

Identifikasi varietas anggur menggunakan model CNN-VGG16

Identification of grape varieties using the CNN-VGG16 model

¹ Muhammad Ali Nur Hidayat

¹Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Yapis Papua
e-mail: Alynur9@gmail.com

Abstrak

Vitis vinifera atau anggur adalah tanaman buah yang memiliki berbagai jenis varietas, berdasarkan data Vitis International Variety Catalogue (VIVC) terdapat 23.000 varietas anggur, secara fisik kita dapat mengenali varietas anggur dengan buah dan daun. Mengenali tanaman anggur menggunakan buah memerlukan waktu yang lama karena harus menunggu sampai anggur berbuah, sedangkan mengenali varietas anggur menggunakan daun membutuhkan waktu yang cepat tetapi tidak semua orang dapat mengenali varietas tanaman anggur, ciri daun anggur berbagai varietas memiliki kemiripan sehingga sulit untuk diidentifikasi. Adapun tujuan penelitian ini adalah untuk melakukan identifikasi varietas tanaman anggur menggunakan daun dengan algoritma transfer learning model VGG. Varietas daun anggur yang digunakan adalah isabella, nizina dan jupiter. Hasil dari implementasi metode yang digunakan menghasilkan validation accuracy sebesar 0.9067 (90.67%) dengan nilai loss validation 0.2736 (27.36%).

Kata kunci: Arsitektur Transfer Learning, VGG16, Identifikasi Varietas Anggur

Abstract

Vitis vinifera or grapes is a fruit plant that has various types. Based on data from the Vitis International Variety Catalog (VIVC), there are 23,000 grape varieties. We can physically recognize grape varieties from their fruit and leaves. Recognizing grapes using fruit takes a long time because you have to wait until the grapes bear fruit, while recognizing grape varieties using leaves takes a long time, but not everyone can recognize grape varieties, the characteristics of grape leaves from various varieties are similar. so it's similar. difficult to identify. The aim of this research is to identify grape plant varieties using leaves with the VGG transfer learning model algorithm. The grape leaf varieties used are Isabella, Nizina and Jupiter. The results of applying the method used produced a validation accuracy of 0.9067 (90.67%) with a validation loss value of 0.2736 (27.36).

Keywords: Transfer Learning Architecture, VGG16, Grape Variety Identification.

1 Pendahuluan

Buah anggur banyak digemari masyarakat Indonesia, rasanya yang manis segar membuat buah ini banyak disukai oleh anak-anak sampai orang dewasa. Anggur mempunyai nilai gizi yang baik seperti vitamin, mineral, karbohidrat dan senyawa fitokimia. Tanaman anggur dibedakan menjadi dua kelompok yaitu anggur yang ditanam untuk minuman atau wine grape dan tanaman anggur untuk dikonsumsi langsung atau biasa disebut anggur meja / table grape. Varietas anggur meja seperti red globe, black sapphire (moondrop), timpson green seed.

Banyaknya varietas tanaman anggur import yang beredar terkadang membuat penghobi tanaman anggur pemula / calon petani anggur yang masih awam belum dapat membedakan varietas yang ditanam / dibeli sampai tanaman anggur berbuah, padahal mengetahui varietas tanaman anggur sejak awal tanam sangat penting untuk pengembangan tanaman buah anggur di Indonesia, karena masing-masing varietas memiliki karakteristik dan ketahanan terhadap penyakit serta iklim yang berbeda di setiap daerah di Indonesia.

Varietas anggur memiliki daun yang menunjukkan karakteristik yang sangat berbeda dalam hal kriteria seperti bentuk, ketebalan, kehalusan (Koklu., 2022). Amilografi adalah ilmu (juga disebut seni) identifikasi dan klasifikasi varietas atau kultivar (varietas yang dibudidayakan) berdasarkan ciri morfologi daun, pucuk, dan buah (Nasiri., 2021). Namun ilmu amilografi hanya bisa dilakukan orang yang telah mahir dan membutuhkan bertahun-tahun studi dan praktek.

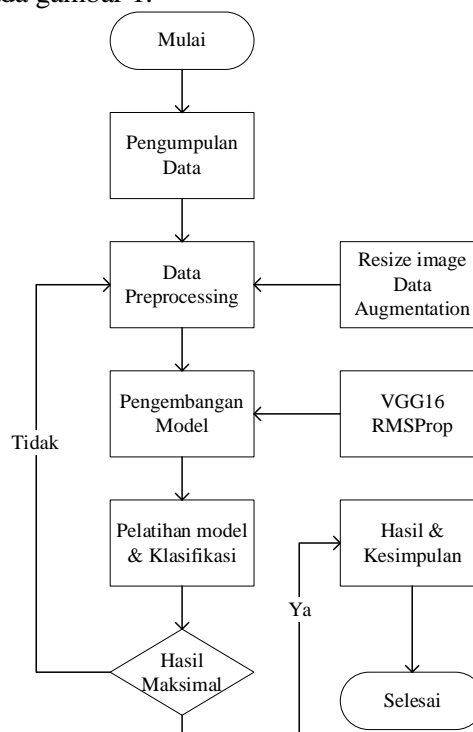
Penelitian ini mengusulkan sistem identifikasi varietas tanaman anggur berdasarkan daun menggunakan metode CNN transfer learning VGG16. Alasan mengusulkan metode tersebut karena menghasilkan akurasi yang baik pada kebanyakan penelitian sebelumnya untuk mengklasifikasikan jenis tumbuhan menggunakan daun.

2 Metode Penelitian

Penelitian ini adalah penelitian eksperimental, dimana penelitian ini melakukan pengujian tingkat akurasi yang tertinggi menggunakan algoritma transfer learning VGG16 dengan metode pengujian optimasi Root Mean Square Propagation (RMSprop), Adaptive Moment Estimation (Adam), dan Stochastic Gradient Descent (SGD).

Teknik Pengumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini adalah metode observasi karena harus mengambil dataset langsung dari lapangan. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah data citra daun anggur, dalam penelitian ini akan diidentifikasi 3 varietas tanaman anggur yaitu varietas nizina, jupiter dan isabella.

Dalam Penelitian ini dibagi menjadi 5 tahap utama, yaitu tahap pengumpulan data, data preprocessing, pengembangan model, pelatihan model & klasifikasi dan hasil & kesimpulan. Alur penelitian yang dapat dilihat pada gambar 1.



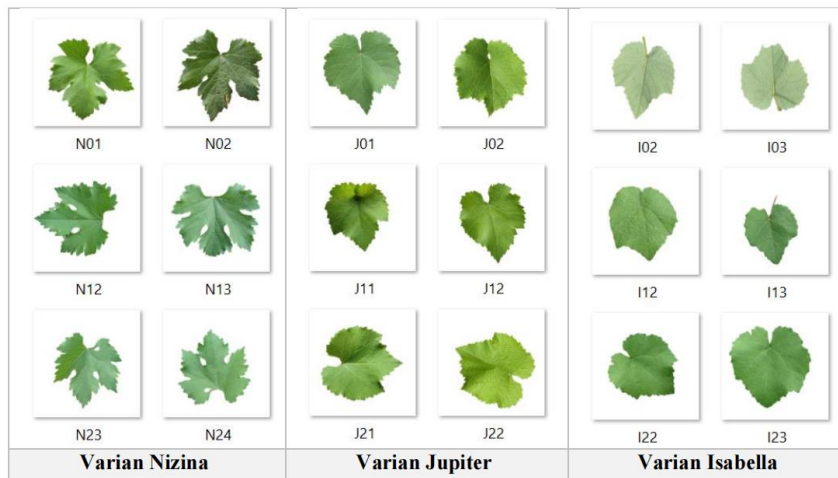
Gambar 1. flowchart alur penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan cara observasi lapangan, Dataset yang diambil dari objek penelitian berupa data foto / citra daun anggur, data ini terbagi atas 3 kelas / 3 kategori dengan masing – masing kelas data yang diambil berjumlah 25 gambar.

2.1.1 Dataset citra daun anggur

Dataset citra daun anggur yang didapatkan dari pengumpulan data terdiri dari tiga kelompok varietas jenis daun anggur yang telah diberi label sesuai dengan nama varietas anggur. Ketiga jenis varietas citra daun anggur tersebut adalah citra daun anggur varietas nizina berjumlah 25 data, citra daun anggur varietas jupiter berjumlah 25 data, citra daun anggur varietas isabella sebanyak 25 data. Berikut contoh dari citra dataset daun anggur pada gambar 2. Dataset daun anggur dibawah ini.

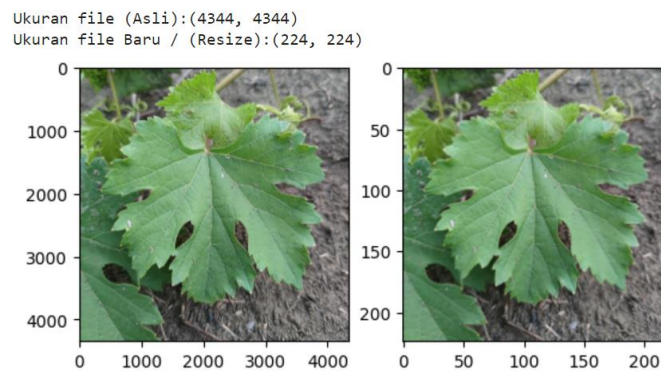


Gambar 2. Dataset daun anggur

2.2 Data Preprocessing

Data preprocessing bertujuan meningkatkan kualitas dataset, pengelompokan kelas dan untuk menyesuaikan kebutuhan inputan model algoritma transfer learning yang digunakan. Data augmentasi yang digunakan adalah teknik *horizontal flip*, *vertical flip* & *random rotation*.

Data asli / data mentah yang didapatkan dari lapangan kemudian diperkecil ukurannya (Resize) menggunakan library python OpenCV, dengan tools yang digunakan google collaboratory. Gambar image resize yang dilakukan dapat dilihat pada gambar 3.



Gambar 3. image resize

2.3 Pengembangan Model

Setelah dataset siap untuk digunakan, langkah selanjutnya yaitu membuat pengembangan model *source code deep learning*. Pada tahap ini dibuat kode program menggunakan bahasa pemrograman python dengan tools *Google Collaboratory*, di dalam kode program yang dibuat dipanggil *library-library* yang digunakan seperti *Library Tensorflow & Keras*. Dalam pengembangan model ditentukan skenario pengujian & model yang akan dibuat, model *transfer learning* yang digunakan dalam penelitian ini yaitu VGG16 Berikut listing source code dan inisialisasi parameter-parameter pada model yang akan dibangun dapat dilihat pada tabel 1 Source code tahapan Inisiasi Model CNN Transfer Learning.

Tabel 1. Source code Inisiasi Model CNN Transfer Learning

No.	Source code
1	<pre>from tensorflow import keras base_model = keras.applications.VGG16(weights='imagenet', input_shape=(224,224, 3), include_top=False) base_model.trainable =False</pre>
2	<pre>from google.colab import drive drive.mount('/content/gdrive')</pre>
3	<pre>train_data_dir = '/content/gdrive/My Drive/Colab Notebooks/ds_v2/train' validation_data_dir = '/content/gdrive/My Drive/Colab Notebooks/ds_v2/test'</pre>
4	<pre>import tensorflow as tf import ImageDataGenerator from keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator datagen = ImageDataGenerator(samplewise_center=False, horizontal_flip=True, vertical_flip=False, rotation_range=5, shear_range=0.01, fill_mode='nearest', zoom_range=0.10) train_it = datagen.flow_from_directory(train_data_dir, target_size=(224, 224), #batch_size = 10, color_mode = 'rgb', class_mode = "categorical") valid_it = datagen.flow_from_directory(validation_data_dir, target_size=(224, 224), #batch_size = 10, color_mode = 'rgb', class_mode = "categorical")</pre>

3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Pelatihan Model dan Klasifikasi

Pelatihan model dilakukan dengan menggunakan dataset citra daun anggur sebagai input ke dalam arsitektur model VGG16, input parameter pada arsitektur model yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 2. skenario parameter pengujian.

Tabel 2. Skenario parameter pengujian

Data parameter	Deskripsi Parameter
Optimization	RMSProp
Batch size	16
Learning rate	0.001
Shape input, Channel	224,224,3
Activaton	Softmax
Epoch	25
Step per epoch	15

Tabel skenario parameter pengujian berisi informasi parameter apa saja yang diatur dalam penelitian ini. Dalam prosesnya setiap skenario akan ditentukan inputan parameter - parameter modelnya yang ditulis dalam bahasa pemrograman python dengan tools Google Collaboratory serta library-library machine learning lainnya

3.2 Pengujian Transfer Learning VGG16

Penulis membangun model dengan dataset yang telah disiapkan sebelumnya seperti pada penjelasan data preprocessing, kemudian melakukan inisiasi parameter seperti pada pembahasan pengembangan model & pelatihan model, dengan melakukan setting model transfer learning menggunakan VGG 16. Berikut listing source code dan inialisasi parameter-parameter pada pengujian model VGG16 dibangun dapat dilihat pada tabel 3 Source code Tahapan Inisiasi Model VGG16.

Tabel 3. *listing code* Inisiasi model VGG16

No.	Source code
1	<pre>from tensorflow import keras base_model = keras.applications.VGG16(weights='imagenet', input_shape=(224,224, 3), include_top=False) base_model.trainable =False</pre>
2	<pre>from google.colab import drive drive.mount('/content/gdrive')</pre>
3	<pre>train_data_dir = '/content/gdrive/My Drive/Colab Notebooks/ds_v2/train' validation_data_dir = '/content/gdrive/My Drive/Colab Notebooks/ds_v2/test'</pre>
4	<pre>inputs = keras.Input(shape=(224,224, 3)) x = base_model(inputs, training=False) # Tambah pooling layer atau flatten layer x = keras.layers.GlobalAveragePooling2D()(x) # Tambah Final Dense Layer outputs = keras.layers.Dense(3, activation = 'softmax') (x) # Gabung Input dan Output untuk membuat Model model = keras.Model(inputs=inputs, outputs=outputs)</pre>
5	<pre>base_model.trainable=False #Compile Model dengan low Learning Rate model.compile(optimizer=keras.optimizers.RMSprop(learning_rate=0.001), loss = 'categorical_crossentropy', metrics = ['acc']) model.summary()</pre>
6	<pre>history=model.fit(train_it,steps_per_epoch=15,epochs=10,validation_data=v alid_it)</pre>

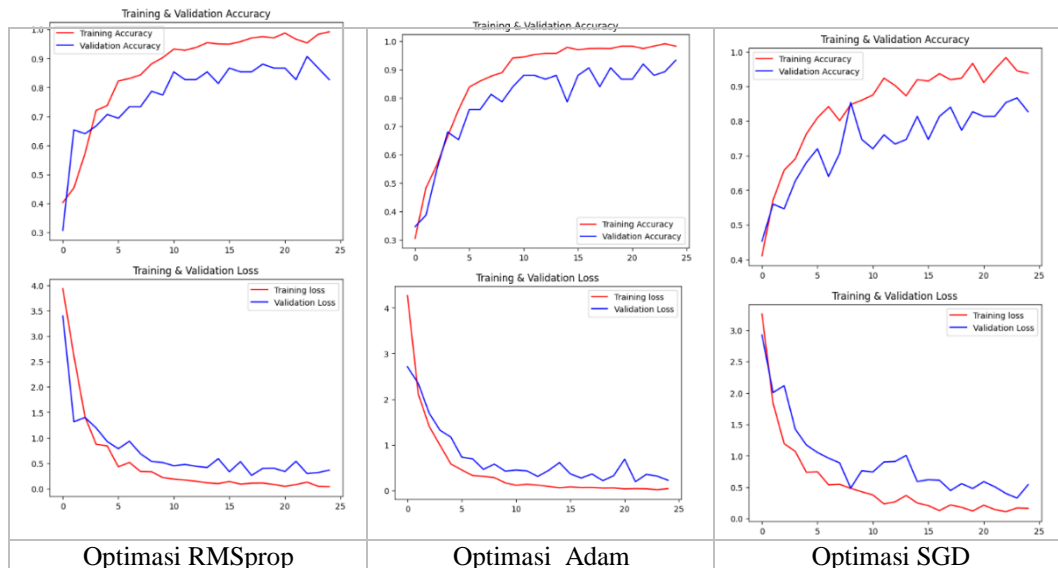
3.2.1 Hasil & Evaluasi

Penulis melakukan percobaan pengujian dengan menggunakan parameter & model transfer learning yang sama tapi menggunakan metode optimasi yang berbeda, ukuran citra yang diujikan pada model ini adalah ukuran 224x224 piksel dengan jumlah *epoch* pada percobaan ini adalah 25 dengan ukuran *batch size* sebesar 16, nilai *learning rate* 0.001 dan *step per epoch* 15. Berikut hasil pengujian yang dilakukan pada penelitian ini dapat dilihat pada tabel 4. Perbandingan akurasi validasi dan lost validasi loss model VGG16 berdasarkan metode optimasi.

Tabel 4. Perbandingan akurasi validasi dan lost validasi model VGG16 berdasarkan metode optimasi

Optimizer	Akurasi		Loss	
	training	validasi	training	validasi
RMSProp	0,9900	0,9067	0,0220	0,2736
Adam	0,9700	0,8933	0,0596	0,4008
SGD	0,9333	0,8000	0,1118	0,6318

Berikut ini grafik hasil pengujian dapat dilihat pada gambar 4.



Gambar 4. Grafik akurasi pelatihan dan loss untuk beragam metode optimasi

4 Kesimpulan

Penelitian ini menggunakan model transfer learning VGG16 dengan membandingkan 3 metode optimasi yaitu RMSProp, Adam, dan SGD pada penggunaan arsitektur transfer learning dalam identifikasi varian anggur menggunakan daun. Model arsitektur yang digunakan dilatih dan dievaluasi, sebanyak 25 epoch pelatihan dilakukan.

Kami memahami bahwa jumlah dataset yang digunakan sangat minim yaitu 25 buah untuk setiap varian Anggur sehingga pada data preprocessing digunakan augmentasi data, dari percobaan yang dilakukan dengan augmentasi data dapat meningkatkan hasil akurasi sebesar 17% dan menurunkan nilai loss sebesar 63%.

Hasil pengujian model transfer learning VGG16 dengan menggunakan metode optimasi RMSProp menghasilkan validation accuracy akurasi sebesar 0.9067 (90.67%) dengan nilai loss validation 0.2736 (27.36%). sedangkan untuk nilai akurasi terendah menggunakan optimasi SGD dengan nilai akurasi 80% dan nilai loss 63,18%. Untuk nilai akurasinya memiliki selisih kenaikan 13 % dan nilai loss mengalami penurunan 57%

5 Referensi

- [1] Xia, E. Q., Deng, G. F., Guo, Y. J., & Li, H. Bin. (2010). Biological activities of polyphenols from grapes. *International Journal of Molecular Sciences*, 11(2), 622–646. <https://doi.org/10.3390/ijms11020622>
- [2] Maul, E., Töpfer, R., Institut, J. K., & Geilweilerhof, R. (2015). *Vitis International Variety Catalogue (V IVC)*: A cultivar database referenced by genetic profiles and morphology. 01009, 0–5. <https://doi.org/10.1051/bioconf/20150501009>
- [3] Liputan6.com. (2020). Anggur hingga Jeruk Jadi Penyumbang Defisit Dagang Indonesia Terbesar. In *liputan6.com*. <https://www.liputan6.com/bisnis/read/4327331/>
- [4] Putra, W. (2023). Sukses Budi Daya Bibit Anggur Impor di Lahan Sempit ala Warga Bandung. In *detikjabar*. <https://www.detik.com/jabar/berita/d-6187217/sukses-budi-dayabibit-anggur-impor-di-lahan-sempit-ala-warga-bandung>
- [5] Koklu, M., Unlersen, M. F., Ozkan, I. A., Aslan, M. F., & Sabanci, K. (2022). A CNN SVM study based on selected deep features for grapevine leaves classification. *Measurement*, 188, 110425. <https://doi.org/10.1016/J.MEASUREMENT.2021.110425>
- [6] Nasiri, A., Taheri-Garavand, A., Fanourakis, D., Zhang, Y.-D., & Nikoloudakis, N. (2021). Automated Grapevine Cultivar Identification via Leaf Imaging and Deep Convolutional Neural

- Networks: A Proof-of-Concept Study Employing Primary Iranian Varieties. *Plants*, 10(8), 1628. <https://doi.org/10.3390/plants10081628>
- [7] Perlindungan, I., & Risnawati. (2020). Pengenalan Tanaman Cabai Dengan Teknik Klasifikasi Menggunakan Metode CNN. *Seminar Nasional Mahasiswa Ilmu Komputer Dan Aplikasinya (SENAMIKA)*, 15–22.
- [8] Saputro, A., Mu'min, S., Lutfi, M., & Putri, H. (2022). DEEP TRANSFER LEARNING DENGAN MODEL ARSITEKTUR VGG16 UNTUK KLASIFIKASI JENIS VARIETAS TANAMAN LENGKENG BERDASARKAN CITRA DAUN. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 6(2), 609–614. <https://doi.org/10.36040/jati.v6i2.5456>
- [9] Wonohadidjojo, D. M. (2021). Perbandingan Convolutional Neural Network pada Transfer Learning Method untuk Mengklasifikasikan Sel Darah Putih. *Ultimatics: Jurnal Teknik Informatika*, 13(1), 51–57. <https://doi.org/10.31937/ti.v13i1.2040>
- [10] Falahkhi, B., Achmal, E. F., Rizaldi, M., & Rizki, R. (2022). Perbandingan Model AlexNet dan ResNet dalam Klasifikasi Citra Bunga Memanfaatkan Transfer Learning Comparison of AlexNet and ResNet Models in Flower Image Classification Utilizing Transfer Learning. *Jurnal Ilmu Komputer Agri Informatika*, 9(Kew 2016), 70–78.
- [11] Wu, Z., Shen, C., & Hengel, A. (2016). Wider or Deeper: Revisiting the ResNet Model for Visual Recognition. *Pattern Recognition*, 90. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.01.006>
- [12] D. Hidayat, “Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Bentuk Dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN),” *INTECOMS*, vol. 5, no. 1, pp. 98–103, Jun. 2022, doi: 10.31539/intecom.v5i1.3401.
- [13] A., T., M., R., V., S., & B., S. (2019). Grapes Leaf Disease Detection using Convolutional Neural Network. *International Journal of Computer Applications*, 178(20), 7–11. <https://doi.org/10.5120/ijca2019918982>
- [14] Hakiky, R. M., Hikmah, N., & Ariyanti, D. (2021). Klasifikasi Jenis Pohon Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Backpropagation. *Jurnal Informatika Upgris*, 6(2). <https://doi.org/10.26877/jiu.v6i2.6645>
- [15] Setiawan, W. (2020). Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus. *Jurnal Simantec*, 7(2), 48–53. <https://doi.org/10.21107/simantec.v7i2.6551>
- [16] Torrey, L. and Shavlik, J. (2010) Transfer Learning. In: *Handbook of Research on Machine Learning Applications and Trends: Algorithms, Methods, and Techniques*, IGI Global, Hershey, 242-264. <https://doi.org/10.4018/978-1-60566-766-9.ch011>
- [17] Rizki, A. M., & Marina, N. (2020). Klasifikasi kerusakan bangunan sekolah menggunakan metode convolutional neural network dengan pre-trained model VGG-16. *Jurnal Ilmiah Teknologi DanRekayasa*, 24(3), 197–206.
- [18] K. Simonyan and A. Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition.” *arXiv*, Apr. 10, 2015. Accessed: Dec. 08, 2023. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1409.1556>
- [19] Moh. A. Hasan, Y. Riyanto, and D. Riana, “Grape leaf image disease classification using CNN-VGG16 model,” *J. Teknol. dan Sist. Komput*, vol. 9, no. 4, pp. 218–223, Oct. 2021, doi: 10.14710/jtsiskom.2021.14013.
- [20] S. Adiningsi, Erni Albakia and Rizal Adi Saputra, “Identifikasi Jenis Daun Tanaman Obat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN) Dengan Model VGG16,” *JIP*, vol. 9, no. 4, pp. 451–460, Aug. 2023, doi: 10.33795/jip.v9i4.1420.