

Convolutional Neural Network Pada Identifikasi Varian Tanaman Anggur Menggunakan Resnet-50

Muhammad Ali Nur Hidayat¹, Kusrini², Hanafi³

^{1,2,3} Program Magister Program Pendidikan jarak Jauh, Universitas AMIKOM, Yogyakarta
e-mail: ¹m.ali.nur.hidayat@students.amikom.ac.id, ²kusrini@amikom.ac.id,
³hanafi@amikom.ac.id.

Abstrak

Identifikasi varian tanaman anggur sangat penting dilakukan, sebagai tahap awal untuk mengetahui kevalidan bibit anggur yang ditanam. Varian tanaman anggur dapat dibedakan setelah pohon anggur berbuah, namun cara ini membutuhkan waktu 8 bulan sampai 2 tahun dari tanam tergantung perawatan yang dilakukan. cara kedua yang paling cepat adalah dengan melihat dari bentuk daun anggur, namun cara ini hanya bisa dilakukan oleh orang yang sudah ahli dalam mengenali varian / jenis anggur, sedangkan orang awam pasti susah untuk membedakannya varian anggur dari bentuk daun. Penelitian ini akan menggunakan metode CNN Restnet-50 untuk mengidentifikasi varian tanaman anggur berdasarkan citra daun anggur. Data citra daun anggur yang digunakan berjumlah 150 dengan 3 varian anggur yang terdiri 50 daun Nizina, 50 daun Jupiter dan 50 daun Isabella. data citra daun anggur diubah ukurannya dalam piksel, menghapus background, augmentasi data. Sistem menghasilkan tingkat akurasi training 86 % sedangkan akurasi validasi terbaik adalah 91%.

Kata kunci : *identifikasi varian anggur, CNN, Resnet-50, RMSprop*

Abstract

Identification of grape plant variants is very important, as an initial step to determine the validity of planted grape seeds. Grape variants can be distinguished after the vine bears fruit, but this method takes 8 months to 2 years from planting depending on the care taken. the second fastest way is to look at the shape of the grape leaves, but this method can only be done by people who are experts in recognizing the variants/types of grapes, while ordinary people will find it difficult to tell the variants of the grapes from the shape of the leaves. This study will use the CNN Restnet-50 method to identify grapevine variants based on grape leaf images. There are 150 grape leaf image data used with 3 grape variants consisting of 50 Nizina leaves, 50 Jupiter leaves and 50 Isabella leaves. grape leaf image data resized in pixels, remove background, data augmentation. The system produces a training accuracy rate of 86% while the best validation accuracy is 91%..

Keywords : *Grapes variant identification, CNN, Resnet-50, RMSprop*

1. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang Masalah

Buah anggur banyak digemari masyarakat indonesia, rasanya yang manis dan mengandung nutrisi tinggi membuat buah ini banyak disukai oleh anak - anak sampai orang dewasa. Anggur mempunyai nilai gizi yang baik seperti vitamin, mineral, karbohidrat dan senyawa fitokimia. Polifenol dari buah anggur mempunyai efek yang menguntungkan yaitu

dapat menghambat penyakit seperti penyakit jantung, kanker, mengurangi oksidasi plasma dan memperlambat penuaan. Selain itu anggur juga mempunyai efek antioksidan, antikanker, antiinflamasi, anti aging dan antimikroba (Xia et al., 2010).

Berdasarkan data yang bersumber dari *Vitis International Variety Catalogue* (VIVC) terdapat 15.000 data varietas anggur yang dikumpulkan (Maul et al., 2015). Anggur meja / *table grape* yang banyak kita jumpai di toko buah atau swalayan seperti Red Globe, Black Sapphire (Moondrop), Timpson Green Seedless dan New Shine Muscat adalah varian anggur yang diimpor oleh negara Indonesia untuk mencukupi kebutuhan buah dalam negeri. Komoditi buah anggur termasuk dalam 4 Jenis buah import penyumbang defisit perdagangan selain apel, jeruk dan pir (Liputan6.com, 2020). Padahal sudah banyak varian anggur impor yang sudah dapat berbuah dan beradaptasi dengan baik di iklim Indonesia, hal ini dapat menjadi peluang kedepan untuk pengembangan perkebunan varian anggur impor di Indonesia agar dapat memenuhi kebutuhan konsumsi anggur meja dalam negeri (Putra, 2023).

Banyaknya varian tanaman anggur terkadang membuat penghobi tanaman anggur pemula / calon petani anggur yang masih awam belum dapat membedakan varian yang di tanam / dibeli sampai tanaman anggur berbuah di usia 8 bulan - 2 tahun, padahal mengetahui varian tanaman anggur sejak awal tanam sangat penting untuk pengembangan tanaman buah anggur di Indonesia, karena masing-masing varian memiliki karakteristik dan ketahanan terhadap penyakit yang berbeda di setiap daerah di Indonesia. Pada beberapa spesies anggur, daun anggur lebih mahal daripada buahnya. Varietas anggur memiliki daun yang menunjukkan karakteristik yang sangat berbeda dalam hal kriteria seperti bentuk, ketebalan, kehalusan (Koklu et al., 2022). Amilografi adalah ilmu (juga disebut seni) identifikasi dan klasifikasi varietas atau kultivar (varietas yang dibudidayakan) berdasarkan ciri morfologi daun, pucuk, dan buah (Nasiri et al., 2021). Namun ilmu amilografi hanya bisa dilakukan orang yang telah mahir dan membutuhkan bertahun-tahun studi dan praktek. Untuk alasan ini, sangat sulit mengklasifikasikan varian anggur dari daun anggur bagi orang awam, maka hal yang paling mungkin dilakukan adalah dengan memanfaatkan teknologi kecerdasan buatan dengan model *deep learning* guna membantu para petani untuk mengetahui varian tanaman anggur yang ditanam.

Convolutional Neural Network (CNN) adalah kelas khusus dalam *deep learning*, ini telah dikaitkan dengan efisiensi yang sangat baik dalam deteksi objek, segmentasi gambar, dan pengenalan pola. Dengan metode *Convolutional Neural Network* ini para peneliti secara empiris telah terbukti mampu mengklasifikasikan varian tanaman menggunakan citra dengan baik seperti yang dilakukan Ilyas Perlindungan dkk (Perlindungan & Risnawati, 2020), dalam penelitiannya dengan menerapkan model *Deep CNN* untuk mengklasifikasikan jenis tanaman cabai menggunakan daun dengan tingkat akurasi deteksi tertinggi sebanyak 80%. Penelitian serupa juga telah dilakukan oleh Arief Saputro dkk (Saputro et al., 2022), menggunakan metode *Convolutional Neural Network Transfer learning* VGG16 untuk mengklasifikasikan jenis tanaman kelengkeng menggunakan daun menghasilkan akurasi terbaik 79% dan validasi 82%. Pada penelitian sebelumnya Arsitektur RestNet-50 memiliki hasil akurasi yang lebih tinggi jika dibandingkan arsitektur *transfer learning* lainnya seperti penelitian (Wonohadidjojo, 2021) mengklasifikasi sel darah putih dengan arsitektur RestNet50 memiliki hasil akurasi lebih tinggi dibandingkan VGG-16, GoogleNet dan AlexNet. Penelitian serupa lain oleh Bana Falahki dkk. (Falahkhi et al., 2022) melakukan Klasifikasi Citra Bunga menggunakan arsitektur RestNet 50 dan AlexNet dengan hasil akurasi 87% untuk AlexNet dan 96% untuk RestNet.

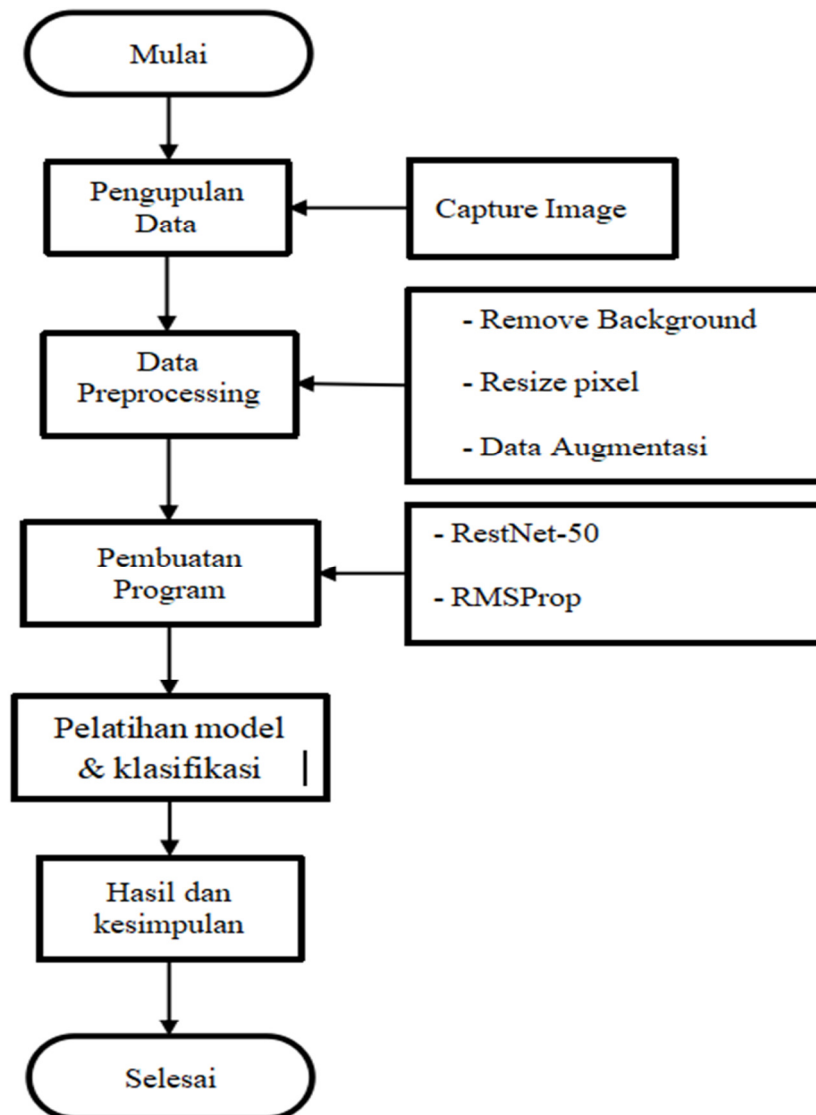
Berdasarkan studi literatur yang telah dilakukan pada beberapa kasus dan permasalahan diatas penulis mengusulkan sistem identifikasi varian tanaman anggur berdasarkan daun menggunakan metode *transfer learning* yaitu ResNet50.

2. METODE PENELITIAN

Dalam Penelitian ini dibagi menjadi 5 tahap utama, yaitu tahap pengumpulan data, tahap data preprocessing, tahap pembuatan program, tahap pelatihan model & klasifikasi, Hasil dan kesimpulan. Algoritma yang digunakan adalah CNN dengan arsitektur ResNet-50 dengan algoritma fungsi optimasi menggunakan RMSprop.

2.1 Alur Penelitian

Pada penelitian ini, terdiri dari lima tahap utama, alur penelitian digambarkan pada gambar 1 sebagai berikut:



Gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

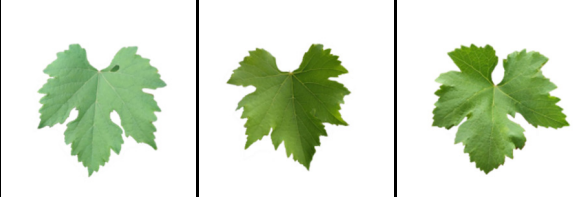


Berikut ini penjelasan gambar 1. Flowchart Alur Penelitian

1. Pengumpulan Data
Tahap pengumpulan data bertujuan mendapatkan dataset untuk penelitian, tahap pengumpulan data dilakukan dengan cara observasi lapangan.
2. Data Preprocessing
Data preprocessing adalah tahap pengolahan data citra daun anggur yang telah didapatkan dari tahap pertama yang bertujuan meningkatkan kualitas dataset & pengelompokan kelas.
3. Pembuatan Program
Tahap pembuatan program bertujuan membuat model algoritma yang digunakan dalam penelitian, tahap ini dilakukan augmentasi data, memanggil library model arsitektur algoritma, melakukan setting parameter dataset & skenario pengujian.
4. Pelatihan model & klasifikasi
Tahap ini dilakukan proses training dataset dan klasifikasi objek sesuai dengan kelasnya sehingga didapatkan hasil dari pengujian dan model learning baru
5. Hasil dan Kesimpulan
Setelah semua skenario pengujian pada tahap 4 selesai dilaksanakan, kemudian didapatkan hasil dan penarikan kesimpulan penelitian.

2.2 Metode Pengumpulan Data

Metode 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 varian tanaman anggur yaitu varian nizina, jupiter & isabella dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Dataset penelitian

No	Kelas	Gambar 1	Gambar 2	Gambar 3	Jumlah
1	Nizina				50 Daun
2	Jupiter				50 Daun
3	Isabella				50 Daun

2.3 Metode Analisis Data

Sebelum melakukan analisis data, pada tahap awal data citra ber-ektensi (.jpg) yang didapatkan dari lapangan yang berukuran besar diperkecil (*resize*) menjadi ukuran 400 x 400 pixel, data citra tersebut kemudian di edit untuk menghilangkan background dan dikelompokkan berdasarkan kategori / kelas.

Data yang telah dilakukan preprocessing kemudian dipisah 80 % untuk data *training* dan 20 % untuk data *testing* setiap kategori / kelas. Dataset kemudian diklasifikasi menggunakan algoritma transfer learning ResNet-50 untuk mendapatkan hasil performa Algoritma CNN Transfer Learning Resnet-50 terhadap identifikasi varian anggur menggunakan citra daun anggur, dalam pengujian digunakan metode fungsi optimasi RMSProp untuk meningkatkan proses pembelajaran pada sistem.

2.4 Model ResNet -50

Arsitektur *Artificial Deep Neural Network* (DNN) yang sangat sukses adalah *Residual Network* (ResNet) dan keluarganya (ResNet-18, ResNet-50, ResNet-152 juga ResNext). Fitur utama dari arsitektur ResNet adalah untuk menghindari masalah gradien menghilang. Masalah ini terjadi di jaringan yang sangat dalam karena fungsi kerugian diturunkan untuk menemukan bobot yang sesuai. Dalam pembelajaran mendalam, perkalian berulang menyebabkan gradien menurun hingga menghilang seiring bertambahnya jumlah lapisan. Selain itu, melatih jaringan syaraf dalam dengan banyak parameter membutuhkan tingkat pembelajaran yang signifikan (Wu et al., 2016). ResNet menawarkan koneksi instan identitas yang melewati banyak lapisan dan menggunakan fungsi aktivasi dari lapisan sebelumnya. Gagasan seperti itu memungkinkan kita merancang DNN buatan dengan banyak lapisan dan tidak khawatir tentang masalah gradien yang hilang. Untuk tujuan ini, arsitektur modular dikembangkan yang menumpuk blok residu dengan pemetaan identitas. Persamaan 4 dihitung di blok yang tersisa:

$$x_{l+1} = x_l + (x_l \cdot W_l) \quad (1)$$

x_l dan x_{l+1} adalah masukan dan keluaran dari blok sisa ke- l . W_l adalah himpunan bobot dan $F(x_l \cdot W_l)$ adalah fungsi sisa. Persamaan 5 dapat diterapkan dengan "koneksi langsung" dengan pemetaan identitas dan melewati satu atau lebih lapisan. masalah ini diulang untuk setiap blok L yang tersisa untuk mendapatkan:

$$x_L = x_l + \sum_{i=1}^{L-1} (x_i \cdot W_i) \quad (2)$$

Dari gradien fungsi *loss*, lapisan gradien tidak hilang jika bobotnya sangat kecil. Namun oleh karena itu, masih belum ada informasi tentang letak bagian-bagian objek tersebut.

2.5 Fungsi Optimasi

Fungsi optimisasi adalah fungsi yang digunakan untuk meningkatkan pembelajaran suatu sistem. Setiap algoritma pengoptimalan menggunakan nilai learning rate tertentu yang menentukan kemampuan sistem untuk belajar dengan cepat atau lambat. Optimasi Root Mean Square Propagation (RMSprop) digunakan dalam penelitian ini. RMSprop adalah varian AdaGrad yang bekerja lebih baik dalam pengaturan non-convex dengan mengonversi gradien berkerumun menjadi rata-rata pergerakan berbobot eksponensial. Tingkat pembelajaran normal SGD adalah 0,001. Berikut perhitungan update RMSprop pada Persamaan (3), (4) dan (5)

$$r = \rho r + (1 - \rho) \odot g \quad (3)$$

$$\Delta\theta = -\frac{\alpha}{\delta + \sqrt{r}} \odot g \quad (4)$$

$$\theta = \theta + \Delta\theta \quad (5)$$

di mana r adalah gradien kuadrat terakumulasi, ρ adalah laju peluruhan, $\Delta\theta$ adalah pembaruan perhitungan, α adalah laju pembelajaran, δ adalah konstanta dengan nilai 10^{-7} dan θ adalah parameter awal.

2.6 Pengujian Sistem

Untuk mendapatkan model sistem yang terbaik, diperlukan parameter eksperimen sebagai tolak ukur dari masing-masing model. Parameter kinerja yang digunakan dalam penelitian ini adalah akurasi dan loss.

1. Akurasi

Akurasi merupakan salah satu parameter uji yang menentukan kelayakan sistem dalam identifikasi varian anggur. Akurasi (A) dapat dihitung dengan menggunakan persamaan (6).

$$A = \frac{b}{n} \times 100\% \quad (6)$$

di mana A adalah persentase yang benar, b adalah jumlah data yang diklasifikasikan dengan benar, dan n adalah jumlah total data.

2. Loss

Loss adalah parameter uji yang digunakan untuk memperhitungkan data yang tidak teramati (loss) selama proses pelatihan dan pengujian. Kerugian lintas entropi kategorikal jarang digunakan dalam penelitian ini. Secara matematis, perhitungan loss dapat dituliskan dalam persamaan (7).

$$L(\theta) = -\sum_{i=1}^k y_i \log(\hat{y}_i) \quad (7)$$

di mana $L(\theta)$ adalah loss, y_i adalah jumlah data yang terdeteksi dengan benar, dan \hat{y}_i adalah jumlah data yang terdeteksi.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

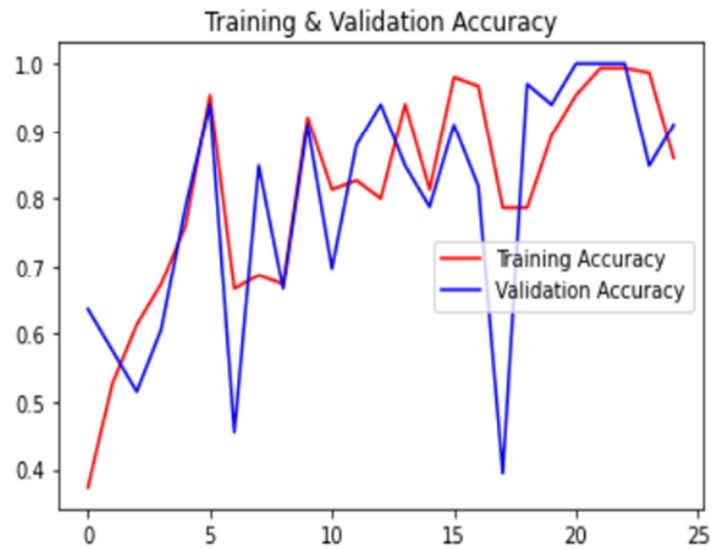
Pada pengujian penelitian ini digunakan laptop Lenovo dengan spesifikasi core i5 gen 11, ram 16gb, ssd 512gb dan sistem operasi Windows 11 Home serta menggunakan tools bantu google colab untuk implementasi dari program. Berikut tabel implementasi dan hasil penelitian setelah dilakukan training dan validasi dengan menggunakan arsitektur model Transfer Learning ResNet 50. Skenario pengujian dan hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 2 dan 3.

Tabel 2. Parameter Skenario Pengujian

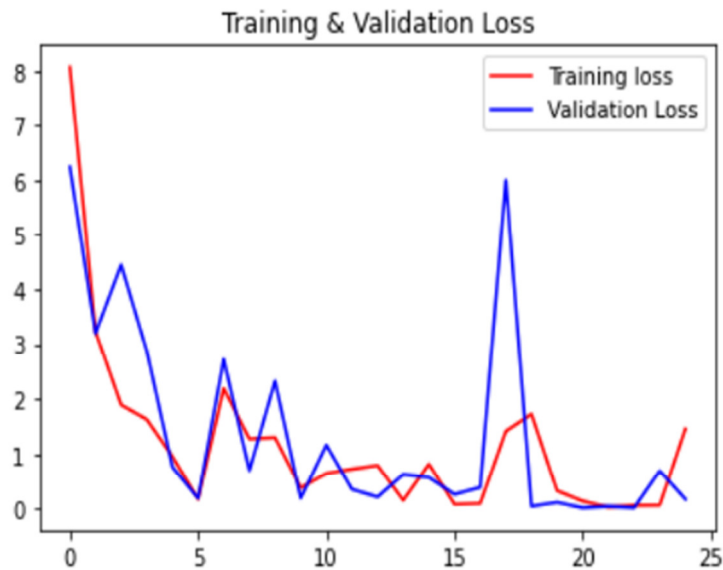
Nama	Parameter
Optimization	RMSprop
Batch size	32
Shape input	224,224,3
Learning rate	0.001
Activation	Softmax
Epoch	25
Steps_per_epoch	5

Tabel 3. Hasil Pengujian Akurasi dan Error

Rate	0.001	
Data	Training	Validasi
Akurasi	86 %	91 %
Error	0.26	0.17



Gambar 2. Grafik Hasil Akurasi



Gambar 3. Grafik Hasil Error Rate

Berdasarkan hasil gambar 2 dan 3 serta tabel 3 dapat disimpulkan bahwa menggunakan *transfer learning* model ResNet 50 dengan epoch 25, fungsi optimasi yang digunakan adalah RMSprop dengan learning rate 0.001 serta aktivasi parameter adalah softmax. Dataset training berjumlah 150 data citra daun anggur yang terdiri 50 daun Nizina, 50 daun Jupiter dan 50 daun Isabella sedangkan dataset testing berjumlah 33 data citra daun anggur terdiri 11 daun Nizina, 11 daun Jupiter dan 11 daun Isabella. target size yang digunakan adalah 224x224x3 menghasilkan tingkat akurasi training 86 % sedangkan akurasi validasi terbaik adalah 91%. Dari perbandingan tersebut dapat disimpulkan bahwa jumlah epoch berpengaruh terhadap tingkat akurasi, selain itu juga semakin banyak epoch yang digunakan maka semakin tinggi tingkat akurasi yang didapatkan.

4. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan sistem deteksi varian anggur menggunakan metode CNN dengan arsitektur ResNet-50 berdasarkan hasil pengujian dengan Platform google colab menghasilkan tingkat akurasi terbaik 86% dan validasi 91% serta error dari masing-masing proses training dan validasi yaitu 0.26 dan 0.17.

5. SARAN

Untuk penelitian selanjutnya dapat ditambahkan dataset kelas varian anggur yang lebih banyak agar sistem identifikasi varian anggur dapat lebih banyak mengenali varian anggur, skenario pengujian juga bisa ditambahkan untuk menambah gambaran pengujian yang lebih lengkap seperti menggunakan algoritma transfer learning lainya dan penggunaan fungsi optimasi yang berbeda.

DAFTAR PUSTAKA

- [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/anggur-hingga-jeruk-jadi-penyumbang-defisit-dagang-indonesia-terbesar>
- [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-daya-bibit-anggur-impor-di-lahan-sempit-ala-warga-bandung>
- [5] Koklu, M., Unlarsen, 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/intecomsv5i1.3401.
- [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] Hidayat, D. (2022). *Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Bentuk dan Tekstur Daun Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)*. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, 5(1), 98–103. <https://doi.org/10.31539/intecomsv5i1.3401>
- [16] 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>