

# IDENTIFIKASI DAN KLASIFIKASI PENYAKIT PADA TANAMAN KOPI ARABICA DENGAN METODE CNN DAN TRANSFER LEARNING DENSENET-201

Irmawan<sup>\*)</sup>, Rendiansyah, Gustini dan S. A. Harahap

Departemen Teknik Elektro, Universitas Sriwijaya Palembang  
Jl. Raya Palembang-Inderalaya Km 32, Inderalaya, Ogan Ilir, Sumatera Selatan 30662, Indonesia

<sup>\*)</sup> E-mail: [irmawan@unsri.ac.id](mailto:irmawan@unsri.ac.id)

## Abstrak

Kopi Arabica adalah tanaman tropis dengan harga jual yang relatif tinggi dan berfungsi sebagai sumber devisa bagi Indonesia. Kualitas dan produksi kopi Arabica akan terpengaruh jika rentan terhadap serangan. Penyakit yang terkait dengan perubahan iklim meliputi cuaca, suhu, kelembapan, tanah, perawatan tanaman yang tidak memadai, dan ketinggian tanah, dengan kemajuan teknologi informasi, permasalahan identifikasi dan klasifikasi jenis penyakit pada tanaman kopi dapat lebih cepat dan akurat. Metode kecerdasan buatan dapat diaplikasikan untuk membantu petani dalam mengidentifikasi berbagai jenis penyakit kopi, salah satunya metode Deep Learning. Penelitian untuk identifikasi dan klasifikasi penyakit pada bidang pertanian dengan menggunakan metode Deep Learning telah menghasilkan peningkatan yang luar biasa. Penelitian dengan memanfaatkan Deep Learning telah dilakukan untuk mendeteksi apakah daun tanaman kopi Arabica mengidap penyakit Cercospora, Leaf Rust, Miner dan Phoma atau sehat. Pengujian metode CNN dengan akurasi 94,2% dan Transfer learning Densenet-201 dengan akurasi 97,2%.

*Kata kunci:* Kopi Arabica; Deep Learning; CNN; Alexnet; Densenet-201

## Abstract

*Arabica coffee is a tropical plant with a relatively high selling price and functions as a source of foreign exchange for Indonesia. The quality and production of Arabica coffee will be affected if it is susceptible to attack. Diseases associated with climate change include weather, temperature, humidity, soil, inadequate plant care, and soil height, with advances in information technology, the problem of identifying and classifying types of diseases in coffee plants can be faster and more accurate. Artificial intelligence methods can be applied to help farmers identify various types of coffee diseases, one of which is the Deep Learning method. Research for the identification and classification of diseases in agriculture using the Deep Learning method has resulted in tremendous improvements. Research using Deep Learning has been conducted to detect whether Arabica coffee plant leaves have Cercospora, Leaf Rust, Miner and Phoma diseases or are healthy. Testing the CNN method with an accuracy of 94.2% and Transfer learning Densenet-201 with an accuracy of 97.2%.*

*Keywords:* Arabica coffee; Deep Learning; CNN; AlexNet; DenseNet-201

## 1. Pendahuluan

Pertanian merupakan salah satu sektor terpenting bagi bangsa Indonesia. Pertanian menjadi sektor penyedia ketahanan pangan masyarakat, membuka lapangan pekerjaan, menjadi instrumen pengentasan kemiskinan, serta sumber pendapatan masyarakat. Hal tersebut didukung dengan kontribusi pertanian yang sangat signifikan terhadap pencapaian tujuan program Sustainable Development Goals (SDG's) kedua, yaitu tidak ada kelaparan, mencapai ketahanan pangan, perbaikan nutrisi, serta mendorong budidaya pertanian yang berkelanjutan. Selain itu sektor pertanian memberikan kontribusi terhadap perekonomian Indonesia, dimana kehutanan, dan perikanan menyumbang sebesar 13,28 persen. Namun

pada tahun 2021, hasil Survei KSA menyatakan bahwa luas lahan panen dan produksi kopi di Indonesia mengalami penurunan sebanyak 245,47 ribu hektar (2,30 %) serta 140,73 ribu ton (0,45 %) dibandingkan dengan produksi beras tahun 2022 [1]. Adanya penurunan lahan panen serta hasil produksi tersebut tentu akan memberikan dampak bagi ketahanan pangan serta perekonomian Indonesia kedepannya.

Di era modernisasi saat ini segala hal telah terintegrasi dengan menggunakan mesin dan tidak bekerja dengan hanya mengandalkan kekuatan manusia saja, tentu sektor pertanian juga diarahkan untuk disesuaikan dengan era saat ini. Modernisasi pertanian juga sejalan dengan salah satu isu pertanian yang dibahas pada presidensi G-20 2022

dimana Indonesia menjadi tuan rumah. Kepala biro kerja sama luar negeri Kementerian Pertanian, Ade Candradijaya yang dikutip oleh [republica.co.id](http://republica.co.id) menyatakan bahwa tiga isu prioritas yang diangkat dalam deklarasi para menteri pertanian yaitu membangun sistem pangan dan pertanian yang tangguh dan berkelanjutan, mempromosikan perdagangan pangan yang terbuka, adil, dan dapat diprediksi serta transparan, serta mendorong bisnis pertanian yang inovatif melalui pertanian digital untuk memperbaiki kehidupan petani di wilayah pedesaan [2]. Pada kenyataannya beberapa kegiatan di sektor pertanian saat ini perlahan sudah mengarah ke modernisasi pertanian seperti proses pembajakan sawah, penanaman, kopi, pemupukan, hingga panen yang sudah menggunakan alat bantu mesin yang memadai. Namun mesin hanya membantu, petani tetap menjadi orang yang mengetahui kondisi lahannya serta kualitas sawahnya sehingga kegiatan pengecekan kualitas kopi masih dilakukan secara manual hingga saat ini. Pengecekan tersebut tentu sangat penting mengingat 25% gagal panen kopi terjadi akibat penyakit daun kopi [3]. Pengecekan secara manual akan menghabiskan waktu yang cukup lama sesuai luas lahan, selain itu diagnosis penyakit kopi yang dilakukan oleh petani sendiri tentu tidak akurat sehingga sampai saat ini gagal panen akibat penyakit kopi masih terus terjadi. Oleh sebab itu diperlukan sistem modernisasi pertanian untuk mendeteksi penyakit pada tanaman kopi untuk memperoleh hasil panen yang berkualitas dan mengefisienkan sistem pertanian saat ini.

Teknologi saat ini sudah memunculkan berbagai kemudahan salah satunya sistem yang disebut dengan kecerdasan buatan. Kecerdasan buatan atau kecerdasan buatan adalah sistem komputer yang mampu melakukan tugas-tugas yang biasanya membutuhkan kecerdasan manusia. Teknologi ini dapat membuat keputusan dengan cara menganalisis dan menggunakan data yang tersedia di dalam sistem [4], dengan sistem ini dapat direncanakan sebuah alat untuk mendeteksi penyakit pada pertanian dengan memprogramnya untuk mengenali berbagai penyakit pada pertanian. Jenis-jenis tanaman kopi di Indonesia ada berbagai jenis hama dan penyakit pada tanaman kopi dijelaskan dengan lengkap pada buku ini [5]. Arsitektur CNN Alexnet [6] dan [11] telah digunakan untuk klasifikasi hama pada citra daun kopi dengan tiga kelas yaitu health, rust dan red spider mite sebanyak 300 data citra daun kopi dengan akurasi 81.6%. Sistem klasifikasi hama tanaman padi menggunakan metode CNN telah digunakan juga pada [7] menggunakan data sekunder dari Google dan Instagram sebanyak 1065 citra daun padi dengan akurasi 77.33%. Klasifikasi citra penyakit daun kopi arabika dengan metode Support Vector Machine dengan seleksi fitur information gain [8] menggunakan lima kelas yaitu Leaf Miner, Leaf Rust, Phoma, Cercospora dan Healthy menggunakan ekstraksi fitur GLCM dan Color Moments menghasilkan akurasi 68,3%. Metode K-Nearest Neighbor dan ekstraksi fitur GLCM [9] untuk mengklasifikasikan biji kopi Robusta dan Arabika Lokal

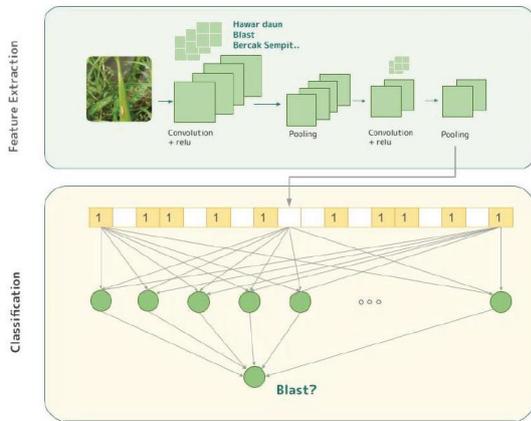
dengan 97 data citra biji kopi Robusta dan 97 data citra biji kopi Arabika menghasilkan akurasi 95%. Identifikasi penyakit pada daun kopi menggunakan Deep Learning VGG16 telah dilakukan pada [10] dengan perbandingan 60:40 anatar data train dan data validation mendapatkan hasil akurasi 89%. Identifikasi penyakit pada daun kopi menggunakan metode ekstraksi ciri local Binary Pattern dan metode klasifikasi Random Forest menggunakan data citra daun sebanyak 240 [12] telah dilakukan dengan tiga jenis kelas penyakit yaitu Leaf Bligh, Leaf Miner dan Leaf Rust diperoleh akurasi 95.83% dan paper selanjutnya [13] dengan judul Klasifikasi penyakit daun kopi menggunakan kombinasi ekstraksi fitur Haralick, Color Histogram dan Random Forest untuk dua kelas penyakit yaitu Leaf Miner dan Leaf Rust menggunakan data sekunder dari *dataset disease and pest in coffee leaves* diperoleh tingkat prediksi akurasi 96%.

Dari penelitian sebelumnya belum ada yang membuat aplikasi dalam bentuk grafic user interface, oleh sebab itu penulis memiliki gagasan untuk merancang grafik user interface (GUI) yang merupakan aplikasi berbasis kecerdasan buatan untuk mendeteksi penyakit pada tanaman kopi dan mengusulkan model arsitektur Deep Learning DenseNet-201 yang belum dicoba dan diuji untuk identifikasi dan klasifikasi penyakit pada citra daun kopi Arabika. Sistem aplikasi ini dirancang untuk dapat mendeteksi kondisi sehat kopi dan 4 penyakit tanaman kopi yang paling umum dan menyebabkan dampak besar bagi kegagalan panen hingga saat ini, 4 penyakit tanaman kopi tersebut yaitu Cercospora, Leaf Rust, Miner dan Phoma. Sistem kecerdasan buatan ini nantinya akan diintegrasikan dengan aplikasi android yang cukup umum dan mudah untuk diakses oleh para petani mengingat penggunaan android sudah merambah ke seluruh kalangan termasuk para petani saat ini. Inovasi ini diharapkan dapat memberikan kemudahan bagi para petani muda dalam kegiatan pengecekan tanaman kopi sehingga jumlah gagal panen dapat diminimalisir serta akan terjadi peningkatan hasil pertanian kopi di Indonesia.

Pengambilan data primer penyakit pada citra daun kopi Arabika diambil di perkebunan Kopi daerah Pagar Alam, Sumatera Selatan, dengan dibantu dua orang ahli dari dinas pertanian untuk memastikan jenis penyakit pada citra daun kopi Arabika.

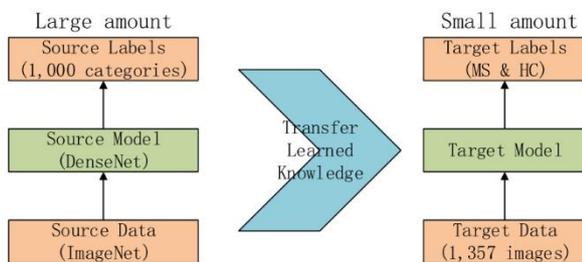
Convolutional Neural Network (CNN) merupakan arsitektur jaringan untuk pembelajaran mendalam yang belajar langsung dari data, dengan menghilangkan kebutuhan untuk melakukan ekstraksi fitur secara manual [14]. CNN selain untuk klasifikasi juga bisa digunakan untuk mendeteksi dan mengenali object pada sebuah gambar. Convolutional Neural Network adalah algoritma pembelajaran mendalam yang populer, umumnya digunakan untuk menganalisis citra seperti pengenalan objek, klasifikasi objek, dan banyak lagi bidang-bidang

lainnya [15]. Pada gambar 1 dijelaskan bagaimana cara kerja dari CNN.



Gambar 1. Arsitektur CNN

Transfer Learning adalah metode pembelajaran mendalam [16] di mana model yang telah dilatih sebelumnya digunakan kembali. Ide dasar Transfer Learning ditunjukkan pada gambar 2. Pada intinya adalah menggunakan model yang telah dilatih sebelumnya yang relatif kompleks dan berhasil, dilatih dari sejumlah besar sumber data, misalnya ImageNet, dan kemudian “mentransfer” pengetahuan yang dipelajari ke tugas yang relatif sederhana dengan sejumlah kecil data.



Gambar 2. Transfer learning

Tiga atribut penting untuk membantu transfer: (i) Keberhasilan model yang telah dilatih sebelumnya membantu pengguna menghilangkan penyetulan hyper-parameter; (ii) Lapisan awal dalam model yang telah dilatih sebelumnya dapat dianggap sebagai ekstraktor fitur yang membantu mengekstraksi fitur tingkat rendah, seperti tepian, rona, gumpalan, corak, dan tekstur; (iii) Model target mungkin hanya perlu melatih ulang beberapa lapisan terakhir dari model yang telah dilatih sebelumnya, karena kami yakin beberapa lapisan terakhir melaksanakan tugas identifikasi yang kompleks.

Pengenalan arsitektur CNN dan DenseNet-201 [17] dijelaskan secara lengkap. Namun, dalam CNN tradisional, semua lapisan terhubung secara bertahap seperti pada persamaan-1, yang membuat jaringan sulit untuk masuk lebih dalam dan lebih luas, karena mungkin

akan menghadapi masalah ledakan atau hilangnya gradien. Kemudian, ResNet menawarkan ide untuk menggunakan koneksi pintasan dengan melewati setidaknya dua lapisan. Gambar 3 menunjukkan strukturnya, yang masukannya adalah  $x_{l-1}$  dan keluaran setelah dua lapisan konvolusi  $H_l(x_{l-1})$  ditambahkan dengan pintasan ke lapisan masukan  $x_{l-1}$ , sehingga penjumlahannya adalah keluaran dari lapisan ke-l, seperti yang diungkapkan pada persamaan-2.

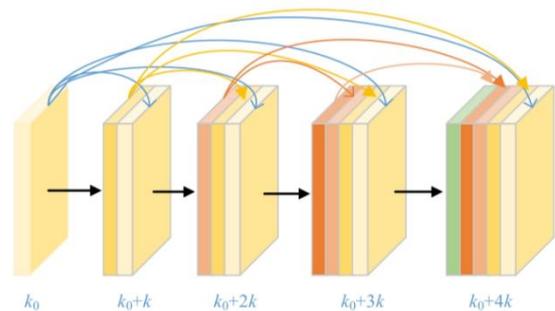
Kemudian, DenseNet-201 merevisi model lebih lanjut dengan menggabungkan semua peta fitur secara berurutan, bukan menjumlahkan peta fitur keluaran dari semua lapisan sebelumnya seperti yang diungkapkan dalam persamaan-3

$$x_l = H_l(x_{l-1}) \quad (1)$$

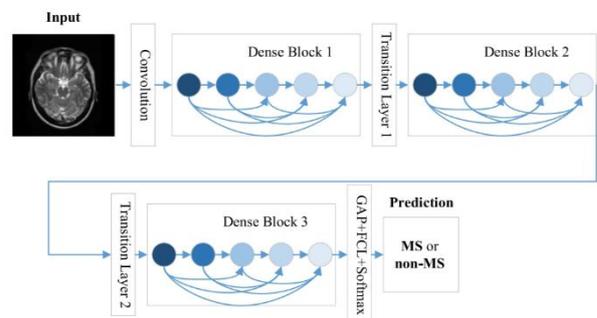
$$x_l = H_l(x_{l-1}) + x_{l-1} \quad (2)$$

$$x_l = H_l([x_0, x_1, x_2, \dots, x_{l-1}]) \quad (3)$$

dimana,  $l$  berarti indeks lapisan dan  $H$  berarti operasi non-linier,  $x_l$  mewakili fitur lapisan ke- $l$ .



Gambar 3. Struktur Blok Dense (Lapisan pertama memiliki peta fitur  $k_0$ , lapisan kedua memiliki peta fitur  $k_0+k$ , dan lapisan terakhir memiliki peta fitur  $k_0+4k$ ).

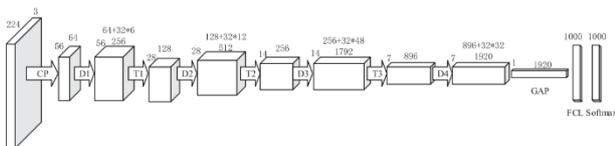


Gambar 4. Hubungan Blok Dense dan Lapisan Transisi (GAP = global average pooling; FCL = fully connected layer; MS = multiple sclerosis)

Dengan mempertimbangkan Persamaan-3, DenseNet-201 menawarkan rangkaian semua peta fitur dari lapisan sebelumnya, yang berarti, semua peta fitur disebarkan ke

lapisan berikutnya dan terhubung ke peta fitur yang baru dibuat. DenseNet-201 yang baru dikembangkan memperkenalkan beberapa keunggulan seperti penggunaan kembali fitur dan mengurangi masalah hilangnya gradien. Namun, agar struktur DenseNet-201 layak, perubahan berikut harus dilakukan, termasuk pengambilan sampel peta fitur untuk memungkinkan penggabungan. Jika ukuran peta fitur terus berubah, maka operasi penggabungan tidak mungkin dilaksanakan.

Kemudian, ide Blok Dense diajukan untuk mewujudkan down-sampling. Di antara Blok Dense terdapat lapisan transisi, yang meliputi operasi: normalisasi batch, konvolusi, dan operasi pengumpulan seperti yang ditunjukkan pada gambar 5. Sementara itu, kami menawarkan gambar 3 untuk mengilustrasikan kasus Blok Dense, di mana nomor lapisannya adalah 5 dan tingkat pertumbuhan ditetapkan sebagai  $k$ . Setiap lapisan menerima peta fitur dari semua lapisan sebelumnya. Dari gambar 3, kita dapat menemukan bahwa  $k$  peta fitur dihasilkan untuk setiap operasi  $H_1$ . Karena ada lima lapisan pada gambar 3, kita bisa mendapatkan peta fitur  $k_0 + 4k$ .  $k_0$  adalah jumlah peta fitur dari lapisan sebelumnya. Nilai default  $k$  pada penelitian ini adalah 32.



Gambar 5. Model DenseNet-201

Jenis Penyakit Tanaman kopi Pada Citra daun

### 1. Rust (Karat Daun)



Gambar 6. Karat Daun Kopi

Ahli patologi dan peneliti melakukan tur keliling perkebunan kopi, Ahli patologi mengidentifikasi karat daun kopi dengan mengamati daun yang bercak kecil berwarna kuning-oranye dan berbentuk tepung seperti pada gambar 6. Ahli patologi memeriksa daun yang terdapat bercak klorotik pada permukaan atas dan bintil karat pada permukaan bawah daun. Gambar daun tersebut diambil dan kemudian diberi label Rust. Ahli patologi menjelaskan, karat/Rust disebabkan oleh hemileia broadatrix dan menyebar ke bagian bawah daun melalui

angin dan air hujan. Setelah diidentifikasi, gambar daun yang terserang diambil menggunakan kamera digital. Sebanyak 8337 gambar diambil dan diproses di kelas ini. Gambar 6 ini menunjukkan gambar daun yang terkena karat.

### 2. Phoma (Hawar Daun)

Peneliti bersama ahli patologi tanaman berpindah-pindah lahan dan menggunakan metode observasi untuk mengidentifikasi daun yang pohonnya mulai mati dari ujung daun. Menurut ahli patologi, daun yang mati dari ujung ke arah sisi yang lain merupakan indikasi kuat bahwa daun tersebut menderita foma. Daun-daun tersebut diidentifikasi dan gambarnya diambil menggunakan kamera digital untuk diproses lebih lanjut. Sebanyak 6572 gambar diambil dan diproses di kelas ini. Gambar 7 menunjukkan gambar daun yang terserang Phoma.



Gambar 7. Phoma

### 3. Miner (Pengorok Daun)

Selama masa makan larva penambang menurut ahli patologi, terdapat bekas kuning yang tertinggal di bawah epidermis daun kopi. Dengan uraian tersebut, ahli patologi tanaman menelusuri seluruh perkebunan kopi dan menggunakan observasi untuk mengidentifikasi daun yang terserang. Daun yang teridentifikasi difoto menggunakan kamera digital dan disimpan untuk diproses lebih lanjut. 16.979 gambar dikumpulkan dan diproses untuk kelas ini. Gambar 8 menunjukkan gambar daun yang terkena Miner.



Gambar 8. Miner

### 4. Cescospora (Bercak Daun)

Metode observasi digunakan untuk mengidentifikasi penyakit ini pada daun kopi. Menurut ahli patologi, munculnya bintik-bintik abu-abu melingkar dengan bagian tengah berwarna coklat atau putih merupakan indikasi kuat

adanya *Cescospora*. Dengan adanya gambaran tersebut, para peneliti bersama dengan ahli patologi melakukan tur ke seluruh ladang kopi untuk mengidentifikasi daun-daun tersebut dan mengambil gambarnya menggunakan kamera digital mengikuti metode yang digunakan. Sebanyak 7682 dikumpulkan dan diproses untuk kelas ini. Gambar 9 menunjukkan gambar daun yang terkena *Cescospora*.



Gambar 9. *Cescospora*

### 5. Healthy (Sehat)

Kondisi sehat pada daun kopi tidak ada bercak apapun, seperti terlihat pada gambar 10.

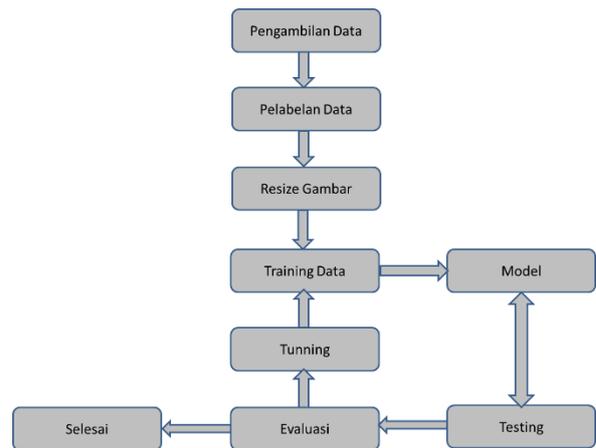


Gambar 10. Daun sehat

## 2. Metode

### 2.1. Pengumpulan Data

Diagram alir penelitian ini seperti digambarkan pada gambar 11. Penelitian ini pertama menggunakan data sekunder dari Dataset Arabica Coffee Plantation sebagai data training untuk pengujian dari algoritma Deep Learning yang dirancang. Dataset ini memiliki total 58.555 gambar 46.844 (80%) diantaranya digunakan untuk melatih model. Semua gambar terbagi menjadi 5 kelas yaitu 4 jenis penyakit dan 1 tumbuhan sehat seperti pada tabel 1. Sisanya sebanyak 11.711 (20%) gambar akan digunakan untuk melakukan test model terhadap data yang sudah dilatih.



Gambar 11. Metodologi penelitian

Selanjutnya pengambilan data primer secara langsung menggunakan kamera hp dan kamera digital seperti pada tabel 2. Jumlah data yang diambil sebanyak 1000 gambar untuk setiap kelasnya, jadi total 5000 gambar akan digunakan untuk melakukan test model terhadap data yang sudah dilatih. Data diambil dari lapangan menggunakan kamera digital, dan kamera hp, dengan pembagian 80% sebagai data latih (4000 gambar) dan 20% sebagai data uji (1000 gambar).

Pengambilan data primer penyakit pada citra daun kopi Arabika diambil di perkebunan Kopi daerah Pagar Alam, Sumatera Selatan, dengan dibantu dua orang ahli dari dinas pertanian untuk memastikan jenis penyakit pada citra daun kopi Arabika.

Tabel 1. Data sekunder dari Dataset Arabica Coffee Plantation

No	Nama Kelas	Jumlah Gambar
1	Rust (Karat Daun)	8.337
2	Phoma (Hawar Daun)	7.682
3	Miner (Pengorok Daun)	16.979
4	<i>Cescospora</i> (Bercak Daun)	6572
5	Healthy (Sehat)	18.985
Total		58.555

Tabel 2. Data primer pengambilan langsung

No	Nama Kelas	Jumlah Gambar
1	Rust (Karat Daun)	1000
2	Phoma (Hawar Daun)	1000
3	Miner (Pengorok Daun)	1000
4	<i>Cescospora</i> (Bercak Daun)	1000
5	Healthy (Sehat)	1000
Total		5000

### 2.2. Pelabelan Data

Pelabelan data adalah proses mengidentifikasi data mentah (gambar, file teks, video, dan lain lain.) serta menambahkan satu atau beberapa label yang bermakna dan informatif untuk memberikan konteks agar model *machine*

learning dapat belajar darinya. Misalnya, label mungkin menunjukkan apakah citra pada daun kopi terindikasi ada penyakit atau sehat. Pelabelan data diperlukan untuk memastikan jenis penyakit atau kondisi sehat. Dalam *machine learning*, set data yang dilabeli dengan benar yang digunakan sebagai standar objektif untuk melatih dan menilai model tertentu sering disebut “*ground truth*.” Keakuratan model terlatih kita akan tergantung pada keakuratan *ground truth* sehingga sangat penting untuk mengalokasikan waktu dan sumber daya guna memastikan bahwa pelabelan data sangat akurat. Pada penelitian ini untuk memudahkan proses anotasi menggunakan aplikasi khusus anotasi yang bernama *labelimg* [6].

### 2.3. Resize Gambar

Resize gambar atau penskalaan merupakan proses mengubah ukuran citra menjadi lebih kecil. Pada proses *resize* atau penskalaan pada penelitian ini tidak menggunakan metode khusus. Proses untuk melakukan *resize* citra penyakit pada daun kopi Arabika menggunakan aplikasi online *iloveimg.com*. Semua citra akan diubah ukurannya menjadi 128x128 piksel

### 2.4. Training Data

Proses training atau dikenal sebagai dataset pelatihan, set pembelajaran dan set pelatihan, merupakan bagian dalam kumpulan dataset yang disediakan untuk menjadi bahan pembelajaran model agar model dapat menggeneralisasi (menemukan pola) data sehingga nantinya dapat digunakan untuk memprediksi data baru. Pada data sekunder, 46.844 data citra daun (80%) untuk data latih dan 11.711 data citra daun (20%) untuk data uji. Pada data primer, 4000 data citra daun (80 %) dan 1000 data citra daun (20 %) untuk data uji.

### 2.5. Model dan Testing

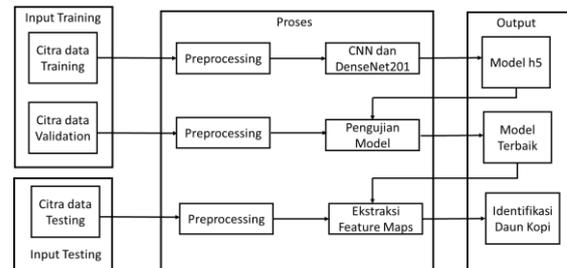
Dari hasil proses simulasi training data dengan memberikan parameter yang terbaik akan didapatkan model jaringan terlatih yang akan digunakan untuk menguji data uji/testing.

### 2.6. Evaluasi Model

Evaluasi model ini digunakan untuk mengukur ketepatan atau jumlah error yang ada pada model yang sudah kita bangun. Hal ini bertujuan agar kita mengetahui seberapa optimal model kita untuk memecahkan suatu permasalahan. Selain itu disini kita bisa menguji kehandalan dataset yang kita punya. Apakah dataset tersebut relevan dan handal untuk diekstrak pengetahuannya. Dalam evaluasi object detection standar yang biasa digunakan adalah MSE (mean square error).

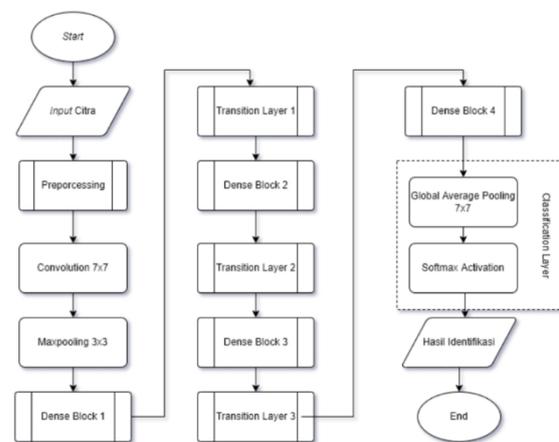
### 2.7. Perancangan Model CNN dan DenseNet-201

Pada penelitian ini terdapat beberapa tahapan untuk mendeteksi penyakit daun kopi yang didasarkan pada beberapa penelitian terdahulu. Tahapan secara umum untuk mengidentifikasi penyakit daun kopi ada pada gambar 12.



Gambar 12. Tahapan proses klasifikasi

Input training merupakan bagian pada tahap training data dengan memasukkan citra data training dan validation ke dalam preprocessing data. Preprocessing data yang dilakukan antara lain mengubah ukuran citra menjadi 128x128 piksel dan menormalisasi data yang sudah diresize. Pada bagian citra data training terdapat proses classification dan feature extraction yang dilakukan menggunakan model DenseNet-201. Operasi umum yang terdapat pada model DenseNet-201 yakni batch normalization, ReLU Activation, dan proses convolution.



Gambar 13. Diagram Alir DenseNet-201

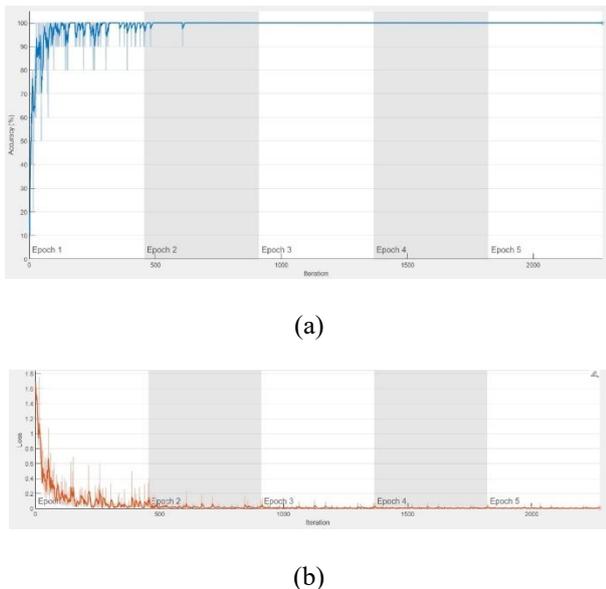
Layer yang terdapat pada model DenseNet-201 adalah dense block 1, transition layer 1, dense block 2, transition layer 2, dense block 3, transition layer 3, dense block 4 dan classification layer yang nantinya menghasilkan model yang sudah di training dengan model h5 karena ada lima layer yang digunakan pada struktur Block dense. Pengujian model dilakukan pada data validation proses. Output yang dihasilkan dari proses tersebut adalah model terbaik dalam sisi bobot. Citra data testing akan diubah ukurannya menjadi 128x128 piksel dan dinormalisasikan dengan

memasukkannya pada tahap preprocessing. Kemudian akan dilakukan ekstraksi feature maps dengan cara mengambil nilai bobot terbaik dari data training yang nantinya akan menghasilkan output klasifikasi penyakit pada daun kopi arabika.

Pada gambar 13 diilustrasikan flowchart algoritma DenseNet-201 dalam menentukan identifikasi penyakit daun kopi arabika. Tahapan dari model DenseNet-201 dimulai dengan input citra dan preprocessing, lalu dilakukannya operasi convolution 7x7 dengan strides 2. Selanjutnya akan dilakukan proses max pooling 3x3 dengan stides 2 yang nantinya akan mendapatkan nilai matriks, nilai matriks ini akan diproses ke dalam layer dense block 1, transition layer 1, dense block 2, transition layer 2, dense block 3, transition layer 3, dense block 4. Nilai matriks selanjutnya akan diproses ke dalam classification layer dengan operasi global average pooling 7x7 dan kemudian masuk ke dalam softmax activation. Softmax activation merupakan layer terakhir pada model DenseNet-201 yang digunakan untuk menentukan kelas klasifikasi.

### 3. Hasil dan Analisa

Algoritma yang digunakan pada penelitian pendeteksi penyakit tanaman pangan ini menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur Alexnet dan Pretrained DenseNet-201. Keunggulan dari algoritma CNN ialah pada kemampuannya yang baik dan cepat dalam mendeteksi pola pada suatu gambar.



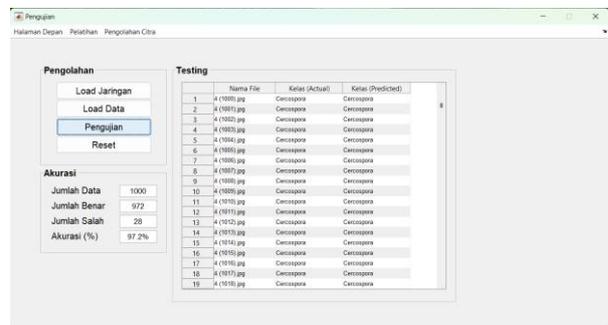
**Gambar 14. (a) Grafik Peningkatan Akurasi dan (b) Penurunan Loss Model DenseNet-201**

Proses *training* dilakukan dengan melibatkan dua *callbacks* yaitu *early stopping callback* dan *reduce learning rate on plateau callback*. Kedua algoritma CNN ini

berperan penting untuk meningkatkan kinerja algoritma pada saat proses training. *Reduce learning rate on plateau callback* akan menurunkan *learning rate* sampai ke angka  $10^{-5}$  sehingga algoritma dapat meningkatkan akurasi dan mengurangi loss. *Early stopping callback* berfungsi menghentikan proses *training* jika tidak terjadi peningkatan yang signifikan agar tidak menimbulkan *overfitting*.

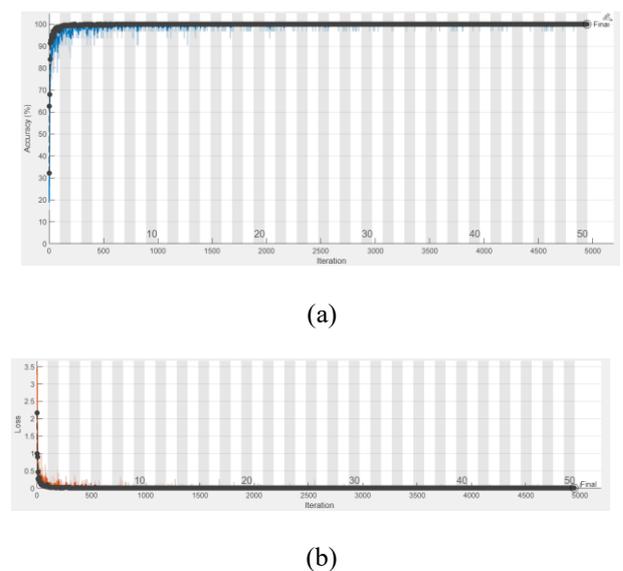
Grafik peningkatan akurasi dan penurunan loss seiring dengan penambahan epoch/iterasi dapat dilihat pada gambar 14 untuk model DenseNet dan 16 untuk model CNN.

Model DenseNet-201 memiliki tingkat akurasi dalam mengenali penyakit pada tanaman dengan rata-rata akurasi mencapai 97,2 % dan loss tidak lebih dari 0.22 %.



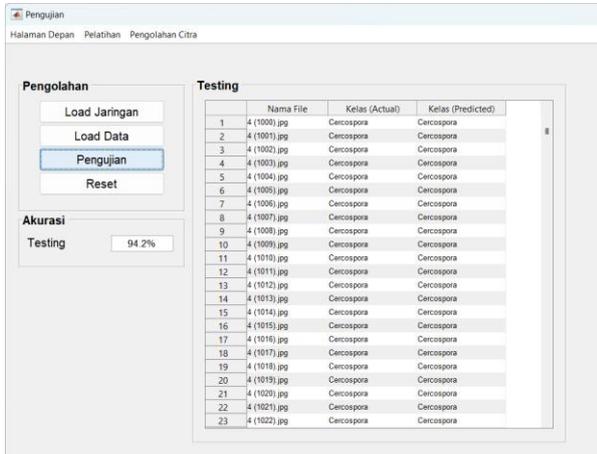
**Gambar 15. GUI pengujian data Model DenseNet-201**

Pada gambar 15 tampilan GUI pengujian data dari 1000 data uji dengan Model DenseNet-201, ada 972 data yang benar dan 28 data yang salah, akurasi yang didapatkan 97,2%.



**Gambar 16. (a) Grafik Peningkatan Akurasi dan (b) Penurunan Loss Model CNN**

Model CNN memiliki tingkat akurasi dalam mengenali penyakit pada tanaman dengan rata-rata akurasi mencapai 94,2 % dan loss tidak lebih dari 0.22 %.



**Gambar 17.** GUI pengujian data Model CNN

Pada tampilan GUI pengujian data dari 1000 data uji dengan Model DenseNet-201, ada 942 data yang benar dan 58 data yang salah, akurasi yang didapatkan 94,2%.

Terlihat dari grafik pengujian tingkat akurasi menggunakan Model DenseNet-201 lebih baik dibandingkan Model CNN. Bila dibandingkan dengan hasil penelitian sebelumnya yang dijelaskan dibagian pendahuluan, maka metode model DenseNet-201 menghasilkan akurasi tertinggi 97.2 %. Berikut tabel 3 perbandingan metode yang telah dilakukan oleh penelitian sebelumnya dan metode yang kami usulkan.

**Tabel 3.** Perbandingan metode

No	Nama Metode/Model	Hasil akurasi
1	CNN	81.6 %
2	Support Vector Machine	68,3 %
3	KNN dan GLCM	95 %
4	VGG16	89 %
5	local Binary Pattern dan Random Forrest	95 %
6	DenseNet-201 (Metode yang diusulkan)	97.2 %

## 4. Kesimpulan

Kopi adalah tanaman tropis dengan harga jual yang relatif tinggi dan berfungsi sebagai sumber devisa bagi Indonesia. Kualitas dan produksi kopi akan terpengaruh jika rentan terhadap serangan. Penyakit yang terkait dengan perubahan iklim meliputi cuaca, suhu, kelembapan, tanah, perawatan tanaman yang tidak memadai, dan ketinggian tanah. Seiring dengan kemajuan teknologi, hal itu menjadi semakin diperlukan. Metode kecerdasan buatan dapat diaplikasikan untuk membantu petani dalam mengidentifikasi berbagai jenis penyakit kopi, salah satunya metode Deep Learning. Penelitian untuk

identifikasi dan klasifikasi penyakit pada bidang pertanian dengan menggunakan metode Deep Learning telah menghasilkan peningkatan yang signifikan. Penelitian dengan memanfaatkan Deep Learning telah dilakukan untuk mendeteksi apakah daun tanaman kopi Arabica mengidap penyakit Cercospora, Leaf Rust, Miner dan Phoma atau sehat. Pengujian metode CNN dengan akurasi 94,2% dan Transfer learning Densenet-201 dengan akurasi 97,2%.

Keterbatasan penelitian ini masih terbatasnya data primer citra penyakit pada daun kopi Arabica, sehingga bisa ditambahkan untuk menghindari overfitting dan meningkatkan hasil akurasi. Untuk pengembangan penelitian selanjutnya dapat dilakukan dengan jenis kopi Robusta menggunakan metode yang sama atau berbeda untuk perbandingan.

## Referensi

- [1]. Ruvananda AR, Taufiq. Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi impor beras di Indonesia. 2022;19(2):195-204.
- [2]. Thoriq A, Sugandi WK, Sampurno RM, Soleh. Peningkatan Pengetahuan Dan Tindakan Petani Dalam Budi Daya Tanaman Kopi Berbasis Agroforestri. 2020;17(3):209-19.
- [3]. Faizin A, Maghfiroh. Pengaruh rorak terhadap serangan hama pada tanaman kopi Robusta (*Coffea robusta* L.). 2023;5(2):54-67.
- [4]. Lubis MSY, editor Implementasi Kecerdasan buatan Pada System Manufaktur Terpadu. Prosiding Seminar Nasional Teknik UISU (SEMNASTEK); 2021.
- [5]. Solichah C, Wicaksono D, Waluya W, Brotodjojo R. Pengendalian Hayati Hama dan Penyakit Tanaman Kopi. 2020.
- [6]. Irfansyah D, Mustikasari M, Suroso. Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi. 2021;6(2):87-92.
- [7]. Yuliany S, Rachman A. Implementasi Deep Learning pada Sistem Klasifikasi Hama Tanaman Kopi Menggunakan Metode Convolutional Neural Network (CNN). 2022;13(1):54-65.
- [8]. Murni S, Widiyanto D, Dewi CNP, editors. Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kopi Arabika Menggunakan Support Vector Machine (SVM) dengan Seleksi Fitur Information Gain. Prosiding Seminar Nasional Mahasiswa Bidang Ilmu Komputer dan Aplikasinya; 2022.
- [9]. Jatmoko C, Sinaga D, editors. Metode K-Nearest Neighbor dan Ekstraksi Fitur GLCM untuk Mengklasifikasikan Biji Kopi Robusta dan Arabika Lokal. Seminar Nasional Teknologi dan Multidisiplin Ilmu (SEMNASTEKMU); 2022.
- [10]. Windiawan R, Suharso. Identifikasi penyakit pada daun kopi menggunakan metode Deep Learning VGG16. 2021;13(2):43-50.
- [11]. Fatchurrachman A, Udjulawa. Identifikasi Penyakit Pada Tanaman Kopi Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Metode Convolution Neural Network. 2023;3(2):151-9-9.

- [12]. Wahyuningtyas B, Tritoasmoro II, Ibrahim NJeoE. Identifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Metode Local Binary Pattern Dan Random Forest. 2023;9(6).
- [13]. Wildah SK, Latif A, Mustopa A, Suharyanto S, Maulana MS, Sasongko AJJ. Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Menggunakan Kombinasi Haralick, Color Histogram dan Random Forest. 2023;11(1):36-41.
- [14]. Pathak AR, Pandey M, Rautaray S. Application of Deep Learning for object detection. 2018;132:1706-17.
- [15]. O'shea K, Nash RJ. An introduction to convolutional neural networks. 2015.
- [16]. Alom MZ, Taha TM, Yakopcic C, Westberg S, Sidike P, Nasrin MS, et al. The history began from alexnet: A comprehensive survey on Deep Learning approaches. 2018.
- [17]. Ying W, Zhang Y, Huang J, Yang Q, editors. Transfer learning via learning to transfer. International conference on machine learning; 2018: PMLR.