

Klasifikasi Penyakit Daun Anggur dengan Menggunakan Convolutional Neural Network dan Transfer Learning dari VGG16

Adithya Kusuma Whardana¹, Deni Febriyanto², Moza Jagad Katanka³, Nayla Andina Oktavia⁴, Tamara Desta Loria⁵

Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Teknologi, Universitas Tanri Abeng, Jakarta, Indonesia^{1,2,3,4,}

adithya@tau.ac.id¹, deni.febriyanto@student.tau.ac.id², mozajagad.katanka@student.tau.ac.id³, nayla.andina@student.tau.ac.id⁴, tamara.desta@student.tau.ac.id⁵

Diterima : 03 Januari 2024

Disetujui : 01 Februari 2024

Abstrak—Anggur sebagai salah satu jenis buah daerah subtropis, yang telah terbukti mampu beradaptasi dengan baik di berbagai wilayah Indonesia. Akan tetapi, produktivitas tanaman anggur dapat terpengaruh pada jenis penyakit yang terdapat pada daun anggur. Deteksi dini dan klasifikasi penyakit daun merupakan kunci dalam upaya mengurangi dampak negatif penyakit tersebut terhadap hasil panen. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi penyakit daun anggur yang efisien dengan menggunakan Model VGG16 yang akan melatih dataset daun anggur tersebut. Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) digunakan untuk mengklasifikasikan data selanjutnya. Dataset yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 4.062 gambar daun anggur yang terbagi dalam 3 kategori penyakit yang terdapat dalam daun anggur yaitu Busuk Hitam, Campak Hitam dan Hawar Daun (Bercak Daun Isariopsis). Hasil yang diperoleh dari penggunaan metode VGG 16 yaitu 98% untuk data training dan 92% untuk data validasi.

Kata kunci—*Classification, Convolutional Neural Networks (CNN), Machine Learning, Plant Disease Detection, Transfer Learning, VGG – 16*

I. PENDAHULUAN

Anggur merupakan salah satu jenis buah yang berguna untuk mencegah berbagai penyakit bagi kesehatan karena buah anggur memiliki kandungan gizi yang berguna bagi tubuh. Pertumbuhan buah anggur masih banyak mengalami kegagalan yang dikarenakan adanya berbagai penyakit, terutama penyakit yang terdapat pada daun anggur. Proses identifikasi penyakit pada tanaman anggur yang dilakukan secara manual sering kali mengalami kegagalan dikarenakan hasil yang kurang akurat. Saat ini perkembangan teknologi bisa menjadi solusi, proses identifikasi dapat dilakukan secara otomatis guna melakukan proses pengenalan

objek dengan menggunakan sistem untuk mengumpulkan dan memproses data suatu gambar.

Proses pertumbuhan tanaman anggur yang baik atau tidak, dapat terlihat dari bentuk daunnya. Hal tersebut merupakan proses penting karena penyakit pada tanaman anggur dapat mempengaruhi tingkat pertumbuhan serta kualitas buah yang akan dihasilkan. Terdapat beberapa jenis-jenis penyakit pada daun anggur diantaranya, busuk hitam, campak hitam dan hawar daun (Bercak Daun Isariopsis). Kegagalan dalam proses pertumbuhan buah anggur dapat menyebabkan kerugian ekonomi pada pertanian

dan bidang industri. Klasifikasi penyakit daun anggur digunakan pada penelitian ini, untuk menentukan penyakit yang terdapat pada daun anggur. Dengan melakukan klasifikasi penyakit pada daun anggur, petani dapat mengidentifikasi secara tepat jenis penyakit yang terdapat pada tanaman anggur.

Penelitian ini bertujuan untuk memahami faktor penyebab dan melakukan pencegahan mengenai pertumbuhan anggur sehingga berkurangnya tingkat kegagalan panen yang dapat menyebabkan kerugian. Saat ini perkembangan teknologi bisa menjadi solusi, proses identifikasi dapat dilakukan secara otomatis guna melakukan proses pengenalan objek dengan menggunakan sistem untuk mengumpulkan dan memproses data suatu gambar. Proses segmentasi menggunakan HSV yang bertujuan untuk memisahkan objek kedalam seleksi berbagai warna yang berdasar pada rona, saturasi dan nilai. Thresholding digunakan untuk membentuk citra yang akan diubah menjadi hitam dan putih sehingga proses deteksi terhadap daun pada penyakit lebih mudah, langkah berikutnya, dengan menerapkan metode Convolutional Neural Network (CNN) yang memiliki kemampuan dalam memproses data untuk mengenal ciri pada citra dan menggunakan model VGG16 (Visual Geometry Group)-16 untuk menghasilkan prediksi citra yang dihasilkan.

II. METODE PENELITIAN

A. Model warna HSV

HSV adalah salah satu model warna yang mewakili pembentukan warna. Komponen dari model warna ini dalam ruang adalah rona, saturasi dan nilai. Model warna HSV meningkatkan kualitas grafik komputer. Roda warna HSV dibangun dengan lingkaran dan segitiga, lingkaran menutupi rona dan segitiga menutupi rona dengan saturasi pada sumbu horizontal di mana nilai berada dalam sumbu vertikal yang digunakan untuk memilih warna untuk gambar tertentu. Nilai atau Kecerahan dapat dipilih dari sumbu horizontal positif dari segitiga. Model HSV diwakili oleh sebuah kerucut. Nilai tikungan saturasi pada jari-jari kerucut dan nilainya adalah tinggi kerucut [1].

Berikut persamaan segmentasi HSV.

$$\begin{aligned} H &= \tan\left(\frac{3(G-B)}{(R-G)+(R-B)}\right) \\ S &= 1 - \frac{\min(R,G,B)}{v} \\ V &= \frac{R+G+B}{3} \end{aligned} \quad (1).$$

Hue dinyatakan sebagai sudut sekitar warna heksagon, yang dimana menggunakan sumbu merah sebagai 0° , value diukur sepanjang sumbu kerucut, $V=0$ di akhir sumbu adalah hitam. $V=1$ diujung sisi lain sumbu adalah putih yang terletak di dalam pusat dari heksagon, sehingga sumbu merepresentasikan bentuk warna gray.

B. Klasifikasi CNN

Klasifikasi CNN pada penelitian ini berguna untuk pembagian citra daun anggur. CNN termasuk pengelompokan gambar, pengenalan, objek, dan segmentasi. kemampuan dari metode ini dia bisa bekerja sendiri memperoleh atau menghasilkan suatu yang berpengaruh dari data citra.

C. VGG16

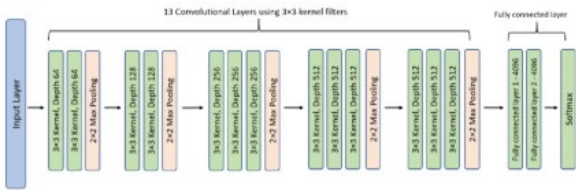
Arsitektur model VGG-16 memiliki 13 lapisan, dua lapisan yang terhubung penuh, dan satu pengklasifikasi SoftMax.

VGG16 merupakan jaringan 16 lapisan yang terdiri dari lapisan konvolusional dan terhubung sepenuhnya. Untuk mempermudah dalam proses klasifikasi maka digunakan lapisan konvolusional dengan menggunakan kernel 3×3 . Lapisan konvolusional pertama dan kedua terdiri dari 64 filter kernel fitur, dan ukuran filter 3×3 . Ketika gambar masukan (gambar RGB dengan kedalaman 3) diteruskan ke lapisan konvolusional pertama dan kedua, dimensinya diubah menjadi $224 \times 224 \times 64$ dan keluaran yang dihasilkan diteruskan ke lapisan pengumpulan maksimal pada langkah 2. Lapisan konvolusional ketiga dan keempat terdiri dari 124 fitur filter kernel dan ukuran filter 3×3 . Kedua lapisan ini diikuti oleh lapisan pengumpulan maksimal pada langkah 2, sehingga mengurangi keluaran yang dihasilkan menjadi $56 \times 56 \times 128$.

Lapisan ke-5, ke-6, dan ke-7 dari struktur ini adalah lapisan konvolusional dengan dimensi kernel 3×3 , masing-masing memanfaatkan 256 kartu. Setelah itu, terdapat lapisan penyatuan maksimal dengan langkah 2. Lapisan ke-8 hingga ke-13 terdiri dari dua set konvolusi dengan kernel 3×3 , yang keseluruhannya memiliki 512 kernel filter. Rangkaian lapisan konvolusional ini diikuti

oleh lapisan penggabungan maksimal dengan langkah 1. Sementara itu, lapisan ke-14 dan ke-15

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{jika } f(x,y) > T \\ 0 & \text{sebaliknya} \end{cases} \quad (2).$$



Gambar 1 : Gambar Model Arsitektur VGG-16

berperan sebagai lapisan tersembunyi yang terhubung penuh dengan 4096 unit, diikuti oleh lapisan keluaran softmax pada lapisan ke-16 dengan total 1000 unit [2].

D. Arsitektur CNN

Struktur utama CNN adalah lapisan konvolusi, lapisan penyatuan, lapisan aktivasi nonlinier, dan lapisan yang terhubung sepenuhnya. Umumnya, gambar diproses terlebih dahulu [8] dan kemudian dimasukkan ke dalam jaringan melalui lapisan input, diproses oleh beberapa lapisan yang diatur secara bergantian convolutional layer dan pooling layer, dan kemudian diklasifikasikan oleh fully connected layer. Dibandingkan dengan MLP, CNN menambahkan lapisan konvolusi yang sangat khas dan lapisan penyatuan. Dalam menghadapi lebih banyak piksel dan kumpulan data yang lebih besar, CNN akan memiliki kinerja yang luar biasa kinerja biaya dalam hal ukuran model dan kinerjanya akan lebih baik [3].

E. MobileNet V2

MobileNet adalah arsitektur pembelajaran mendalam yang berfokus pada platform seluler di mana sumber daya komputasi yang terbatas. Versi yang lebih baik, yang disebut MobileNet V2, kemudian diperkenalkan oleh Google dengan sedikit modifikasi pada versi aslinya. Dasar dari jaringan masih tetap sama, yaitu konvolusi yang dapat dipisahkan [4].

F. Thresholding

Penggunaan metode thresholding dalam segmentasi melibatkan penerapan nilai ambang batas T sebagai kriteria untuk menentukan apakah piksel tertentu harus diubah menjadi warna hitam atau putih. Biasanya, perhitungan ambang batas dilakukan dengan menggunakan rumus :

Dimana f merupakan hasil dari g merupakan hasil akhir dari segmentasi, dimana nilai 0 merupakan area hitam yang akan di segmentasi, bila $f > 1$ maka area itu adalah area putih yang akan di segmentasi atau sebaliknya.

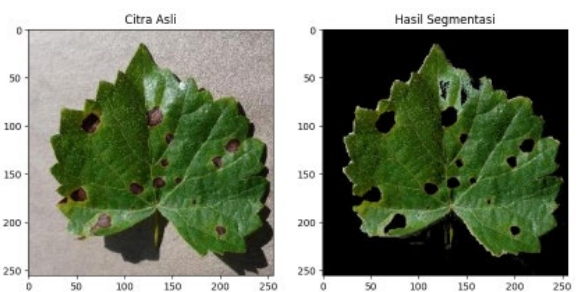
G. Transfer Learning

Transfer Learning adalah bagian dari teknik pembelajaran mesin yang menggunakan model terlatih untuk mengklasifikasikan kumpulan data baru, sehingga menghilangkan kebutuhan untuk melatih data dari awal.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Segmentasi

Segmentasi citra daun anggur menggunakan metode segmentasi *thresholding* dengan *preprocessing* merubah citra rgb ke citra HSV. Kedua metode tersebut digunakan bersamaan untuk membedakan gejala penyakit pada daun dengan warna *background* pada citra. Metode segmentasi HSV berfungsi untuk menentukan batas-batas warna yang sesuai dengan penyakit daun anggur, sedangkan *Thresholding* berfungsi untuk membuat *mask* yang akan diaplikasikan ke citra daun anggur, sehingga penyakit daun anggur dapat dikenali. [5]



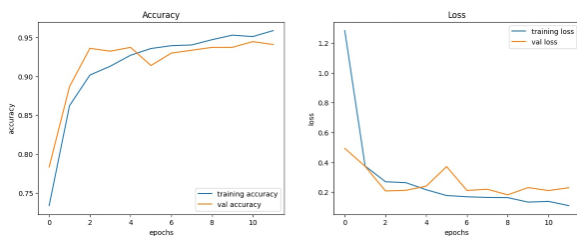
Gambar 2 : Contoh hasil segmentasi

B. Melakukan Transfer Learning pada Dataset

Proses *Transfer Learning* terjadi setelah proses segmentasi dilakukan. Proses ini dilakukan dengan *pretrained* model MobileNet V2. Model ini merupakan salah satu arsitektur CNN, dan digunakan karena memiliki latensi yang rendah sehingga cocok digunakan jika sumber daya komputasi terbatas.

C. Visualisasi Accuracy dan Loss

Setelah *Transfer Learning* selesai, dataset yang sudah dilatih akan dites untuk mengecek hasil akurasi. Apabila hasil akurasi masih kurang tinggi, maka dataset akan dilatih kembali.

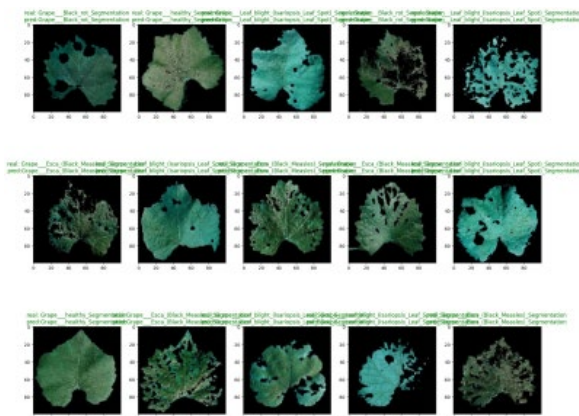


Gambar 3 :Grafik hasil akurasi dataset

Dari gambar di atas dapat diketahui akurasi *dataset* yang sudah dilatih.

D. Hasil Prediksi Model VGG16

Proses terakhir yang dilakukan adalah prediksi hasil citra *dataset* dengan menggunakan model VGG16. Model VGG16 akan membandingkan setiap citra daun apakah sehat atau terjangkit penyakit, dan penyakit tersebut berdasarkan hasil *training dataset*.



Gambar 4 :Hasil prediksi penyakit daun anggur

IV. KESIMPULAN

Penggunaan metode segmentasi HSV dan *Thresholding* digabungkan dengan metode *Transfer Learning* model VGG16 dan beberapa metode lainnya dapat membantu mengidentifikasi penyakit yang ada pada daun anggur dengan hasil akurasi yang cukup tinggi. Hasil penelitian ini dapat digunakan untuk membantu para petani buah anggur dalam mengidentifikasi penyakit pada daun anggur, serta penelitian ini dapat dikembangkan lebih lanjut untuk kedepannya.

V. REFERENCES

- [1] A. C. A. Prabhu Chakkaravarthy, "An Automatic Threshold Segmentation and Mining," *3DR EXPRESS*, vol. 10, no. 18, pp. 1-17, 2019.
- [2] A. Z. Karen Simonyan, "Very Deep ConvNets for Large-Scale Image Recognition," *ICLR*, pp. 1-28, 2014.
- [3] S. L. Q. B. J. Y. S. J. Y. M. Leiyu Chen, "Review of Image Classification Algorithms Based on," *Remote Sens*, vol. 13, no. 4712, pp. 1-51, 2021.
- [4] M. A. Z. M. M. S. N. A. M. K. N. A. M. Siti Zulaikha Muhammad Zaki, "Classification of Tomato Leaf Diseases using MobileNet V2," *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*, vol. 9, no. 2, pp. 290-296, 2020.
- [5] H. J. Fadlur Rochman, "implementasi transfer learning untuk identifikasi ordo tumbuhan melalui daun," *jurnal syntax admiration*, pp. 1-3, 2020.
- [6] S. Tammina, "Transfer learning using VGG-16 with Deep Convolutional Neural Network for Classifying Images," *International Journal of Scientific and Research Publications*, vol. 9, no. 10, pp. 143-150, 2019.
- [7] A. M. W. S. K. I. G. A. G. I Wayan Agus Heryanto, "Segmentasi Warna dengan Metode Thresholding," *Wahana Matematika dan Sains: Jurnal Matematika, Sains, dan Pembelajarannya*, pp. 3-4, 2020.
- [8] A. Q. J. L. A. M. J. G. Zhaohua Huang, "Grape Leaf Disease Detection and Classification Using Machine Learning" *IEEE*, pp. 3-7, 2020.
- [9] K. K. H. M. M. T. Khaing Zin Thet, "Grape Leaf Diseases Classification using Convolutional Neural Network," *IEEE*, 2020.
- [10] V. S. S. S. S. Nagaraju Y, "Apple and Grape Leaf Diseases Classification using Transfer

- Learning via Fine-tuned Classifier," *IEEE*, 2021.
- [11] R. S. V. S. L. A. K. C. C. P. K. N. U Sanath Rao, "Deep Learning Precision Farming: Grapes and Mango Leaf Disease Detection by Transfer Learning," *ICCSA*, 2021.
- [12] S. A. M. F. n. d. S. L. C. T. P. J. V. R. M. J. B.-C. Andre Silvar Aguiar, "Grape Bunch Detection at Different Growth Stages using Deep Learning Quantized Models," *MDPI*, 2021.
- [13] F. Islami, "Implementation of HSV-based Thresholding Method for Iris Detection," *Journal of Computer Networks, Architecture and High Performance Computing*, 2021.
- [14] S. M. A. A. K. B. P. D. N. H. T. S. P. Neha Yadav, "HSV Model-based Segmentation Driven facial Acne Detection using Deep Learning," *WILEY*, 2021.
- [15] L. L. Ken Ratri Retno Wardani, "Klasifikasi Penyakit pada Daun Anggur menggunakan Metode Convolutiona Neural Network," *Jurnal Tekno Insentif*, vol. 17, no. 2, pp. 112-126, 2023.