

IDENTIFIKASI PENYAKIT TUMBUHAN TOMAT DAN ANGGUR MENGGUNAKAN CNN DENGAN ARSITEKTUR VGG-16

Fadllin Fadlu Rahman¹⁾, Nunik Pratiwi^{*2)}

1. Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA, Indonesia
2. Universitas Muhammadiyah Prof. Dr. HAMKA, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Tomat; Anggur; Penyakit; *Convolutional Neural Network*; VGG-16

Keywords: *Tomato; Grape; Disease; Convolutional Neural Network; VGG-16*

Article history:

Received 13 October 2024
Revised 25 November 2024
Accepted 6 December 2025
Available online 1 March 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v10i1.5663>

* Corresponding author.

Nunik Pratiwi

E-mail address:

npratiwi@uhamka.ac.id

ABSTRAK

Tanaman tomat dan anggur dikenal sebagai tanaman yang populer di Indonesia. Mayoritas penyakit yang menyerang kedua tanaman ini dapat teridentifikasi melalui gejala yang muncul pada daunnya. Penelitian ini mengusulkan identifikasi penyakit tanaman tomat dan tanaman anggur menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur VGG-16 didalamnya dengan tujuan membantu masyarakat yang memiliki kedua tanaman tersebut agar dapat menganalisis penyakit dari tanaman anggur dan tanaman tomat. Hasil akurasi yang berhasil diperoleh dari penelitian ini dengan uji coba epoch sebanyak 100 menghasilkan akurasi sebesar 92% dari total sampel data sebanyak 8.764 yang merupakan gabungan dari penyakit tanaman anggur dan tanaman tomat. Penyakit tanaman anggur yang digunakan yaitu *black rot*, *esca*, *healthy*, dan *leaf blight*. Sedangkan penyakit tanaman tomat yang digunakan yaitu *bacteria spot*, *early blight*, *healthy*, *late blight*, *leaf mold*, *septoria leaf spot*, *spider mites*, *target spot*, *mosaic virus*, dan *yellow leaf curl virus*.

ABSTRACT

Tomato and grape are plants that are popular in Indonesia. Most of the diseases of these two plants can be seen on the leaves. This research proposes identifying diseases of tomato plants and grape plants using the Convolutional Neural Network algorithm with the VGG-16 architecture in it with the aim of helping people who have these two plants to be able to analyze diseases of grape plants and tomato plants. Accuracy results obtained from this research with 100 epoch trials resulted in an accuracy of 92% from a total dataset of 8.764 which was a combination of grape and tomato plant diseases. The grape plant diseases used are black rot, esca, healthy, and leaf blight. Meanwhile, the tomato plant diseases used are bacterial spot, early blight, healthy, late blight, leaf mold, septoria leaf spot, spider mites, target spot, mosaic virus, and yellow leaf curl virus.

I. PENDAHULUAN

SEKTOR pertanian, khususnya sawah, memiliki nilai serbaguna yang dibutuhkan dalam meningkatkan ketersediaan pangan, kesejahteraan untuk mereka yang bertani dan pelestarian lingkungan. Pertanian dengan program pedesaan yang berkesinambungan dapat terlaksana apabila sektor pertanian dengan nilai multifungsinya dapat mempengaruhi pertumbuhan ekonomi Indonesia. Pembangunan pertanian di Indonesia masih dianggap sebagai faktor terpenting dalam pembangunan ekonomi secara umum, terutama karena sektor pertanian merupakan penyelamat perekonomian nasional, karena pertumbuhannya yang semakin cepat, sementara pertumbuhan sektor lainnya negatif [1]. Fungsi daun dalam tanaman sangatlah vital, karena merupakan organ utama yang berperan dalam proses fotosintesis dan pertumbuhan. Ketika daun terinfeksi oleh penyakit, hal ini dapat membahayakan kelangsungan hidup tanaman secara keseluruhan. Penyakit tanaman, sebagai akibat dari serangan patogen, faktor yang signifikan dalam menentukan kualitas serta kuantitas hasil pertanian secara global adalah salah satu aspek yang memegang peranan utama, dalam konteks ini, berbagai variabel seperti kondisi iklim, teknologi pertanian yang digunakan, dan manajemen sumber daya menjadi faktor-faktor yang berperan dalam memengaruhi hasil pertanian secara keseluruhan, dampak dari penurunan kualitas dan kuantitas produk pertanian ini dapat berdampak luas pada ketersediaan pangan dan ekonomi global, serta menuntut perlunya upaya perlindungan dan pemeliharaan kelestarian lingkungan pertanian secara holistik [2].

Banyak para petani yang menanam tomat dikarenakan salah satu makanan yang dapat dikonsumsi langsung maupun menjadi makanan olahan. Hasil panen tomat di Kabupaten Sorong menunjukkan penurunan signifikan dari tahun 2017 ke tahun 2018, yang disebabkan oleh serangan penyakit seperti bulai dan bercak daun yang diinduksi oleh bakteri. Faktor-faktor seperti kondisi lingkungan, praktik pertanian, serta varietas tanaman juga dapat mempengaruhi tingkat serangan dan dampak penyakit tersebut terhadap hasil panen tomat [3]. Tanaman tomat mengalami serangkaian penyakit yang beragam, termasuk infeksi dari berbagai agen patogen seperti virus, bakteri, dan jamur. Sebagian besar penyakit pada tanaman tomat terfokus pada daun-daunnya, di mana kondisi lingkungan yang lembap dan berkembangnya patogen secara signifikan mempengaruhi keparahan dan penyebaran penyakit. Faktor-faktor seperti kelembaban udara, suhu, dan kualitas tanah juga memainkan peran penting dalam meningkatkan kerentanan tanaman tomat terhadap infeksi penyakit oleh karena itu, pemahaman mendalam tentang dinamika penyakit pada tanaman tomat penting untuk pengelolaan yang efektif dan pemeliharaan hasil pertanian yang optimal [4].

Tanaman anggur (*Genus vitis*) merupakan tanaman yang mampu berkembang dengan baik dalam beragam lokasi di Indonesia karena faktor kondisi tanah dan iklim yang mendukung, yang secara positif memengaruhi hasil produksi buah menjadi optimal. Sejak masuknya anggur ke Indonesia pada abad ke-19, pertumbuhan dan penyebarannya terus berkembang pesat. Tanaman ini ditandai dengan kemampuannya menghasilkan 15 hingga 300 tandan buah dengan variasi warna yang meliputi hitam, kuning, hijau, oranye, dan ungu. Secara global, lahan yang digunakan untuk pertanaman anggur mencapai sekitar 75.866-kilometer persegi, dengan sebagian besar digunakan untuk produksi anggur 71%, diikuti oleh buah segar 27% dan buah kering 2%. Fenomena ini menunjukkan peningkatan signifikan setiap tahunnya, dengan luas lahan pertanian anggur meningkat sekitar 2% setiap tahunnya [2]. Anggur, sebagai jenis tanaman pangan, memperlihatkan peran pentingnya dalam sektor pertanian dengan menjadi salah satu komoditas unggulan yang menonjol, dikarenakan nilai ekonominya yang tinggi. Hal ini menandakan bahwa budidaya anggur memiliki potensi besar dalam mendukung pertumbuhan ekonomi dan ketahanan pangan. Selain dijadikan sebagai buah segar yang lezat, anggur juga dapat diolah menjadi berbagai hidangan. Penelitian yang dilakukan pada objek sayuran, termasuk buah-buahan dan daun, telah menjadi fokus para ilmuwan. Salah satu aspek yang menarik perhatian mereka adalah penyakit daun pada tanaman anggur. Penyakit ini termanifestasi dalam perubahan warna dan kondisi permukaan daun. Beberapa penyakit daun anggur yang umum terjadi antara lain busuk hitam, isariopsis, dan campak hitam. Ketiga penyakit tersebut menunjukkan gejala yang serupa, seperti munculnya bercak hitam dan coklat yang dapat merusak permukaan daun anggur. Penelitian lebih lanjut diperlukan untuk memahami lebih dalam tentang karakteristik dan pengelolaan penyakit daun ini guna meningkatkan produktivitas dan kualitas tanaman anggur secara berkelanjutan [5].

Di Indonesia, keberadaan teknologi kecerdasan buatan merupakan sebuah sistem komputasi yang telah dirancang sebagai asisten manusia dalam menjalankan berbagai tugas dengan efisiensi tinggi. Sistem ini beroperasi secara otomatis dan memiliki kemampuan untuk belajar dari informasi yang diterimanya, serta memanfaatkan pengalaman tersebut untuk meningkatkan kinerja program secara berkelanjutan [6]. *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu teknik *machine learning* yang telah terbukti memberikan hasil yang signifikan dalam proses pengenalan gambar digital dengan tingkat akurasi yang memadai dan bermakna. CNN merupakan jenis metode pembelajaran mendalam yang secara khusus dirancang untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan objek yang terdapat dalam gambar digital. Dengan arsitektur yang terinspirasi oleh cara kerja visual manusia, CNN memiliki kemampuan untuk secara otomatis mengekstraksi fitur-fitur yang signifikan dari gambar dan belajar mengenai pola-pola yang kompleks dalam data visual melalui proses yang terstruktur dan berbasis algoritma. Hal ini memungkinkan CNN untuk mendalami pemahaman tentang informasi yang terkandung dalam gambar serta meningkatkan kinerja dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan objek, deteksi wajah, dan segmentasi gambar. Dengan demikian, penggunaan CNN telah menjadi pilihan yang sangat populer dalam berbagai aplikasi yang melibatkan pengolahan gambar, termasuk di dalamnya pengenalan wajah, deteksi objek, dan segmentasi gambar. Keberhasilan CNN dalam menangani tugas-tugas pengenalan gambar digital telah membuka berbagai peluang baru dalam bidang kecerdasan buatan dan pengolahan citra komputer, serta meningkatkan kualitas dan efisiensi berbagai sistem yang memanfaatkannya [7].

CNN dikenal atas kapabilitasnya dalam memproses informasi visual menggunakan struktur arsitekturalnya. Salah satu dari arsitektur yang terkenal dengan keakuratannya adalah VGG-16, yang terdiri dari 16 lapisan konvolusi yang dirancang khusus untuk mengidentifikasi pola dalam gambar dengan tingkat akurasi yang tinggi. Arsitektur ini telah terbukti sangat efektif dalam berbagai aplikasi pengolahan citra, termasuk pengenalan objek, klasifikasi gambar, dan segmentasi semantik. Dengan menggunakan konsep lapisan konvolusi yang dalam, VGG-16 dapat mengekstraksi fitur-fitur kompleks dari gambar yang memungkinkan untuk analisis yang mendalam dan akurat. Keberhasilan VGG-16 telah membuatnya menjadi salah satu pilihan utama dalam komunitas penelitian dan industri untuk tugas-tugas yang memerlukan deteksi visual yang andal dan presisi tinggi [8].

Lapisan konvolusi dalam arsitektur VGG-16 terdiri dari tiga belas lapisan konvolusi, yang diikuti oleh dua lapisan sepenuhnya terhubung, dan diakhiri dengan satu lapisan klasifikasi. Dalam konteks ini, lapisan konvolusi bertanggung jawab untuk mengekstraksi fitur dari data input secara bertahap dengan menggunakan filter konvolusi. Setiap lapisan konvolusi menghasilkan representasi fitur yang semakin kompleks dari data input. Lapisan-lapisan sepenuhnya terhubung berperan dalam menghubungkan hasil ekstraksi fitur dari lapisan konvolusi ke dalam ruang fitur yang lebih tinggi sehingga memungkinkan pengenalan pola yang lebih abstrak, pada akhirnya lapisan klasifikasi bertugas untuk mengelompokkan data input ke dalam kelas-kelas yang telah ditentukan berdasarkan fitur-fitur yang diekstraksi sebelumnya. Dengan kombinasi yang tepat dari lapisan-lapisan ini, arsitektur VGG-16 mampu menghasilkan hasil yang sangat baik dalam tugas-tugas pengenalan gambar dan klasifikasi [9].

Deep learning atau jaringan saraf konvolusional (CNN) adalah suatu bentuk dari jaringan saraf tiruan (JST) yang menggunakan konvolusi pada minimal satu layer, menghindari operasi perkalian matriks umum yang biasa digunakan. CNN digunakan sebagai metode pengembangan model pengenalan pola berbasis citra digital dengan pendekatan hierarki yang mampu memahami kelas fitur dari data masukan yang berupa citra digital. Dalam konteks identifikasi penyakit pada citra daun, CNN memainkan peran penting dengan mengekstraksi ciri morfologi pada citra daun yang sakit secara otomatis tanpa perlu bergantung pada definisi fitur atau proses segmentasi citra daun. Prosedur keseluruhan dalam pengidentifikasian penyakit dilakukan melalui penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN), pelatihan CNN melibatkan empat variabel utama yang dapat disesuaikan, yakni epoch, mini batch size, tingkat pembelajaran (learning rate), dan momentum. Selama tahap pelatihan, data set melewati serangkaian iterasi di mana parameter-parameter disesuaikan secara iteratif hingga mencapai titik di mana penyesuaian tersebut mengkonvergensi, dan proses ini dikenal sebagai sebuah epoch, proses ini memungkinkan jaringan untuk belajar pola-pola yang lebih kompleks dan meningkatkan kemampuan pengenalan objek pada citra [10].

Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah sebuah pendekatan dalam pembelajaran terawasi di mana pengenalan citra dilakukan melalui proses pelatihan pada kumpulan data citra yang ada dengan tujuan menargetkan variabel citra. CNN memanfaatkan filter untuk mengekstraksi atribut-atribut dari gambar yang dihadapkan. Proses konvolusi pada CNN melibatkan operasi perkalian matriks antara wilayah gambar dengan filter yang digunakan. Melalui langkah-langkah ini, CNN dapat mengidentifikasi fitur-fitur penting dalam gambar, memungkinkan proses analisis lebih lanjut terhadap data visual [11].

Penelitian mengenai identifikasi penyakit tanaman tomat dan anggur menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur VGG-16 memiliki pengaruh yang substansial terhadap berbagai aspek pertanian, mencakup produktivitas, kesejahteraan petani, dan ketahanan pangan [1]. Pemanfaatan CNN dengan arsitektur VGG-16 dalam identifikasi penyakit pada tanaman tomat dan anggur memberikan kontribusi besar terhadap sektor pertanian melalui beberapa cara yaitu teknologi meningkatkan produktivitas dengan memungkinkan deteksi dini dan akurat terhadap penyakit tanaman, sehingga tindakan pencegahan dapat diambil sebelum penyakit menyebar luas dan merusak tanaman secara signifikan. Selanjutnya, kesejahteraan petani ditingkatkan melalui pengurangan biaya dan waktu yang dihabiskan untuk inspeksi manual serta pengurangan kerugian hasil panen [6]. Penggunaan teknologi modern ini juga memberdayakan petani dengan pengetahuan dan keterampilan baru, yang penting untuk pengelolaan pertanian yang lebih efisien dan berkelanjutan. Terakhir, ketahanan pangan diperkuat dengan menjaga stabilitas produksi tanaman tomat dan anggur melalui pengendalian penyakit yang lebih efektif, sehingga ketersediaan pangan dapat dipertahankan secara konsisten. Penelitian ini tidak hanya menawarkan solusi teknis, tetapi juga berkontribusi pada peningkatan kualitas hidup petani dan ketahanan pangan secara keseluruhan [12].

Penelitian sebelumnya mengangkat masalah pendeteksian penyakit pada tanaman tomat melalui analisis citra daun menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN). Penyakit yang diteliti mencakup layu fusarium, crinivirus, tip curl, dan kerusakan oleh hama. Berdasarkan hasil pelatihan dan pengujian model CNN menggunakan matriks konfusi pada dua jenis arsitektur yang berbeda serta parameter yang telah ditentukan selama pelatihan, dapat disimpulkan bahwa metode CNN dapat efektif diterapkan untuk mengidentifikasi keempat jenis penyakit tomat melalui citra daun tanaman. Akurasi yang dicapai oleh model dengan arsitektur LeNet-5 mencapai 90%, sedangkan model dengan arsitektur yang dirancang sendiri 95% [10].

Penelitian lain dilakukan mengenai klasifikasi penyakit pada daun anggur dengan memanfaatkan model *Convolutional Neural Network* (CNN), khususnya model CNN-VGG16. Penyakit yang diamati meliputi campak hitam, bercak daun, daun sehat, dan hawar daun. Sumber data yang digunakan berasal dari platform Kaggle, yang terdiri dari total 4.000 citra daun anggur dengan setiap jenis citra memiliki 1.000 sampel. Melalui penggunaan teknologi CNN dan penerapan perpustakaan Keras, penelitian ini berhasil mengidentifikasi keempat jenis daun anggur dengan akurasi yang mencapai 95% [13].

Dari uraian diatas maka penelitian ini memfokuskan beberapa penyakit tanaman tomat dan anggur dengan mengambil 14 kelas dengan masing-masing penyakit pada tanaman tomat memiliki 9 kelas dan 1 sehat dan pada tanaman anggur memiliki 3 penyakit dan 1 sehat, pada penyakit tanaman tomat memiliki jenis penyakit yaitu,

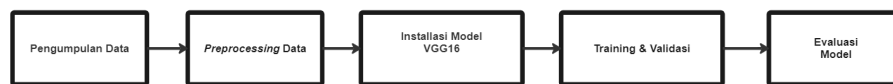
yellow leaf curl virus, bacterial spot, early blight, late bligh, leaf mold, septoria leaf spot, spider mites two spotted spider mite, target spot, mosaic virus dan healthy, kemudian pada penyakit tanaman anggur memiliki jenis penyakit yaitu, black rot, esca, leaf blight, dan healthy. Sebagai objek penelitian ini menggunakan *machine learning* algoritma CNN dengan arsitektur VGG-16. Penelitian ini menggunakan teknik image processing sebagai bentuk pengujian data. Data yang digunakan dalam penelitian ini sebanyak 8.764 gambar penyakit tanaman tomat dan anggur secara keseluruhan.

Tujuan pada penelitian ini untuk mengembangkan model deteksi penyakit dengan model berbasis *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur VGG-16 yang mampu mengidentifikasi penyakit pada tanaman tomat dan anggur dari citra daun tanaman yang terinfeksi.

II. METODE PENELITIAN

A. Tahapan penelitian

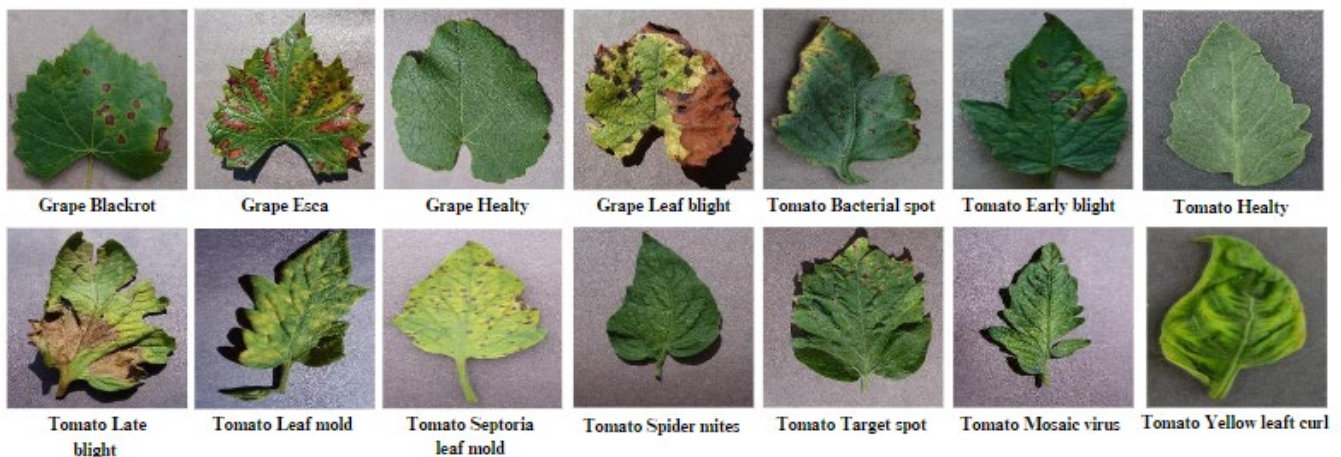
Pada proses pengembangan model CNN VGG16 untuk mengidentifikasi penyakit tanaman tomat dan anggur dilakukan dengan adanya beberapa tahapan, yaitu pengumpulan dataset, *preprocessing* data, Instalasi model VGG, *Training* dan Validasi, Evaluasi Model.



Gambar. 1. Tahapan Penelitian

B. Pengumpulan Data

Pengumpulan dataset diperoleh dari situs website Kaggle dengan nama pengunggah yaitu Samir Bhattarai [14], dengan mengambil 14 kelas didalamnya yaitu *yellow leaf curl virus, bacterial spot, early blight, late bligh, leaf mold, septoria leaf spot, spider mites two spotted spider mite, target spot, mosaic virus, healthy*, dan pada anggur yaitu *black rot, esca, leaf blight, healthy*. Pada dataset tersebut sebelumnya memiliki total 22.223 citra dari dua tanaman yaitu tomat dan anggur.



Gambar. 2. Citra daun Anggur dan Tomat

Ukuran citra yang diambil memiliki persamaan pada semua dataset yang digunakan dengan format gambar JPG dan memiliki dimensi ukuran 256 x 256.

C. Preprocessing Data

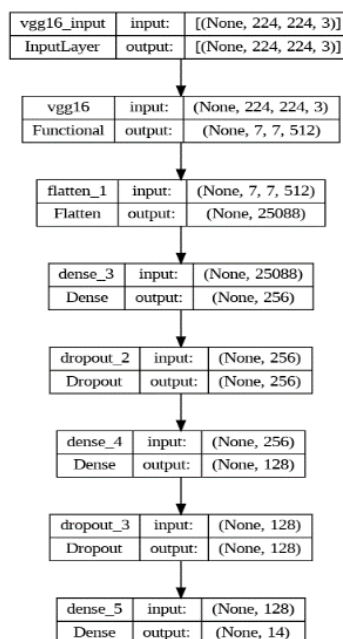
Pre-processing data adalah proses yang esensial dalam rangkaian langkah-langkah persiapan data sebelum dilakukan proses data mining, metode ini melibatkan serangkaian teknik seperti pembersihan data, pengurangan dimensi, normalisasi, dan lainnya. Melalui *pre-processing* data yang efektif, dapat dihasilkan dataset yang lebih bersih, konsisten, dan relevan, yang mendukung keakuratan dan efisiensi analisis data secara keseluruhan [15]. Pada tahap *pre-processing* data, proses augmentasi citra dilakukan untuk meningkatkan jumlah dataset dan keragaman

data gambar. Berbagai teknik augmentasi gambar diterapkan, seperti *rotation range*, *flip horizontal*, *shear*, *zoom*, *height shift range*, *width shift range*. *Flip horizontal* memanipulasi gambar dengan membalikkan arah piksel secara *horizontal*, sementara rentang *shear* menghasilkan distorsi linear pada citra. Selanjutnya, rentang *zoom* memperoleh variasi dalam ukuran citra dengan memperbesar atau memperkecil bagian-bagian tertentu dari citra.

D. Instalasi Model CNN

Setelah menyelesaikan tahap pengolahan data sebelumnya, langkah berikutnya adalah memulai inialisasi model *Convolutional Neural Network* (CNN) dan VGG-16. Penelitian ini memanfaatkan Tensorflow yang bertujuan untuk mendukung mesin dan penelitian jaringan syaraf dalam perkembangannya. Penggunaan Tensorflow dalam penelitian ini bertujuan untuk menyelidiki serta mengembangkan beragam model dan algoritma yang relevan dengan bidang tersebut. Tensorflow terbukti menjadi alat yang sangat efektif dalam memajukan pengetahuan di bidang ini, berkat kemampuannya dalam melatih model, menganalisis data, dan menerapkan konsep-konsep dalam kerangka kerja pembelajaran mesin yang komprehensif, dalam konteks penelitian ini, Tensorflow berperan sebagai alat kunci untuk mengimplementasikan dan menguji berbagai pendekatan dalam memahami serta menerapkan jaringan syaraf dan aplikasinya dalam berbagai permasalahan yang relevan [16]. Algoritma CNN (*Convolutional Neural Network*) merupakan suatu metode dalam pengolahan gambar digital dan komputasi komputer yang sering digunakan dalam berbagai konteks, seperti pencarian objek, segmentasi, dan klasifikasi data gambar. CNN memiliki aplikasi luas dalam berbagai jenis perhitungan komputasi, termasuk klasifikasi, pengenalan pola, segmentasi, dan deteksi data citra, dengan struktur yang terinspirasi dari cara manusia mengenali pola dalam gambar, CNN memungkinkan komputer untuk memahami dan menginterpretasi informasi visual dengan lebih efektif, membuatnya menjadi alat yang sangat berguna dalam berbagai aplikasi yang melibatkan analisis gambar [17].

VGG-16 yang telah menjalani proses pelatihan sebelumnya, terdiri dari beberapa lapisan yang melayani peran khusus dalam proses pengenalan gambar. Lapisan tersebut meliputi lapisan masukan yang bertindak sebagai awal dalam mengambil informasi gambar, lapisan konvolusional yang bertugas untuk mengekstrak fitur-fitur penting dari gambar, dan beberapa lapisan *deep learning* yang bertanggung jawab atas pembentukan representasi yang semakin abstrak. Selain itu, terdapat lapisan *Flatten* yang berfungsi untuk mengubah matriks data hasil konvolusi menjadi vektor, dan lapisan Dense yang berperan sebagai lapisan *fully connected layers* untuk pengolahan lebih lanjut. Lapisan Dense terakhir dari arsitektur VGG-16 menggunakan fungsi aktivasi *Softmax*, yang memungkinkan pengklasifikasi probabilitas output gambar ke dalam kelas yang relevan, dengan konfigurasi ini, arsitektur VGG-16 dapat memahami dan mengklasifikasikan gambar dengan akurasi yang tinggi, membuatnya menjadi alat yang sangat berguna dalam berbagai aplikasi pengenalan gambar dan klasifikasi [9].



Gambar. 3. CNN arsitektur VGG16

E. Training dan Validasi

Pada penelitian ini, program yang telah dibuat akan melewati proses *training* dan validasi. Pada tahap ini proses *training* dilakukan untuk mempelajari ciri khas dari setiap *class* penyakit tanaman tomat dan anggur, sedangkan proses validasi merupakan tahapan pengujian data citra untuk melihat hasil dari akurasi. Program ini menggunakan algoritma CNN dan arsitektur VGG-16 dengan menggunakan sebanyak 13 layer, pada program ini menggunakan optimizers yaitu Adam. Proses pengujian dilakukan dengan menggunakan epoch untuk mendapatkan hasil *loss_akurasi* dan *val_akurasi* yang nantinya akan berupa grafik [18] [19].

F. Evaluasi

Matriks akurasi digunakan sebagai metode evaluasi untuk mengukur kinerja model klasifikasi dalam mengklasifikasikan data ke dalam kategori yang sesuai [20]. Perhitungan akurasi merupakan metode yang digunakan untuk mengestimasi efektivitas suatu algoritma dengan mengukur probabilitas kecocokan antara nilai aktual dan label kelas secara keseluruhan [21]. Tahap evaluasi dalam penelitian ini mencakup penggunaan model yang akan diuji terhadap hasil akurasinya menggunakan *confusion matriks* proses ini diikuti dengan tahap perhitungan presisi, recall, F-1 score, dan akurasi model berdasarkan persamaan yang telah ditetapkan. Tahap evaluasi penting untuk mengevaluasi kinerja model yang telah dikembangkan dan menentukan seberapa baik model tersebut dapat memprediksi data dengan tepat [22].

$$Presisi = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

Keterangan rumus:

TP/True Positive = Total data *positive* yang teridentifikasi *positive*

TN/True Negative = Total data *negative* yang teridentifikasi *negative*

FP/False Positive = Total data *negative* yang teridentifikasi *positive*

FN/False Negative = Total data *positive* yang teridentifikasi *negative*

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pemerataan Dataset

Dataset awal terdiri dari 22.223 Setelah dilakukan proses penyaringan data, yang bertujuan untuk mengelompokkan penyakit pada tanaman tomat dan anggur berdasarkan karakteristik masing-masing, jumlah data yang diperoleh sebanyak 4.382. Data ini mencakup 14 kelas penyakit yang mempengaruhi tanaman tomat dan anggur. Setelah dilakukannya proses penyaringan data dilakukan juga teknik augmentasi dan memperoleh data sebanyak 8.764 yang dikumpulkan dari gabungan 14 kelas penyakit anggur dan tomat untuk dataset ini. Data tersebut telah dibagi menjadi dua bagian, yakni data latih sebanyak 6.132 dan data validasi sebanyak 2.632. Informasi lebih lanjut mengenai total data hasil augmentasi dalam setiap kelas dapat ditemukan dalam Tabel 1. Proses pengumpulan data ini bertujuan untuk menyediakan sumber informasi yang cukup luas untuk analisis penyakit pada tanaman anggur dan tomat.

TABEL I
 DATA CITRA PENYAKIT TANAMAN TOMAT DAN ANGGUR

No.	Class	Data Citra
1.	Anggur Black rot	626
2.	Anggur Esca	626
3.	Anggur healthy	626
4.	Anggur Leaf blight	626
5.	Tomat Bacteria spot	626
6.	Tomat Early blight	626
7.	Tomat Healthy	626
8.	Tomat Late blight	626
9.	Tomat Leaf Mold	626
10.	Tomat Septoria leaf spot	626

11.	Tomat Spider mites	626
12.	Tomat Target Spot	626
13.	Tomat mosaic virus	626
14.	Tomat Yellow Leaf Curl Virus	626
Total		8764

B. Arsitektur CNN

Model ini dirancang menggunakan kerangka kerja TensorFlow Keras. Pada pembuatan model CNN, menggunakan arsitektur VGG-16, sequential, layer flatten, layer dense, layer dropout. Model memiliki total 27.726.286 parameter dan sebanyak 13.011.598 parameter dapat dilatih.

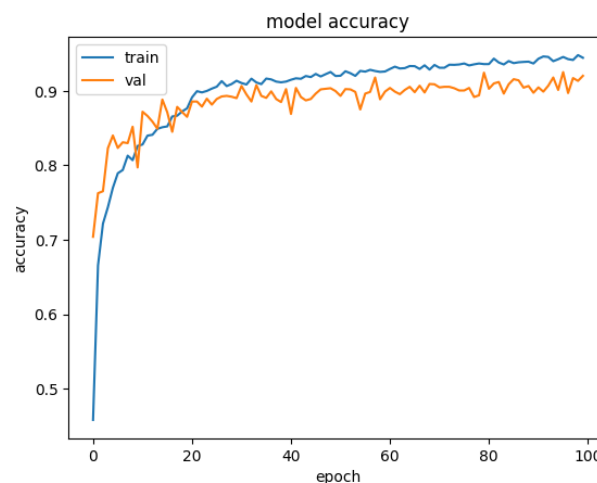
```

Model: "sequential_1"
-----
Layer (type)                Output Shape                Param #
-----
vgg16 (Functional)          (None, 7, 7, 512)          14714688
flatten_1 (Flatten)         (None, 25088)              0
dense_4 (Dense)              (None, 512)                 12845568
dense_5 (Dense)              (None, 256)                 131328
dense_6 (Dense)              (None, 128)                 32896
dropout_1 (Dropout)         (None, 128)                 0
dense_7 (Dense)              (None, 14)                  1806
-----
Total params: 27726286 (105.77 MB)
Trainable params: 13011598 (49.64 MB)
Non-trainable params: 14714688 (56.13 MB)
    
```

Gambar. 4. Model CNN

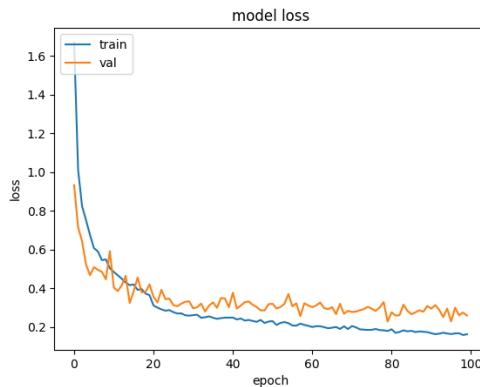
C. Pelatihan Model CNN

Pada tahap pelatihan model CNN yang telah dirancang sebelumnya, penulis menggunakan ujicoba epoch sebanyak 100 untuk melihat akurasi yang didapatkan. Visualisasi grafik model akurasi dan loss dapat dilihat pada gambar 5 dan gambar 6.



Gambar. 5. Accuracy Model Epoch 100

Pada gambar 5 terlihat model akurasi dengan menggunakan ujicoba epoch 100 mengalami kenaikan yang cukup signifikan, tidak terjadinya overfitting yang ditandai dengan garis yang mengalami kenaikan terus menerus.



Gambar. 6. Model Loss Epoch 100

Pada gambar 6 terlihat model loss dengan menggunakan ujicoba epoch 100 mengalami penurunan secara bertahap, hal ini menunjukkan bahwa model belajar dari data pelatihan dan menjadi lebih baik dalam memprediksi data tersebut.

D. Evaluasi Model

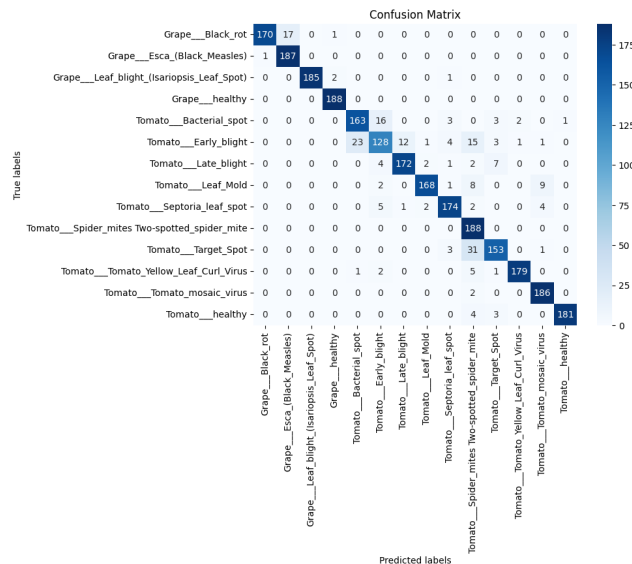
Setelah melakukan ujicoba epoch, selanjutnya memasuki tahap evaluasi model yang berisi confusion matrix, presisi, recall, f-1 score, dan akurasi.

	precision	recall	f1-score	support
Grape__Black_rot	0.99	0.90	0.95	188
Grape__Esca (Black Measles)	0.92	0.99	0.95	188
Grape__Leaf_blight (Isariopsis Leaf Spot)	1.00	0.98	0.99	188
Grape__healthy	0.98	1.00	0.99	188
Tomato__Bacterial_spot	0.87	0.87	0.87	188
Tomato__Early_blight	0.82	0.68	0.74	188
Tomato__Late_blight	0.93	0.91	0.92	188
Tomato__Leaf_Mold	0.97	0.89	0.93	188
Tomato__Septoria_leaf_spot	0.93	0.93	0.93	188
Tomato__Spider_mites Two-spotted_spider_mite	0.73	1.00	0.84	188
Tomato__Target_Spot	0.90	0.81	0.85	188
Tomato__Tomato_Yellow_Leaf_Curl_Virus	0.98	0.95	0.97	188
Tomato__Tomato_mosaic_virus	0.93	0.99	0.96	188
Tomato__healthy	0.99	0.96	0.98	188
accuracy			0.92	2632
macro avg	0.92	0.92	0.92	2632
weighted avg	0.92	0.92	0.92	2632

Accuracy of the Model: 92.0%

Gambar. 7. Hasil Akurasi

Pada gambar 7 menunjukkan hasil presisi, recall, f-1 score yang sangat baik, sehingga akurasi model yang didapatkan sebesar 92%. Selanjutnya melihat confusion matrix pada gambar 8.



Gambar. 8. Confussion Matrix

Diagonal pada matriks kebingungan mengindikasikan jumlah prediksi yang tepat untuk masing-masing kelas. Pada kasus ini, diagonal memiliki nilai yang signifikan, menandakan bahwa model mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan akurat. Sementara nilai di luar diagonal matriks konfusi menunjukkan jumlah prediksi yang salah untuk setiap kelas. Dapat disimpulkan bahwa model hanya melakukan sedikit kesalahan dalam klasifikasi.

Penelitian sebelumnya tentang klasifikasi penyakit pada daun tanaman tomat menggunakan *Ensemble Convolutional Neural Network* berfokus pada enam jenis penyakit: *Bacterial Spot*, *Early Blight*, *Late Blight*, *Leaf Mold*, *Septoria Leaf Spot*, dan *Yellow Leaf Curl Virus*. Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 1.200 gambar daun tomat yang dibagi menjadi dua Kelompok yaitu 80% untuk data pelatihan dan 20% untuk data pengujian. Hasil pengujian menunjukkan bahwa tingkat akurasi yang dicapai adalah 90%. Terdapat juga penelitian sebelumnya mengenai penyakit tumbuhan anggur, penelitian tersebut berfokus pada identifikasi tiga jenis penyakit dan satu daun sehat, dengan penggunaan data set sejumlah 1.000 gambar daun anggur yang dibagi menjadi 2 bagian data yaitu 800 untuk data pelatihan dan 200 untuk data pengujian dan tingkat akurasi berhasil mencapai 91%.

Pada penelitian ini dilakukan dua eksperimen yaitu penambahan tahap augmentasi data dan tanpa tahap augmentasi data. Augmentasi data dilakukan karena kurangnya jumlah data yang digunakan. Dengan adanya teknik augmentasi data dapat membantu menambah dataset latih dengan menghasilkan variasi baru dari data yang sudah ada yang dapat meningkatkan kinerja model dan kemampuannya untuk generalisasi. Dengan adanya peningkatan jumlah citra data dari 4.382 menjadi 8.764, model pada tahap *training* dapat mempelajari lebih banyak data citra dengan berbagai variasi. Hasil yang diperoleh dari dataset sebelum augmentasi yaitu 86.6% sedangkan setelah augmentasi hasil akurasi mengalami kenaikan menjadi 92%. Hal ini membuktikan bahwa tahap augmentasi diperlukan untuk meningkatkan hasil akurasi yang lebih tinggi.

Penelitian ini memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut menjadi sebuah aplikasi yang dapat digunakan oleh masyarakat luas, terutama oleh petani tomat dan anggur. Aplikasi tersebut akan memudahkan pengguna dalam mendeteksi penyakit pada tanaman tomat dan anggur, sehingga dapat meningkatkan efektivitas pengelolaan dan pemeliharaan tanaman tersebut. Dengan adanya aplikasi ini, diharapkan para petani dapat mengambil tindakan pencegahan dan pengobatan yang lebih cepat dan tepat, yang pada akhirnya akan meningkatkan produktivitas dan kualitas hasil pertanian [23] [24].

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini mengusulkan Identifikasi Penyakit Tumbuhan Tomat dan Anggur menggunakan *convolutional neural network* (CNN) dengan arsitektur VGG-16 didalamnya. Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 8.764 gambar penyakit daun. Dataset tersebut telah dipartisi menjadi 6.132 data untuk latih dan 2.632 data untuk validasi. Hasil dari penelitian ini dengan ujicoba epoch 100 mendapatkan hasil akurasi 92%. Kekurangan dari penelitian ini yaitu dataset penyakit tanaman anggur dan tomat masih memiliki gambar yang kurang jelas dan masih adanya gambar yang sulit dibedakan sehingga masih ada kombinasi penyakit yang terdeteksi. Saran dari

penelitian ini yaitu data set yang digunakan sebaiknya memiliki ciri yang signifikan agar mendapatkan hasil akurasi yang maksimal.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. I. Kusumaningrum, "Pemanfaatan Sektor Pertanian Sebagai Penunjang Pertumbuhan Perekonomian Indonesia," *J. Transaksi*, vol. 11, no. 1, pp. 80–89, 2019, [Online]. Available: <http://ejournal.atmajaya.ac.id/index.php/transaksi/article/view/477>
- [2] P. A. P. Huda, A. A. Riadi, and Evanita, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Pada Daun Apel Dan Anggur Menggunakan Convolutional Neural Networks," *JUMIKA J. Manaj. Inform.*, vol. 8, no. 1, pp. 10–17, 2021.
- [3] R. Soekarta, N. Nurdjan, and A. Syah, "Klasifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN)," *Insect (Informatics Secur. J. Tek. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 143–151, 2023, doi: 10.33506/insect.v8i2.2356.
- [4] C. R. Kotta, D. Paseru, M. Sumampouw, T. Informatika, U. Katolik De La Salle Manado, and K. I. Kombos Manado -, "Implementasi Metode Convolutional Neural Network untuk Mendeteksi Penyakit pada Citra Daun Tomat," *Jurnal Pekommis Vol. 7 No*, vol. 2, pp. 123–132, 2022.
- [5] A. G. Sooi, P. A. Nani, N. M. R. Mamulak, C. O. Sianturi, S. C. Sianturi, and A. H. Mondolang, "Klasifikasi Citra Daun Anggur Menggunakan SVM Kernel Linear," *JOINTECS (Journal Inf. Technol. Comput. Sci.*, vol. 8, no. 1, p. 19, 2023, doi: 10.31328/jointecs.v8i1.4496.
- [6] T. Wahyudi, "Studi Kasus Pengembangan dan Penggunaan Artificial Intelligence (AI) Sebagai Penunjang Kegiatan Masyarakat Indonesia," *Indones. J. Softw. Eng.*, vol. 9, no. 1, pp. 28–32, 2023, [Online]. Available: <https://ejournal.bsi.ac.id/ejurnal/index.php/ijse>
- [7] I. Buyung, A. Q. Munir, N. W. S., and L. Listyalina, "Identifying Types of Waste as Efforts in Plastic Waste Management Based on Deep Learning," *Telemat. J. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 20, no. 3, pp. 362–372, 2023, doi: 10.31515/telematika.v20i3.10804.
- [8] S. R. Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, "Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) Pada Caltech 101," *J. Tek. ITS*, vol. 5, no. 1, p. 76, 2016, [Online]. Available: <http://repository.its.ac.id/48842/>
- [9] R. F. Alya, M. Wibowo, and P. Paradise, "Classification of Batik Motif Using Transfer Learning on Convolutional Neural Network (Cnn)," *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 161–170, 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.1.564.
- [10] R. C. Sigitta, R. H. Saputra, and F. Fathulloh, "Deteksi Penyakit Tomat melalui Citra Daun menggunakan Metode Convolutional Neural Network," *Avitec*, vol. 5, no. 1, p. 43, 2023, doi: 10.28989/avitec.v5i1.1404.
- [11] A. J. Rozaqi, A. Sunyoto, and M. rudyanto Arief, "Deteksi Penyakit Pada Daun Kentang Menggunakan Pengolahan Citra dengan Metode Convolutional Neural Network," *Creat. Inf. Technol. J.*, vol. 8, no. 1, p. 22, 2021, doi: 10.24076/citec.2021v8i1.263.
- [12] Maulana Muhammad Fathul Alim, *Identifikasi Penyakit Tanaman Tomat Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network Dan Pendekatan Transfer Learning*. 2020.
- [13] M. 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, 2021, doi: 10.14710/jtsiskom.2021.14013.
- [14] SAMIR BHATTARAI, "New Plant Diseases Dataset," *Kaggle*, 2018. <https://www.kaggle.com/datasets/vipooooool/new-plant-diseases-dataset/data>
- [15] K. Kusumaningtyas *et al.*, "Tweet Analysis of Mental Illness Using K-Means Clustering and Support Vector Machine Analisis Tweet Gangguan Kesehatan Mental Menggunakan K-Means Clustering dan Support Vector Machine," *J. Inform. dan Teknol. Inf.*, vol. 20, no. 3, pp. 295–308, 2023, doi: 10.31515/telematika.v20i3.9820.
- [16] M. R. Efrian and U. Latifa, "Image Recognition Berbasis Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Mendeteksi Penyakit Kulit Pada Manusia," *Power Elektron. J. Orang Elektro*, vol. 11, no. 2, p. 276, 2022, doi: 10.30591/polektr.v12i1.3874.
- [17] E. P. Lanang, S. Saidah, and F. Alia, "Klasifikasi Kanker Kulit Menggunakan Model Cnn Dengan Arsitektur Vgg-16 Classification Of Skin Cancer Using Cnn Model With Vgg-16 Architecture," *e-Proceeding Eng.*, vol. 9, no. 2, pp. 467–475, 2022.
- [18] Nurkhasanah and Murinto, "Klasifikasi Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network Classification of Facial Skin Diseases Using the Method of the Convolutional Neural Network," *Sainteks*, vol. 18, no. 2, pp. 183–190, 2021.
- [19] M. F. Naufal and S. F. Kusuma, "Pendeteksi Citra Masker Wajah Menggunakan CNN dan Transfer Learning," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 8, no. 6, p. 1293, 2021, doi: 10.25126/jtiik.2021865201.
- [20] K. Azmi, S. Defit, and S. Sumijan, "Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat," *J. Unitek*, vol. 16, no. 1, pp. 28–40, 2023, doi: 10.52072/unitek.v16i1.504.
- [21] D. Prasetyawan and S. Uyun, "Penentuan Emosi pada Video dengan Convolutional Neural Network," vol. 5, no. 1, pp. 23–35, 2020.
- [22] E. A. N. Munfaati and A. Witanti, "Klasifikasi Buah dan Sayuran Segar atau Busuk Menggunakan Convolutional Neural Network," *JISKA (Jurnal Inform. Sunan Kalijaga)*, vol. 9, no. 1, pp. 27–38, 2024, doi: 10.14421/jiska.2024.9.1.27-38.
- [23] J. Sistem Komputer and F. H. MIPA Universitas Tanjungpura Jl Hadari Nawawi, "Fahri Alviansyah, [2] Ikhwan Ruslianto [3] Muhammad Diponegoro," *J. Coding Sist. Komput. Untan*, vol. 05, no. 1, pp. 23–32, 2017.
- [24] I. J. Hartantiko, R. K. Niswatin, and A. B. Setiawan, "Identifikasi Gejala Dan Penyakit Pada Tanaman Anggur Dengan Metode Forward Chaining Dan Backward Chaining," vol. 06, no. 02, pp. 152–160, 2023.