikasi apakah model mencapai konvergensi atau masih perlu penyesuaian lebih lanjut. Dengan adanya pemantauan yang sistematis terhadap performa model, maka dapat mengoptimalkan model lebih lanjut dan memastikan bahwa model yang dihasilkan memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan jenis daun tanaman obat. Adapun grafik *loss*, *accuracy* dan *value* hasil *training* dilihat pada Gambar 5, Gambar 6, dan Gambar 7.



Gambar 5. Grafik Loss



Gambar 6. Grafik Accuracy

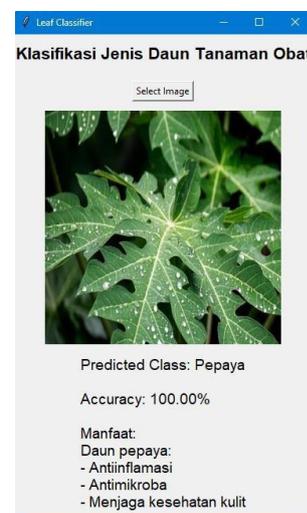


Gambar 7. Grafik Value

Dari Gambar 5 terlihat hasil *loss* bernilai 1,3 sampai 0,5 sedangkan hasil *loss* yang tervalidasi dari 0,4 sampai 0,2. Hal ini menunjukkan semakin kecil nilai *loss* yang didapat maka hasil akurasi akan lebih tinggi. Pada Gambar 6 yang menunjukkan grafik dari akurasi dengan hasil dari 0,5760 sampai 0,8161 yang sedangkan hasil yang tervalidasi 0,8692 sampai 0,9074.

Dari hasil ini dapat diketahui akurasi dari data yang sudah di *training* adalah 81,61% dan hasil akurasi yang tervalidasi 90,74%. Sedangkan untuk hasil *loss* adalah 51,92% dan validasi *loss* adalah 25,57%.

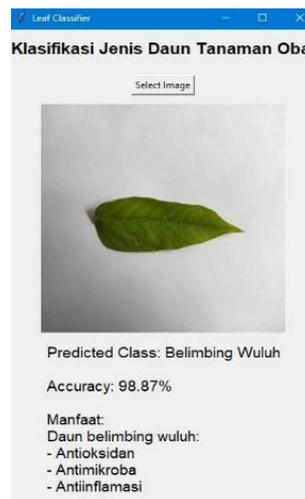
Setelah menampilkan hasil dari *training* data, langkah selanjutnya adalah melakukan proses pengujian atau testing. Pengujian dilakukan pada data test yang terdiri dari 50 data, dengan setiap kelas memiliki 5 citra daun. Untuk melakukan pengujian, digunakan aplikasi GUI yang menggunakan Tkinter sebagai antarmuka grafis. Aplikasi ini memberikan tampilan yang cukup sederhana dan memudahkan pengguna dalam melakukan pengujian terhadap model klasifikasi daun yang ingin di klasifikasi. Contoh gambar hasil deteksi citra daun ada pada Gambar 8, Gambar 9, dan Gambar 10.



Gambar 8. Aplikasi GUI Deteksi Daun Pepaya



Gambar 9. Aplikasi GUI Deteksi Daun Pandan



Gambar 10. Aplikasi GUI Deteksi Daun Belimbing Wuluh

Untuk tampilan GUI ini terdiri dari beberapa komponen yaitu:

- Judul aplikasi
- Tombol 'Select Image' untuk memilih gambar yang ingin di klasifikasi
- Area tampilan gambar untuk menampilkan gambar yang dipilih.
- Area tampilan hasil klasifikasi yang menampilkan prediksi, akurasi dan manfaat dari daun tanaman obat yang sudah terklasifikasi.

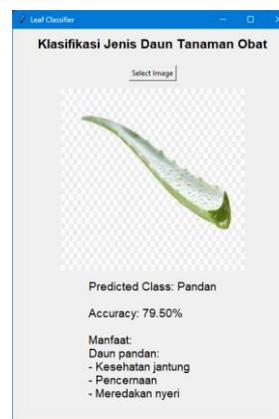
Adapun data yang di uji sebanyak 50 data dari 10 kelas daun ini diberi label dengan angka data belimbing wuluh [0], data jambu biji [1], data jeruk nipis [2], data kemangi [3], data lidah buaya [4], data nangka [5], data pandan [6], data papaya [7], data seledri [8], dan data sirih [9]. Untuk hasil uji data dapat dilihat pada **Tabel 2** hasil uji data tes pada aplikasi.

Tabel 2. Hasil Uji Data Tes pada Aplikasi

Daun Inputan	Kelas Hasil Deteksi aplikasi										Akurasi	Benar/Salah
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9		
Belimbing wuluh (1).jpg	✓										98,87%	Benar
Belimbing wuluh (2).jpg	✓										82,10%	Benar
Belimbing wuluh (3).jpg				✗							44,06%	Salah
Belimbing wuluh (4).jpg	✓										92,22%	Benar
Belimbing wuluh (5).jpg		✓									64,18%	Benar
Jambu biji (1).jpg		✓									95,60%	Benar
Jambu biji (2).jpg		✓									99,97%	Benar
Jambu biji (3).jpg		✓									88,24%	Benar
Jambu biji (4).jpg		✓									51,38%	Benar
Jambu biji (5).jpg		✓									82,11%	Benar
Jeruk nipis (1).jpg			✓								85,19%	Benar
Jeruk nipis (2).jpg			✓								91,93%	Benar
Jeruk nipis (3).jpg			✓								93,38%	Benar
Jeruk nipis (4).jpg				✗							41,81%	Salah
Jeruk nipis (5).jpg			✓								98,41%	Benar
Kemangi (1).jpg				✓							96,66%	Benar

Daun Inputan	Kelas Hasil Deteksi aplikasi										Akurasi	Benar/Salah	
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9			
Kemangi (2).jpg				✓								97,53%	Benar
Kemangi (3).jpg				✓								93,61%	Benar
Kemangi (4).jpg				✓								78,63%	Benar
Kemangi (5).jpg				✓								99,03%	Benar
Lidah buaya (1).jpg					✓							100%	Benar
Lidah buaya (2).jpg							✗					79,50%	Salah
Lidah buaya (3).jpg					✓							78,27%	Benar
Lidah buaya (4).jpg					✓							83,99%	Benar
Lidah buaya (5).jpg					✓							87,56%	Benar
Nangka (1).jpg						✓						98,95%	Benar
Nangka (2).jpg						✓						55,69%	Benar
Nangka (3).jpg						✓						92,69%	Benar
Nangka (4).jpg						✓						52,14%	Benar
Nangka (5).jpg						✓						67,24%	Benar
Pandan (1).jpg							✓					93,60%	Benar
Pandan (2).jpg							✓					86,14%	Benar
Pandan (3).jpg							✓					93,11%	Benar
Pandan (4).jpg							✓					99,66%	Benar
Pandan (5).jpg							✓					74,81%	Benar
Papaya (1).jpg								✓				100%	Benar
Papaya (2).jpg								✓				99,99%	Benar
Papaya (3).jpg								✓				100%	Benar
Papaya (4).jpg								✓				97,66%	Benar
Papaya (5).jpg								✓				87,60%	Benar
Seledri (1).jpg									✓			100%	Benar
Seledri (2).jpg									✓			56,50%	Benar
Seledri (3).jpg									✓			82,99%	Benar
Seledri (4).jpg								✗				98,16%	Salah
Seledri (5).jpg									✓			99,99%	Benar
Sirih (1).jpg										✓		98,85%	Benar
Sirih (2).jpg										✓		99,96%	Benar
Sirih (3).jpg										✓		78,26%	Benar
Sirih (4).jpg										✓		64,32%	Benar
Sirih (5).jpg										✓		100%	Benar

Pada Tabel 2 terdapat 50 citra daun sebagai data uji dimana data ini dikumpulkan secara mandiri dengan foto objek daun tanaman obat dan data ini tidak digunakan dalam tahap pelatihan atau validasi untuk menghindari bias dalam pengujian performa model yang digunakan untuk menguji performa model CNN. Setiap kelas data ini terdiri 5 data uji yang ditentukan secara acak. Hasil uji data tes tanaman obat pada aplikasi terdapat 46 data citra yang terklasifikasi benar dan 4 data citra daun yang terklasifikasi salah yaitu daun belimbing wuluh, daun jeruk, lidah buaya dan seledri. Adapun akurasi pada setiap data tes itu merupakan akurasi tertinggi dari hasil klasifikasi 10 kelas daun. Seperti pada citra daun belimbing wuluh (3).jpg yang akurasinya 44,06% ini terklasifikasi jeruk nipis namun dengan akurasi rendah. Alasan data tes tidak terklasifikasi dengan benar karena data citra yang diinputkan mirip dengan data citra yang lain. Salah satunya data citra lidah buaya pada Gambar 12 mirip citra daun pandan pada Gambar 13.



Gambar 12. Kesalah Deteksi Citra Daun Lidah Buaya



Gambar 13. Citra Daun Pandan

Jadi dapat dihitung akurasi dari hasil uji data set pada aplikasi menggunakan Persamaan (1) yaitu:

Akurasi = $46 \times 100\%$

Akurasi = $0,92 \times 100\%$

Akurasi = 92%

4. Kesimpulan

Dari penelitian ini dapat disimpulkan bahwa dengan CNN dan model VGG16 efektif untuk digunakan dalam klasifikasi daun tanaman obat mendapatkan. Hasil *training* menunjukkan akurasi sebesar 81,61% dan validasi akurasinya 90,74%. Pada uji data 50 citra daun mendapatkan hasil akurasi 92% dengan 46 data yang terklasifikasi dan 4 data citra yang salah terklasifikasi. Hal ini menunjukkan bahwa model CNN dengan model VGG16 mampu mengenali dan mengklasifikasikan jenis daun tanaman obat dengan tingkat akurasi yang memuaskan.

Saran untuk pengembangan lebih lanjut adalah melakukan pengujian dengan dataset yang lebih besar, menjelajahi arsitektur model lain, meningkatkan jumlah kelas dan jenis daun yang teridentifikasi, serta mengintegrasikan teknologi dalam aplikasi praktis.

Daftar Pustaka:

- Abdollahi, J. (2022). Identification of medicinal plants in ardabil using deep learning: identification of medicinal plants using deep learning. *2022 27th International Computer Conference, Computer Society of Iran (CSICC)*, 1–6.
- Dunggio, F. Y. R., & Bode, A. (2019). Penerapan Metode Local Binary Pattern Untuk Pengenalan Jenis Daun Tanaman Obat Tradisional Menggunakan Algoritma K-Nearest Neighbor. *Jurnal Cosphi*, 3(1).
- Efendi, R. (2020). Rancang Bangun Aplikasi Augmented Reality Untuk Deteksi Pengenalan Tanaman Obat Berbasis Android. *IKRA-ITH Informatika: Jurnal Komputer Dan Informatika*, 4(1), 35–45.
- Ganda, L. H., & Bunyamin, H. (2021). Penggunaan Augmentasi Data pada Klasifikasi Jenis Kanker Payudara dengan Model Resnet-34. *Jurnal STRATEGI-Jurnal Maranatha*, 3(1), 187–193.
- Harefa, D. (2020). Pemanfaatan Hasil Tanaman Sebagai Tanaman Obat Keluarga (TOGA). *Madani: Indonesian Journal of Civil Society*, 2(2), 28–36.
- Lamasigi, Z. Y., Hasan, M., & Lasena, Y. (2020). Local Binary Pattern untuk Pengenalan Jenis Daun Tanaman Obat menggunakan K-Nearest Neighbor. *ILKOM Jurnal Ilmiah*, 12(3), 208–218.
- Pujiati, R., & Rochmawati, N. (2022). Identifikasi citra daun tanaman herbal menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). *Journal of Informatics and Computer Science (JINACS)*, 3(03), 351–357.
- Putro, E. C., Awangga, R. M., & Andarsyah, R. (2020). *Tutorial Object Detection People With Faster region-Based Convolutional Neural Network (Faster R-CNN)* (Vol. 1). Kreatif.
- Rahmadewi, R., Efelina, V., & Purwanti, E. (n.d.). IDENTIFIKASI JENIS TUMBUHAN MENGGUNAKAN CITRA DAUN BERBASIS JARINGAN SARAF TIRUAN (ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS). *Jurnal Media Elektro*, VII(2).
- Ramadhani, I. R., Nilogiri, A., & A'yun, Q. (2022). Klasifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network. *Jurnal Smart Teknologi*, 3(3), 249–260.
- Rizki, A. M., & Marina, N. (2020). Klasifikasi kerusakan bangunan sekolah menggunakan metode convolutional neural network dengan pre-trained model VGG-16. *Jurnal Ilmiah Teknologi Dan Rekayasa*, 24(3), 197–206.
- Saputra, K., & Perangin-Angin, M. I. (2018). Klasifikasi Tanaman Obat Berdasarkan Ekstraksi Fitur Morfologi Daun Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Informatika*, 5(2), 169–174.
- Sarno, S. (2019). Pemanfaatan Tanaman Obat (Biofarmaka) Sebagai Produk Unggulan Masyarakat Desa Depok Banjarnegara. *Abdimas Unwahas*, 4(2).
- Saswono, R. S., Adipranata, R., & Gunadi, K. (2020). Deteksi Balon Ucapan Pada Komik Jepang Dengan Convolutional Neural Network, Canny Edge Detection dan Run Length Smooth Algorithm. *Jurnal Infra*, 8(2), 133–137.
- Siregar, N. S. N., Simamora, M. F., Sihombing, J. H., Nababan, C. E. M., & Simatupang, W. M. (2023). PENGARUH KEGIATAN PENANAMAN OBAT KELUARGA TERHADAP PENINGKATAN KARAKTER CINTA LINGKUNGAN MAHASISWA STIKes KB DOLOK SANGGUL. *Multidisiplin Pengabdian Kepada Masyarakat*, 2(03), 84–91.
- Suliasih, B. A., & Mun'im, A. (2022). Potensi dan Masalah dalam Pengembangan Kemandirian Bahan Baku Obat Tradisional di Indonesia. *Chemistry and Materials*, 1(1), 28–33.
- Vera, Y. (2020). Penyuluhan Tentang Pemanfaatan Tanaman Obat Herbal Untuk Penyakit Asam Urat Di Desa Labuhan Labo. *Jurnal Education and Development*, 8(1), 424.
- Wicaksono, G., & Andryana, S. (2020). Aplikasi Pendeteksi Penyakit Pada Daun Tanaman Apel

Dengan Metode Convolutional Neural Network. *JOINTECS (Journal of Information Technology and Computer Science)*, 5(1), 9–16.

Windiawan, R., & Suharso, A. (2021). Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning VGG16. *Explore IT!: Jurnal Keilmuan Dan Aplikasi Teknik Informatika*, 13(2), 43–50.