



Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning VGG16

Rizki Windiawan¹, Aries Suharso²

¹ Program Studi Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang, Indonesia

² Program Studi Teknik Informatika, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang, Indonesia

email: ¹ rizki.windiawan@student.unsika.ac.id, ² aries.suharso@unsika.ac.id

INFO ARTIKEL

Sejarah Artikel:

Diterima 15 September 2021
Direvisi -
Disetujui 01 Oktober 2021
Dipublikasi 15 November 2021

Katakunci:

Kopi
Identifikasi Penyakit
Deep Learning
VGG16

ABSTRAK

Indonesia merupakan negara dengan jumlah produksi kopi urutan keempat dunia. Namun, dibandingkan dengan negara pesaing jumlah produksi di Indonesia terbilang kecil yang disebabkan karena banyaknya tanaman kopi yang terserang penyakit. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman kopi melalui daun menggunakan metode deep learning agar dapat sesegera mungkin mencegah penyakit tidak cepat menyebar. Deep learning adalah jenis machine learning yang bekerja dengan cara menyiapkan parameter dasar terkait data dan melatih komputer agar bisa belajar dengan mengenali pola menggunakan banyak lapisan pemrosesan. VGG16 adalah salah satu jenis arsitektur pada deep learning dengan total jumlah layer sejumlah 16. Data yang digunakan terdiri dari 360 gambar yang terdiri dari gambar daun kopi sehat, daun kopi penyakit Red Spider Mite, dan daun kopi penyakit Rust. Setelah dilakukan proses pengujian terhadap data validation didapatkan akurasi terbesar yaitu 89% sehingga dapat disimpulkan bahwa metode deep learning VGG16 berjalan baik dalam mengidentifikasi penyakit pada tanaman kopi.

ABSTRACT

Indonesia is the fourth largest coffee producing country in the world. However, compared to competing countries, the amount of production in Indonesia is relatively small due to the large number of coffee plants that are affected by the disease. This study aims to identify diseases in coffee plants through leaves using the deep learning method in order to prevent the disease from spreading as soon as possible. Deep learning is a type of machine learning that works by setting up basic data-related parameters and training computers to learn by recognizing patterns using multiple layers of processing. VGG16 is a type of deep learning architecture with a total of 16 layers. The data used consists of 360 images consisting of images of healthy coffee leaves, Red Spider Mite disease coffee leaves, and Rust disease coffee leaves. After testing the data validation process, the highest accuracy was obtained, namely 89%, so it can be concluded that the VGG16 deep learning method works well in identifying diseases in coffee plants.

Keyword:

Coffee
Disease Identification
Deep Learning
VGG16

DOI Artikel:

@2021 diterbitkan oleh Prodi Teknik Informatika Universitas Yudharta Pasuruan

1. Pendahuluan

Kopi adalah minuman hasil seduhan biji kopi yang telah melalui proses roasting dan dihaluskan menjadi bubuk. Kopi memiliki banyak peminat di dunia yang bisa diminum pada saat apapun kondisinya. Kopi bisa juga diminum untuk mengurangi rasa kantuk atau menghangatkan badan.

Menurut International Coffee Organization (2021) tingkat produktivitas kopi di Indonesia berada di urutan keempat pada antarnegara. Namun Indonesia hanya bisa memasok sebesar 4,9% kebutuhan kopi pada Uni Eropa [19].

Indonesia hanya mampu memasok sebesar 4% untuk pemenuhan kebutuhan kopi Uni Eropa, ini sangat disayangkan padahal pasar yang tersedia sangat besar. Menurut peneliti pada bidang pangan Center for Indonesia of Policy Studies (CIPS), ada dua hal penyebab kurangnya produktivitas kopi di Indonesia. Pertama karena pohon yang berusia sudah tua akan sangat rentan terhadap penyakit, kemudian kedua karena proses peremajaan tanaman kopi yang masih belum dilakukan dengan baik [1].

Berdasarkan data USDA, Indonesia ada pada peringkat kedua setelah Vietnam sebagai negara anggota ASEAN yang menghasilkan dan mengekspor kopi ke luar negeri dengan total keseluruhan produksi pada tahun 2017 mencapai 660.000 ton biji kopi [2].

Tanaman kopi merupakan tanaman yang rentan terserang penyakit, proses identifikasi dan penanganan yang terlambat dapat membuat penyakit menjadi meluas dan mengakibatkan kerugian [3]. Kurangnya pengetahuan dan informasi pada pihak perkebunan kopi mengenai jenis penyakit pada tanaman kopi yang tidak tertangani dengan benar. Hal ini berdampak cepat menyebarnya penyakit sehingga banyak tanaman kopi yang mati dan kualitas kopi akhirnya menurun. Jika hal ini terus dibiarkan, maka akan berakibat menurunnya tingkat produktivitas tanaman kopi tersebut [4].

Penyakit yang menyerang tanaman kopi berasal dari jamur yang menyebabkan penyakit *rust* dan adanya hama *red spider mite*. Penyakit tersebut dapat diidentifikasi dari perubahan warna serta corak pada daun tanaman kopi. Namun dikarenakan warna dan corak terlihat mirip, para petani kopi sulit mengidentifikasi penyakit tersebut [20].

Proses yang dilakukan untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman kopi dilakukan dengan cara membangun model atau fungsi yang dapat menggambarkan konsep data tersebut. Pada proses identifikasi banyak data dikumpulkan kemudian dibagi menjadi beberapa kategori tertentu yang bisa disebut *class*. *Class* tersebut bisa disebut dengan dataset pelatihan, lalu data tersebut akan dipelajari oleh algoritma klasifikasi. Proses ini disebut *training* data. Hasil dari pelatihan tersebut berupa model yang dapat mengklasifikasi data baru [3].

Deep learning adalah bagian dari *machine learning* yang pada saat prosesnya menggunakan banyak *layer* dengan keunggulan arsitektural yang dapat dikombinasikan pada saat *train* data baru [5]. *Deep learning* sebagai teknik yang kuat dalam bidang *artificial intelligence* sehingga menjadi cara umum untuk mendeteksi objek dan segmentasi semantik [6].

Deep learning sangat berdampak pada majunya pengembangan yang telah dicapai *artificial intelligence* secara bertahap. Tidak hanya pada bidang *software*, tetapi penerapan *deep learning* juga telah merambah pada berbagai bidang industri. Pada saat ini *deep learning* menjadi salah satu yang topik yang sering dibicarakan pada bidang *machine learning*. Hal ini karena *deep learning* memiliki kemampuan yang signifikan dalam memodelkan suatu data yang kompleks seperti gambar maupun suara [7].

VGG16 adalah arsitektur dengan total 16 *layer* yang terdiri dari 13 *convolutional layers*, 2 *Fully connected layers* dan 1 *classifier layers*. Pada kasus citra, *dataset* yang akan digunakan untuk melakukan *train* pada arsitektur *deep learning* adalah ImageNet. ImageNet merupakan *dataset* yang terdapat jutaan gambar dari 1000 *class* [8][18].

Penelitian ini menggunakan *deep learning* VGG16 yang diharapkan dapat menghasilkan akurasi dan evaluasi model yang baik.

2. Kajian Teori

2.1 Penelitian Terdahulu

Beberapa penelitian sebelumnya yang menggunakan arsitektur VGG16 untuk proses identifikasi antara lain identifikasi tanaman buah salak yang mampu mengidentifikasi tiga kategori dengan akurasi 95,83% [8]. penelitian lain dilakukan dengan cara memodifikasi arsitektur VGG16 untuk mengidentifikasi aktivitas manusia berdasarkan data *skeleton* mendapatkan akurasi rata-rata sebesar 90,22% [9], lalu penelitian menggunakan arsitektur VGG16 dengan penggabungan informasi pada *dataset* antara NIR dan RGB pada buah kiwi mendapatkan akurasi sebesar 90,8% [10]. VGG16 juga digunakan pada penelitian identifikasi tanaman bunga dengan masing-masing akurasi yaitu *tulip* 93%, *sunflower* 92%, *dandelion* 91% dan *daisy* 82% [11].

2.2 Tanaman Kopi

Kopi (*Coffea sp*) merupakan spesies tanaman dengan bentuk pohon yang termasuk pada *family Rubiaceae* serta genus *Coffea*. Kopi memiliki bentuk pohon yang tegak dan bercabang serta dapat tumbuh mencapai ketinggian 12 m. Tanaman kopi adalah komoditas ekspor yang bernilai ekonomis yang tinggi, dan juga menjadi komoditas unggulan di Indonesia. Sampai saat ini tanaman kopi terus diusahakan penanamannya di Indonesia agar dapat memenuhi kebutuhan konsumsi di dalam negeri maupun luar negeri [4].

2.3 Penyakit Tanaman Kopi

Penyakit tanaman kopi disebabkan oleh hama yang ada pada tanaman tersebut, hama yang ada pada tanaman kopi diantaranya adalah jamur dan *red spider mite*. Apabila tidak secepatnya ditangani, penyakit akan cepat menyebar sehingga mengakibatkan tanaman kopi mati dan menurunnya kualitas kopi lalu berakhir dengan menurunnya produksi kopi. Selain disebabkan oleh hama, penyakit tanaman kopi dapat disebabkan oleh faktor lain seperti, iklim, ketinggian tempat, sifat fisik dan kimia tanah, kemiringan lahan serta faktor penghambat pertumbuhan yang lain [12].

Penyakit *Red Spider Mite* disebabkan oleh *red spider mite* (tunggau) yang terdapat pada permukaan atas daun kopi, hama ini menusuk epidermis dan sel mesofil pada daun untuk menyerap isi sel. Akibat dari serangan hama ini adalah luas daun yang berguna untuk berkurang, sehingga keterlambatan perkembangan tanaman kopi terhambat, serta bekas dari tusukan tunggau membuat permukaan daun kotor [13].

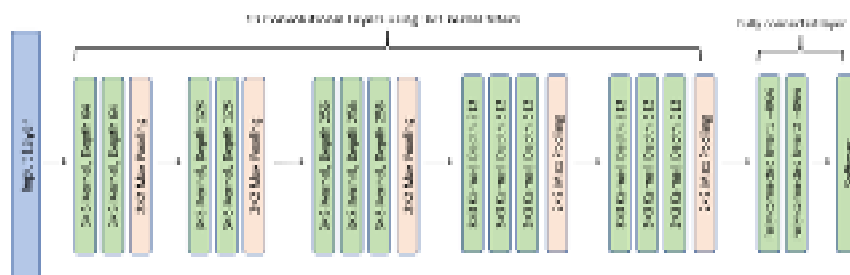
Penyakit *Rust* disebabkan oleh *cendawan H. vastatrix* dengan gejala penyakit yaitu terdapat bercak kuning pada permukaan daun bagian atas yang akhirnya menjadi berwarna coklat, dan pada permukaan daun bagian bawah terdapat banyak spora berwarna jingga [14].

2.4 Deep Learning

Deep learning adalah sebuah teknik pada *machine learning* dengan metode yang kuat untuk mempelajari representasi fitur secara otomatis dari data. Secara khusus, teknik ini telah menyediakan perbaikan besar dalam deteksi objek [15]. *Deep learning* terbukti menjadi teknologi canggih dalam menganalisis data berupa gambar, suara, serta deteksi objek [16]. *Deep learning* juga memungkinkan mempelajari model dari beberapa lapisan pemrosesan dengan berbagai tingkatan abstraksi [17].

2.5 VGG16

VGG16 adalah sebuah arsitektur *deep learning* yang memiliki 16 *layer*. Arsitektur dari VGG16 ditunjukkan pada Gambar 1.

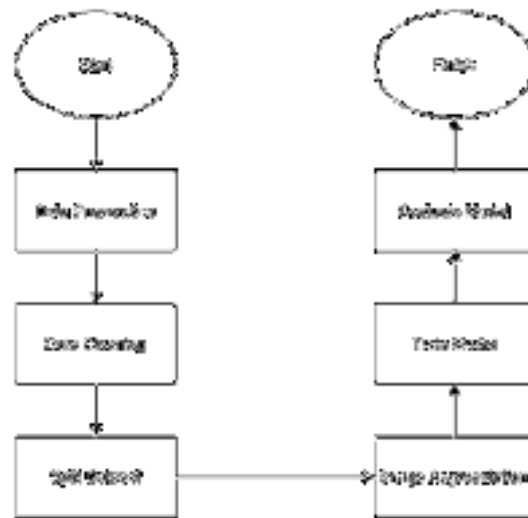


Gambar 1. Arsitektur pada VGG16 [18]

VGG16 terdiri dari 13 *convolutional layers*, 2 *Fully connected layers* dan 1 *classifier layers* [18].

3. Metodologi Penelitian

Sebuah penelitian memerlukan tahapan-tahapan yang harus tersusun dengan baik agar pada saat proses pelaksanaan bisa mencapai tujuan dengan baik. Pada penelitian ini dilakukan tahapan yang telah tercantum pada Gambar 1.



Gambar 2. Metode Penelitian

3.1 Data Preparation

Data berupa gambar yang digunakan diambil dari *website* kumpulan *dataset open source* yaitu Kaggle dengan total 1539 gambar yang terbagi menjadi 3 kategori yaitu gambar sehat, penyakit *red spider mite*, dan penyakit *rust*. Persebaran data pada tiap kategori yaitu 785 gambar daun kopi sehat, 167 gambar daun kopi yang terkena penyakit *red spider mite*, dan 187 gambar daun kopi yang terkena penyakit *rust*.



Gambar 3. Daun Kopi Sehat



Gambar 4. Daun Kopi Terkena Penyakit *Red Spider Mite*

Gambar 5. Daun Kopi Terkena Penyakit *Rust*

3.2 Data Cleaning

Adanya data gambar yang kurang jelas serta persebaran data yang tidak merata pada setiap kategori dapat menimbulkan terjadinya kesalahan dalam proses klasifikasi objek. Hal tersebut diatasi dengan cara menyingkirkan gambar yang kurang jelas dan mengurangi data yang berlebih hingga setiap kategori memiliki jumlah yang sama. Sehingga pada proses ini didapatkan persebaran masing-masing kategori yang berjumlah 120 gambar.

3.3 Split Dataset

Proses pembuatan model *deep learning* memerlukan data untuk melatih model tersebut, oleh karena itu data akan dibagi menjadi data *train* yang digunakan untuk melatih model dan data *validation* yang digunakan untuk mevalidasi model yang telah dibuat. Selain membagi menjadi 2 jenis data, dilakukan beberapa kali percobaan dengan cara membuat perbandingan pada pembagian antara data *train* dan data *validation* seperti yang ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1: Distribusi Data

| Percobaan ke - | Perbandingan Data <i>Train</i> dan Data <i>Validation</i> | Total Data <i>Train</i> | Total Data <i>Validation</i> |
|----------------|---|-------------------------|------------------------------|
| 1. | 90 : 10 | 324 | 36 |
| 2. | 80 : 20 | 288 | 72 |
| 3. | 70 : 30 | 252 | 108 |
| 4. | 60 : 40 | 216 | 144 |

3.4 Image Augmentation

Image augmentation adalah sebuah teknik yang digunakan untuk memperluas ukuran kumpulan data ketika terjadi keterbatasan *dataset* dengan memodifikasi gambar yang ada dalam kumpulan data. Proses *image augmentation* ini dilakukan agar kualitas model meningkat.

3.5 Train Model

Penelitian ini menggunakan model *deep learning* dengan arsitektur VGG16 untuk melakukan identifikasi penyakit daun kopi. Selanjutnya model dilatih dengan 20 *epoch* dan masukan *layer* 150x150. Model VGG16 yang digunakan ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Rincian Model VGG16

| Layer (type) | Output Shape | Parameter |
|-----------------------------------|-------------------|-----------|
| vgg16 (Functional) | (None, 4, 4, 512) | 14714688 |
| flatten 1 (Flatten) | (None, 8192) | 0 |
| dense_3 (Dense) | (None, 512) | 4194816 |
| dense_4 (Dense) | (None, 256) | 131328 |
| dense_5 (Dense) | (None, 3) | 771 |
| Total params : 19,041,603 | | |
| Trainable params : 4,326,915 | | |
| Non-trainable params : 14,714,688 | | |

3.6 Evaluate Model

Evaluasi model dilakukan untuk menemukan kombinasi model yang terbaik. Proses evaluasi model ini mempertimbangkan hasil akurasi dan pada saat *train* model. Akurasi adalah rasio dari prediksi benar pada keseluruhan data yang diuji.

4. Hasil Uji Coba Dan Pembahasan

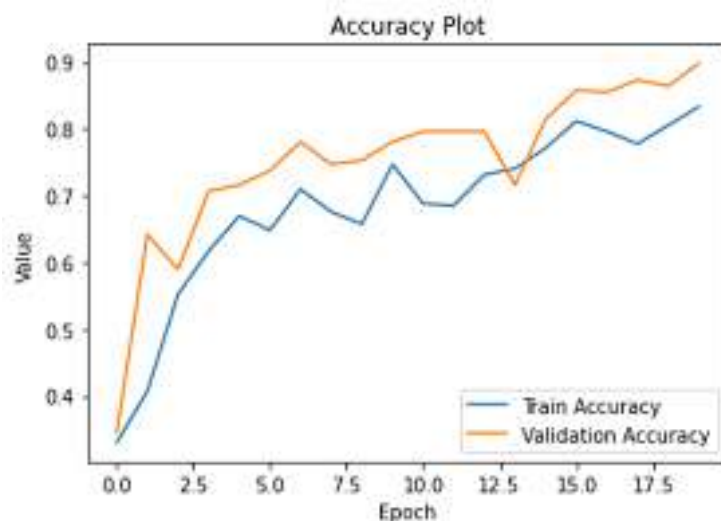
Adapun hasil dari percobaan yang telah dilakukan berdasarkan pembagian pada distribusi data adalah sebagai berikut.

4.1 Percobaan Pada Perbandingan Data 90:10

Percobaan pada perbandingan data 90:10 dilakukan dengan menggunakan 20 *epoch* dan perbandingan antara data *train* dan data *validation* sebesar 90:10 didapatkan akurasi data *train* tertinggi sebesar 83% dan akurasi data *validation* tertinggi sebesar 89% dengan proses percobaan pada Gambar 6. dan plot akurasi yang ditunjukkan pada Gambar 7.

| | | | | | | |
|-------------|------|------|------|------|------|------|
| epoch 1/20 | 0.35 | 0.35 | 0.35 | 0.35 | 0.35 | 0.35 |
| epoch 2/20 | 0.45 | 0.45 | 0.45 | 0.45 | 0.45 | 0.45 |
| epoch 3/20 | 0.55 | 0.55 | 0.55 | 0.55 | 0.55 | 0.55 |
| epoch 4/20 | 0.65 | 0.65 | 0.65 | 0.65 | 0.65 | 0.65 |
| epoch 5/20 | 0.70 | 0.70 | 0.70 | 0.70 | 0.70 | 0.70 |
| epoch 6/20 | 0.75 | 0.75 | 0.75 | 0.75 | 0.75 | 0.75 |
| epoch 7/20 | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 0.78 | 0.78 |
| epoch 8/20 | 0.80 | 0.80 | 0.80 | 0.80 | 0.80 | 0.80 |
| epoch 9/20 | 0.82 | 0.82 | 0.82 | 0.82 | 0.82 | 0.82 |
| epoch 10/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 11/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 12/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 13/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 14/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 15/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 16/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 17/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 18/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 19/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |
| epoch 20/20 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 | 0.83 |

Gambar 6. Hasil Percobaan Pada Perbandingan Data 90:10



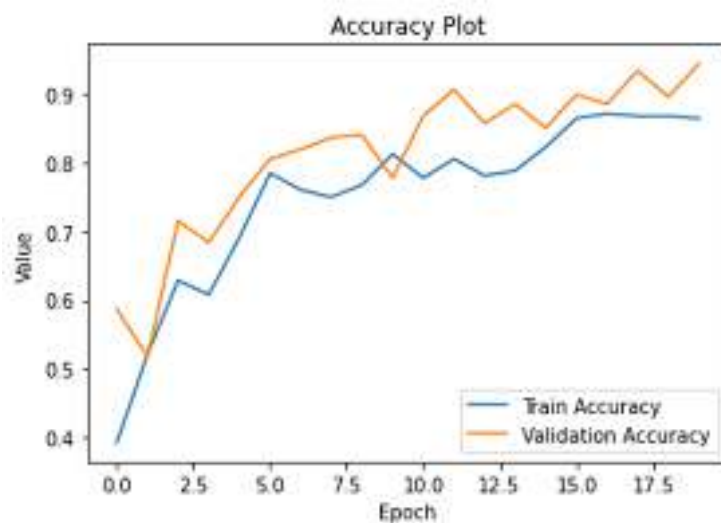
Gambar 7. Plot Akurasi Percobaan Pada Perbandingan Data 90:10

4.2 Percobaan Pada Perbandingan Data 80:20

Percobaan pada perbandingan data 80:20 dilakukan dengan menggunakan 20 *epoch* dan perbandingan antara data *train* dan data *validation* sebesar 80:20 didapatkan akurasi data *train* tertinggi sebesar 87% dan akurasi data *validation* tertinggi sebesar 94% dengan proses percobaan pada Gambar 8. dan plot akurasi yang ditunjukkan pada Gambar 9.

| | | | | |
|-------------|------------------------|-----------------------------|--------------|------------------|
| Epoch 0/20 | Train Accuracy: 0.4000 | Validation Accuracy: 0.5000 | Loss: 0.6160 | Val Loss: 0.5000 |
| Epoch 1/20 | Train Accuracy: 0.5000 | Validation Accuracy: 0.6000 | Loss: 0.5000 | Val Loss: 0.4000 |
| Epoch 2/20 | Train Accuracy: 0.6000 | Validation Accuracy: 0.7000 | Loss: 0.4000 | Val Loss: 0.3000 |
| Epoch 3/20 | Train Accuracy: 0.7000 | Validation Accuracy: 0.8000 | Loss: 0.3000 | Val Loss: 0.2000 |
| Epoch 4/20 | Train Accuracy: 0.8000 | Validation Accuracy: 0.9000 | Loss: 0.2000 | Val Loss: 0.1000 |
| Epoch 5/20 | Train Accuracy: 0.8500 | Validation Accuracy: 0.9500 | Loss: 0.1500 | Val Loss: 0.0500 |
| Epoch 6/20 | Train Accuracy: 0.8800 | Validation Accuracy: 0.9800 | Loss: 0.1000 | Val Loss: 0.0200 |
| Epoch 7/20 | Train Accuracy: 0.9000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0500 | Val Loss: 0.0100 |
| Epoch 8/20 | Train Accuracy: 0.9200 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0200 | Val Loss: 0.0050 |
| Epoch 9/20 | Train Accuracy: 0.9400 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0100 | Val Loss: 0.0020 |
| Epoch 10/20 | Train Accuracy: 0.9600 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0050 | Val Loss: 0.0010 |
| Epoch 11/20 | Train Accuracy: 0.9800 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0020 | Val Loss: 0.0005 |
| Epoch 12/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0010 | Val Loss: 0.0002 |
| Epoch 13/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0005 | Val Loss: 0.0001 |
| Epoch 14/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0002 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 15/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0001 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 16/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 17/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 18/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 19/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 20/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |

Gambar 8. Hasil Percobaan Pada Perbandingan Data 80:20



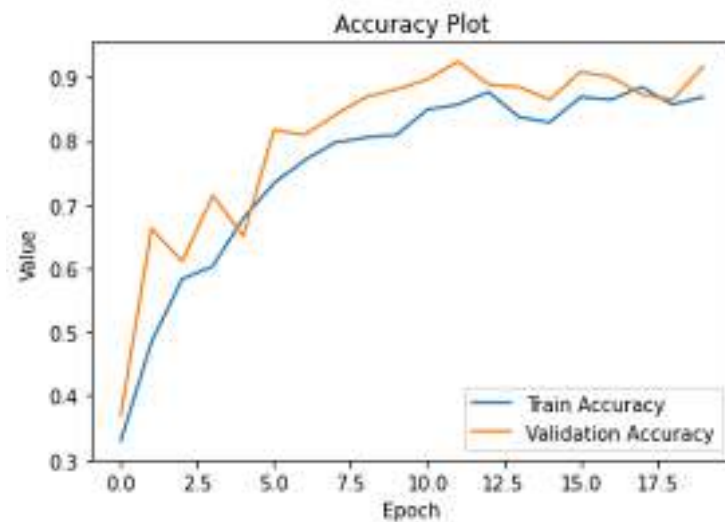
Gambar 9. Plot Akurasi Percobaan Pada Perbandingan Data 80:20

4.3 Percobaan Pada Perbandingan Data 70:30

Percobaan pada perbandingan data 70:30 dilakukan dengan menggunakan 20 *epoch* dan perbandingan antara data *train* dan data *validation* sebesar 70:30 didapatkan akurasi data *train* tertinggi sebesar 88% dan akurasi data *validation* tertinggi sebesar 92% dengan proses percobaan pada Gambar 10. dan plot akurasi yang ditunjukkan pada Gambar 11.

| | | | | |
|-------------|------------------------|-----------------------------|--------------|------------------|
| Epoch 0/20 | Train Accuracy: 0.4000 | Validation Accuracy: 0.5000 | Loss: 0.6160 | Val Loss: 0.5000 |
| Epoch 1/20 | Train Accuracy: 0.5000 | Validation Accuracy: 0.6000 | Loss: 0.5000 | Val Loss: 0.4000 |
| Epoch 2/20 | Train Accuracy: 0.6000 | Validation Accuracy: 0.7000 | Loss: 0.4000 | Val Loss: 0.3000 |
| Epoch 3/20 | Train Accuracy: 0.7000 | Validation Accuracy: 0.8000 | Loss: 0.3000 | Val Loss: 0.2000 |
| Epoch 4/20 | Train Accuracy: 0.8000 | Validation Accuracy: 0.9000 | Loss: 0.2000 | Val Loss: 0.1000 |
| Epoch 5/20 | Train Accuracy: 0.8500 | Validation Accuracy: 0.9500 | Loss: 0.1500 | Val Loss: 0.0500 |
| Epoch 6/20 | Train Accuracy: 0.8800 | Validation Accuracy: 0.9800 | Loss: 0.1000 | Val Loss: 0.0200 |
| Epoch 7/20 | Train Accuracy: 0.9000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0500 | Val Loss: 0.0100 |
| Epoch 8/20 | Train Accuracy: 0.9200 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0200 | Val Loss: 0.0050 |
| Epoch 9/20 | Train Accuracy: 0.9400 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0100 | Val Loss: 0.0020 |
| Epoch 10/20 | Train Accuracy: 0.9600 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0050 | Val Loss: 0.0010 |
| Epoch 11/20 | Train Accuracy: 0.9800 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0020 | Val Loss: 0.0005 |
| Epoch 12/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0010 | Val Loss: 0.0002 |
| Epoch 13/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0005 | Val Loss: 0.0001 |
| Epoch 14/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0002 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 15/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0001 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 16/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 17/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 18/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 19/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |
| Epoch 20/20 | Train Accuracy: 1.0000 | Validation Accuracy: 1.0000 | Loss: 0.0000 | Val Loss: 0.0000 |

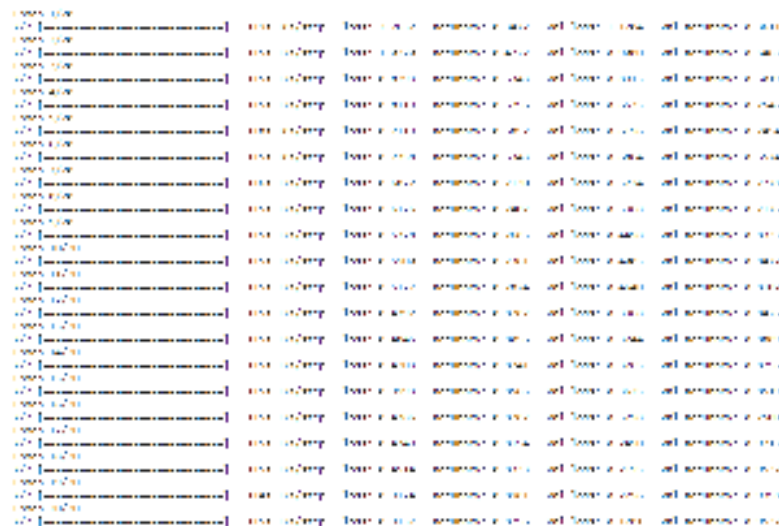
Gambar 10. Hasil Percobaan Pada Perbandingan Data 70:30



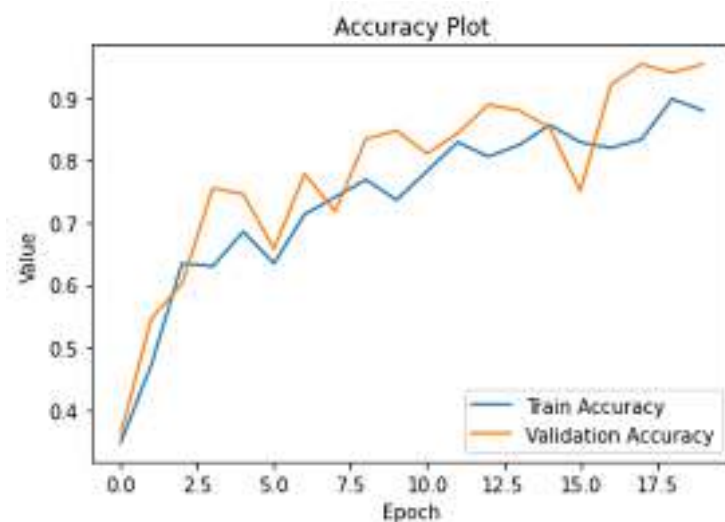
Gambar 11. Plot Akurasi Percobaan Pada Perbandingan Data 70:30

4.4 Percobaan Pada Perbandingan Data 60:40

Percobaan pada perbandingan data 60:40 dilakukan dengan menggunakan 20 *epoch* dan perbandingan antara data *train* dan data *validation* sebesar 60:40 didapatkan akurasi data *train* tertinggi sebesar 89% dan akurasi data *validation* tertinggi sebesar 95% dengan proses percobaan pada Gambar 12. dan plot akurasi yang ditunjukkan pada Gambar 13.



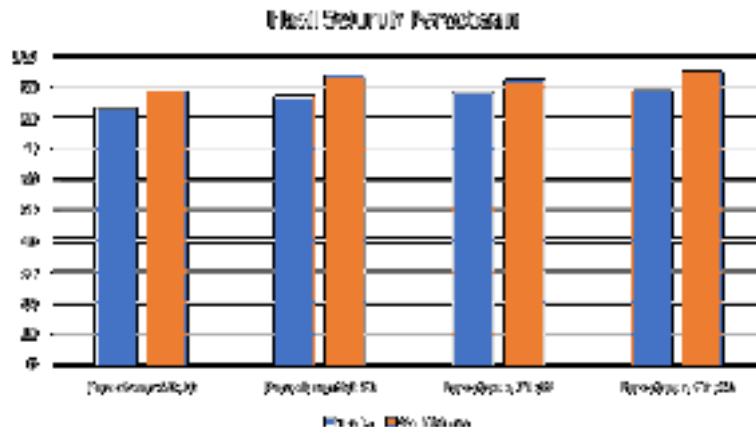
Gambar 12. Hasil Percobaan Pada Perbandingan Data 60:40



Gambar 13. Plot Akurasi Percobaan Pada Perbandingan Data 60:40

4.5 Hasil Seluruh Percobaan

Hasil dari keempat percobaan identifikasi penyakit pada daun kopi menggunakan VGG16 dengan 20 epoch dapat dilihat pada Gambar 14.



Gambar 14. Hasil Seluruh Percobaan

Dari keseluruhan hasil didapatkan model yang terbaik yaitu model dengan akurasi yang tinggi pada percobaan perbandingan data 60:40 dengan akurasi sebesar 89% pada data train dan 95 % pada data validation.

5. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan pada daun kopi dapat diambil kesimpulan yaitu metode *deep learning* VGG16 dapat melakukan identifikasi penyakit dengan nilai akurasi 89% pada percobaan perbandingan 60:40 antara data *train* dan data *validation*. Berdasarkan hasil tersebut maka *deep learning* VGG16 dapat berjalan dengan baik.

6. Daftar Pustaka

- [1] Irfansyah, D., Mustikasari, M., & Suroso, A. (2021). Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi. *Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT*, 6(2), 87-92.
- [2] Alfian, D. (2021). Sistem Pendukung Keputusan Berbasis Metode Analytical Hierarchy Process (AHP) Dalam Pemilihan Biji Kopi Berkualitas. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, 4(2), 192 - 201.
- [3] Ramadhan, M., Anwar, B., Gunawan, R., & Kustini, R. (2021). SISTEM PAKAR UNTUK MENDIAGNOSA PENYAKIT PADA TANAMAN KOPI MENGGUNAKAN METODE TEOREMA BAYES. *JOURNAL OF SCIENCE AND SOCIAL RESEARCH*, 4(2), 115-121.
- [4] Gunawan, M. D., Franz, A., & Manullang, R. R. (2020). Sistem Pakar Penyakit Tanaman Kopi (Coffea Sp)Metode Forward Chaining Berbasis Web. *Buletin Poltanesa*, 21(1), 26–31.
- [5] Ravi, D., Wong, C., Deligianni, F., Berthelot, M., Andreu-Perez, J., Lo, B., & Yang, G. Z. (2016). Deep learning for health informatics. *IEEE journal of biomedical and health informatics*, 21(1), 4-21.
- [6] Peng, H., Huang, B., Shao, Y., Li, Z., Zhang, C., Chen, Y., & Xiong, J. (2018). General improved SSD model for picking object recognition of multiple fruits in natural environment. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 34(16), 155–162.
- [7] Pardede, J., Sitohang, B., Akbar, S., & Khodra, M. L. (2021). Implementation of Transfer Learning Using VGG16 on Fruit Ripeness Detection. *International Journal of Intelligent Systems & Applications*, 13(2).
- [8] Rismiyati, R., & Luthfiarta, A. (2021). VGG16 Transfer Learning Architecture for Salak Fruit Quality Classification. *Telematika: Jurnal Informatika dan Teknologi Informasi*, 18(1), 37-48.
- [9] Subroto, D., & Liliana, L. (2021). Deteksi Aktivitas Manusia Berdasarkan Data Skeleton dengan Menggunakan Modifikasi VGG16. *Jurnal Infra*, 9(1), 122-128.
- [10] Liu, Z., Wu, J., Fu, L., Majeed, Y., Feng, Y., Li, R., & Cui, Y. (2019). Improved kiwifruit detection using pre-trained VGG16 with RGB and NIR information fusion. *IEEE Access*, 8, 2327-2336.
- [11] Abas, M. A. H., Ismail, N., Yassin, A. I. M., & Taib, M. N. (2018). VGG16 for plant image classification with transfer learning and data augmentation. *International Journal of Engineering and Technology(UAE)*, 7(4), 90–94.
- [12] Zulfah, I., Septima, R., & Syah, I. (2020). SISTEM PAKAR UNTUK MENGETAHUI TINGKAT KESUBURAN TANAH PADA JENIS TANAMAN KOPI MENGGUNAKAN METODE FUZZY LOGIC (STUDI KASUS KOTA TAKENGON). *Explore IT! : Jurnal Keilmuan Dan Aplikasi Teknik Informatika*, 12(1), 37-53.
- [13] de Andrade, D. J., da Rocha, C. M., de Matos, S. T. S., & Zanardi, O. Z. (2020). Oxymatrine-based bioacaricide as a management tool against *Oligonychus ilicis* (McGregor)(Acari: Tetranychidae) in coffee. *Crop Protection*, 134, 105182.
- [14] Sugiarti, L. (2019). IDENTIFIKASI HAMA DAN PENYAKIT PADA TANAMAN KOPI DI KEBUN PERCOBAAN FAKULTAS PERTANIAN UNIVERSITAS WINAYA MUKTI. *Jurnal Agro Wiralodra*, 2(1), 16-22.
- [15] Liu, L., Ouyang, W., Wang, X., Fieguth, P., Chen, J., Liu, X., & Pietikäinen, M. (2020). Deep Learning for Generic Object Detection: A Survey. *International Journal of Computer Vision*, 128(2), 261–318.
- [16] Zhou, L., Zhang, C., Liu, F., Qiu, Z., & He, Y. (2019). Application of Deep Learning in Food: A Review. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 18(6), 1793–1811.
- [17] Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., & Protopapadakis, E. (2018). Deep Learning for Computer Vision: A Brief Review. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018.
- [18] Tammina, S. (2019). Transfer learning using VGG-16 with Deep Convolutional Neural Network for Classifying Images. *International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP)*, 9(10), p9420.
- [19] International Coffee Organization. “Coffee Market Report”. Internet : www.ico.org/Market-Report-20-21-e.asp, 8 September, 2021 [Sep 10, 2021]
- [20] Dinas Perkebunan Provinsi Jawa Barat. “Ancaman Penyakit Karat Daun pada Tanaman Kopi”. Internet : www.disbun.jabarpov.go.id/post/view/618-id-ancaman-penyakit-karat-daun-pada-tanaman-kopi, 4 Oktober, 2020 [Sep 10, 2021]