

**KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN KOPI MENGGUNAKAN
METODE *VISION TRANSFORMER (ViT)***

SKRIPSI

OLEH:

**MUHAMMAD RIFQI
198160059**



**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
2024**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

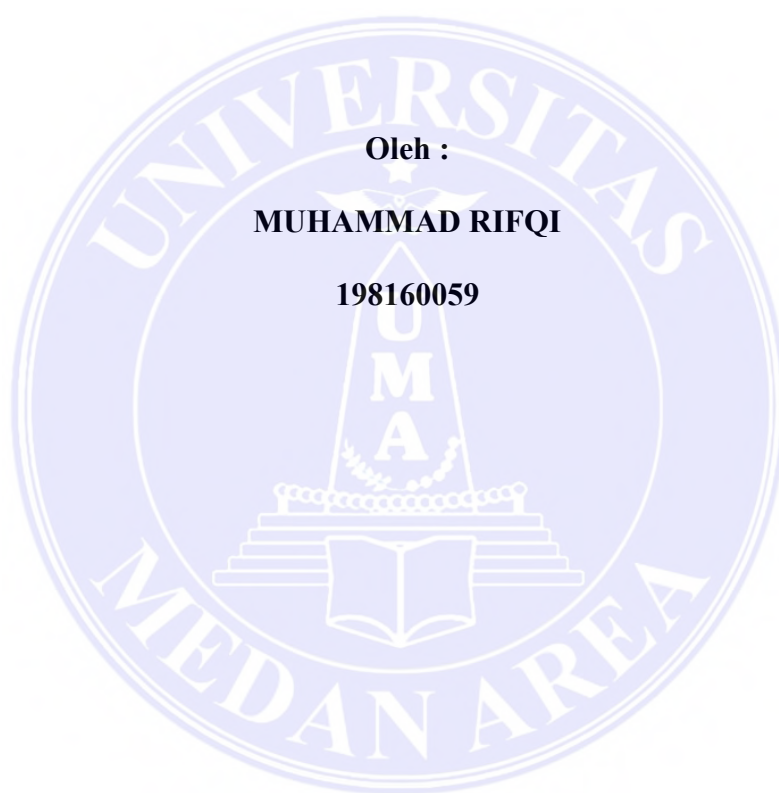
Document Accepted 3/7/24

Access From (repository.uma.ac.id)3/7/24

KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN KOPI MENGGUNAKAN METODE *VISION TRANSFORMER* (ViT)

SKRIPSI

**Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat Untuk Mmeperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik Universitas Medan Area**



Oleh :

MUHAMMAD RIFQI

198160059

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
2024**

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

1. Dilarang Mengutip sebagian atau seluruh dokumen ini tanpa mencantumkan sumber
2. Pengutipan hanya untuk keperluan pendidikan, penelitian dan penulisan karya ilmiah
3. Dilarang memperbanyak sebagian atau seluruh karya ini dalam bentuk apapun tanpa izin Universitas Medan Area

Document Accepted 3/7/24

Access From (repository.uma.ac.id)3/7/24

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun sebagai syarat memperoleh gelar sarjana merupakan hasil karya tulis saya sendiri. Adapun bagian-bagian tertentu dalam penulisan skripsi ini yang saya kutip dari hasil karya orang lain telah dituliskan sumbernya dengan jelas sesuai dengan norma, kaidah, dan etika penulisan ilmiah.

Saya bersedia menerima sanksi pencabutan gelar akademik yang saya peroleh dan sanksi-sanksi lainnya dengan peraturan yang berlaku apabila dikemudian hari ditemukan adanya plagiat dalam skripsi ini.

Medan, 28 Maret 2024



Penulis

Muhammad Rifqi
198160059

**HALAMAN PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
TUGAS AKHIR/SKRIPSI/TESIS UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS**

Sebagai sivitas akademik Universitas Medan Area, saya yang bertanda tangan dibawah ini :

Nama : Muhammad Rifqi
NPM : 198160059
Fakultas : Teknik
Program Studi : Teknik Informatika
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneklusif (Non-exclusive Royalty-Free Right)** atas karya ilmiah saya yang berjudul : **“Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Metode *Vision Transformer*”**. Bersama dengan perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihkan media/format, mengelola dalam bentuk pangkalan *database*, memelihara, dan mempublikasikan skripsi saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan sebagai pemilik Hak Cipta. Demikian pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Dibuat di : Medan
Pada tanggal : 28 Maret 2024
Yang menyatakan




Muhammad Rifqi
198160059

LEMBAR PENGESAHAN

Judul Skripsi : Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Metode
Vision Transformer

Nama : Muhammad Rifqi
NPM : 198160059
Fakultas : Teknik Informatika

Disetujui Oleh
Komisi
Pembimbing


Muhathir, ST., M. Kom
Pembimbing


Drs. H. Subriatno, ST., M.T
Dekan Fakultas Teknik


Rifqi, Muhammad, S. Kom, M. Kom
Ka. Prodi Teknik Informatika

Tanggal Lulus : 28 Maret 2024

KATA PENGANTAR

Puji syukur penulis panjatkan kepada Tuhan Yang Maha Kuasa atas segala karunia-Nya sehingga skripsi ini berhasil diselesaikan. Tema yang dipilih dalam penelitian ini ialah *Deep Learning* dengan judul “Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi Menggunakan Metode Vision Transform”.

Skripsi ini adalah salah satu syarat untuk menyelesaikan pendidikan untuk mencapai gelar sarjana di Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area. Pada kesempatan ini penulis mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng, M.Sc. selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr. Eng. Supriatno, ST., M.T selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area.
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika Universitas Medan Area.
4. Bapak Muhathir, ST, M.Kom selaku Dosen pembimbing yang telah membantupenulis dari segi materi dan moril sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini.
5. Untuk Kedua Orang Tua Saya, Bapak Mompang Tua Parlagutan S.Kep., Ners, M. Kep dan Ibu Erna Wati yang tiada henti memberikan doa yang terbaik.
6. Seluruh Dosen dan Staf Program Studi Teknik Informatika Universitas MedanArea.

7. Kepada Abang dan Kakak Saya, Muhammad Anggia Harahap SH dan Raysah Nabila SE, Putri Nazla Ulfa SM, yang telah mendukung saya.
8. Kepada Wildhani Arfah yang telah memberikan semangat dan mensupport dalam pembuatan skripsi tersebut.
9. Seluruh teman-teman yang sudah memberikan dukungannya selama penulisan proposal skripsi ini, khususnya teman-teman Teknik Informatika angkatan 2019.
10. Seluruh pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang membantu dalam penyelesaian skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa tugas akhir/skripsi ini masih memiliki kekurangan, Oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun sangat penulis harapkan untuk kesempurnaan tugas akhir/skripsi ini. Penulis juga berharap pada tugas akhir/skripsi ini dapat bermanfaat bagi kalangan pendidikan maupun masyarakat. Penulis ucapkan terima kasih.

Medan, 28 Maret 2024

Penulis



Muhammad Rifqi
198160059

ABSTRAK

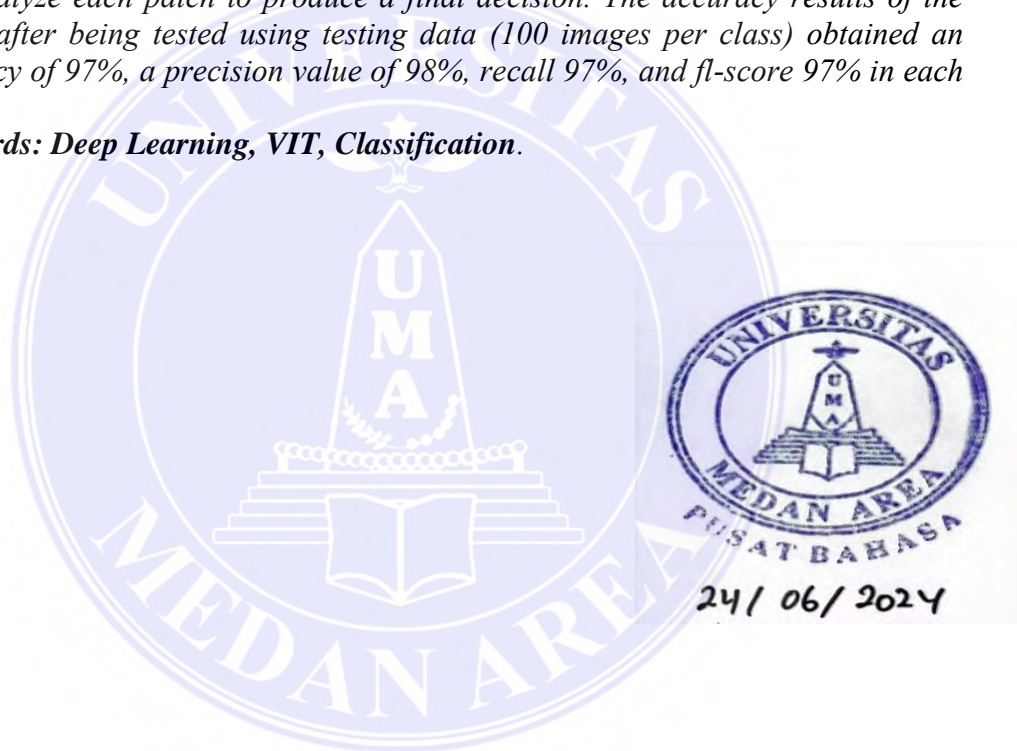
Tanaman kopi merupakan suatu jenis tanaman yang terdapat di daerah tropis dan subtropis yang membentang di sekitar garis equator, dan dapat hidup pada dataran rendah sampai dataran tinggi. Sebagai negara tropis, Indonesia merupakan salah satu negara penghasil kopi terbesar ke-3 di dunia setelah negara Vietnam dan Brazil. Ini adalah bagian dari bidang visi komputer dan pembelajaran mesin, di mana tujuannya adalah untuk mengajarkan komputer untuk mengenali dan membedakan objek atau pola dalam gambar serta proses untuk pengelompokan sejumlah *pixel* atau *picture element* pada sebuah citra menjadi kelas-kelas, pada masing-masing kelas mendiskripsikan suatu entitas yang mempunyai karakter agar dapat dikenali. Arsitektur ViT menonjol dalam metode klasifikasi citra melalui penggunaan teknik *patching*. *Patching*, yang melibatkan pembagian citra menjadi sejumlah kecil bagian seragam yang disebut sebagai "*patches*", menjadi fokus utama dalam pembelajaran komputer. Melalui proses ini, komputer mampu memahami dan menganalisis setiap patch untuk menghasilkan keputusan akhir Hasil akurasi dari *model* setelah diuji menggunakan *data testing* (100 citra per *class*) didapatkan hasil akurasi sebesar 97%, nilai presisi (*precision*) sebesar 98%, *recall* 97%, dan *f1-score* 97% pada masing-masing *class*.

Kata Kunci : Deep Learning, ViT, Klasifikasi

ABSTRACT

Coffee plants are a type of plant found in tropical and subtropical areas that stretch around the equator, and can live in the lowlands to highlands. As a tropical country, Indonesia is one of the 3rd largest coffee producing countries in the world after Vietnam and Brazil. It is part of the field of computer vision and machine learning, where the goal is to teach computers to recognize and distinguish objects or patterns in images as well as the process for grouping a number of pixels or picture elements in an image into classes, each class describing an entity that has characteristics to be recognized. ViT architecture stands out in image classification methods through the use of patching techniques. Patching, which involves dividing an image into a small number of uniform parts called "patches", is a major focus in computer learning. Through this process, the computer was able to understand and analyze each patch to produce a final decision. The accuracy results of the model after being tested using testing data (100 images per class) obtained an accuracy of 97%, a precision value of 98%, recall 97%, and f1-score 97% in each class.

Keywords: *Deep Learning, ViT, Classification.*



RIWAYAT HIDUP

Penulis lahir di Lhoksaumawe, 16 April 2001 dari Bapak Mompang Tua Harahap dan Ibu Ernawati. Penulis memiliki tiga saudara kandung yang pertama abang laki-laki dan kakak perempuan. Penulis pertama kali menempuh pendidikan di sekolah dasar Perg. Pahlawan Nasional Medan pada tahun 2007 dan lulus 2013. Penulis melanjutkan pendidikan di SMP Perg. Pahlawan Nasional Medan pada tahun 2013 dan kemudian lulus 2016. Penulis melanjutkan pendidikan di SMA Negeri 1 Medan pada tahun 2016 dan lulus pada tahun 2019. Pada tahun yang sama Penulis melanjutkan pendidikan ke jenjang perkuliahan di Universitas Medan Area dan terdaftar sebagai mahasiswa dan mengambil jurusan Teknik Informatika.

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR.....	i
ABSTRAK	iii
RIWAYAT HIDUP	v
DAFTAR ISI.....	vi
DAFTAR TABEL.....	viii
DAFTAR GAMBAR.....	ix
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Batasan Masalah.....	4
1.5 Manfaat Penelitian.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 Klasifikasi.....	6
2.2 Machine learning	6
2.3 Deep learning.....	8
2.4 Tanaman Kopi	8
2.5 Penyakit daun kopi	9
2.6 Vision Transformer	11
2.6.1 Patch Embeddings	12
2.6.2 Layer Normalization.....	13
2.6.3 Multi-Head Attention	13
2.6.4 Multi Layer Perceptron.....	14
2.6.5 Gaussian Error Linear Units	14
2.6.6 Citra 5 x 5	15
1. Pembentukan Matrix Embedding.....	15
2. Proses Transformer (satu layer).....	16
2.7 Penelitian terdahulu	16
BAB III METODE PENELITIAN	22
3.1 Lokasi Penelitian	22

3.2	Bahan dan Alat	22
3.3	Teknik Pengumpulan Data	23
3.4	Analisis Data	23
3.5	Hyperparameter	24
3.4	Metodologi Penelitian	25
3.4.1	Langkah penelitian	25
3.4.2	Skema vision transformer.....	26
3.4.3	Evaluasi.....	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....		29
4.1	Hasil.....	29
4.1.1	Pemodelan Arsitektur Vision Transform.....	29
4.1.2	Jenis Penyakit Kopi	30
4.1.3	Resizing Citra	30
4.1.4	Visualisasi Gambar Grid 16 x 16	31
4.2.	Training Model Arsitektur Vision Transform.....	32
4.2.1	Training Dan Validation Accuracy.....	32
4.2.2	Training Dan Validation Loss	33
4.2.3	Confusion Matrix.....	34
4.2.4	Hasil Training Model Vision Transform	34
4.3	Hasil Model.....	44
BAB V PENUTUP		47
5.1	Kesimpulan.....	47
5.2	Saran.....	47
DAFTAR PUSTAKA		49
LAMPIRAN.....		50

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Penelitian Terdahulu.....	17
Tabel 3.1 Penyakit Daun Kopi	23
Tabel 3.2 Parameter	24
Tabel 3.3 Parameter Value	24
Tabel 4.1 Hasil Relu	34
Tabel 4.2 Hasil Gelu.....	37
Tabel 4.3 Hasil PRelu.....	40
Tabel 4.4 Hasil LeakyRelu.....	43
Tabel 4.5 Hasil Model	44
Tabel 4.6 Perbandingan Penelitian Terdahulu.....	46



DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Ilustrasi Machine Learning	7
Gambar 2.2 Leaf rust	10
Gambar 2.3 Leaf miner.....	10
Gambar 2.4 Leaf blight.....	11
Gambar 2.5 Arsitektur Vision Transformer	12
Gambar 2.6 Ilustrasi proses <i>scaled-dot product</i>	14
Gambar 3.1 Langkah – langkah penelitian.....	25
Gambar 3.2 Skema Vision Transformer.....	26
Gambar 4.1 Jenis Penyakit Daun Kopi.....	30
Gambar 4.2 Resize Gambar.....	30
Gambar 4.3 Visualisasi 16x16.....	31
Gambar 4.4 Training dan Validation	32
Gambar 4.5 Training dan Validation Loss Aktivasi Relu	33
Gambar 4.6 Confusion Matrix.....	34
Gambar 4.7 Training dan Validation Accuracy	35
Gambar 4.8 Training dan Validation Loss Aktivasi Gelu	36
Gambar 4.9 Confusion Matrix.....	37
Gambar 4.10 Training dan Validation Accuracy.....	38
Gambar 4.11 Training dan Validation Loss Aktivasi PRelu	39
Gambar 4.12 Confusion Matrix.....	40
Gambar 4.13 Training dan Validation Accuracy.....	41
Gambar 4.14 Training dan Validation Loss Aktivasi LeakyRelu	42
Gambar 4.15 Confusion Matrix.....	43



BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Tanaman kopi termasuk dalam keluarga *Rubiaceae* dengan *genus Coffea*. Terdapat hampir 70 spesies dalam *genus Coffea*, namun hanya dua spesies yang umumnya ditanam di seluruh dunia, yakni kopi arabika (*Coffea arabica*) dan kopi robusta (*Coffea canephora*) (Gunawan dkk., 2020). Tanaman kopi adalah jenis tanaman yang berada di daerah tropis dan subtropis yang membentang pada sekitar garis equator, dan bisa hidup dari dataran rendah sampai ke dataran tinggi (Pelia dkk., 2023). Sebagai negara tropis, Indonesia adalah negara penghasil kopi ke-3 di dunia yang terbesar setelah negara Vietnam dan Brazil (Togatorop dkk., 2022)

Permasalahan yang kerap dihadapi oleh para petani kopi di Indonesia adalah menurunnya produktivitas dan terganggunya pertumbuhan kopi yang disebabkan oleh adanya penyakit tanaman kopi (Togatorop dkk., 2022). Banyaknya serangan penyakit pada tanaman kopi menyebabkan turunnya produksi dan kualitas biji kopi yang dihasilkan (Sugiarti, 2019). Adanya penyakit pada tanaman kopi dapat disebabkan oleh berbagai organisme, seperti hama, jamur, dan bakteri. Kerentanan tanaman kopi terhadap penyakit tampak pada bagian akar, batang, daun, dan buahnya. (Sabrina & Maki, 2022). Fungsi daun yaitu sebagai menyimpan cadangan makanan, alat berkembang biak, alat pernapasan, alat penguapan dan media gutasi pada tanaman (Suprihanto dkk., 2022). Dapat diartikan bahwa fungsi daun pada tanaman kopi sangat krusial untuk menentukan produktivitas pada tanaman kopi itu sendiri. Jenis penyakit umum yang dapat diidentifikasi melalui kondisi daun kopi adalah penyakit karat daun (Sabrina & Maki, 2022).

Keterbatasan pemahaman para petani kopi mengenai jenis penyakit yang dapat menyerang daun kopi telah menyebabkan banyak tanaman kopi tidak mendapatkan penanganan yang memadai (Riansyah dkk., 2021). Oleh karena itu, diperlukan suatu desain khusus yang dapat melakukan klasifikasi penyakit pada tanaman kopi tersebut agar dapat mengatasi permasalahan kesehatan tanaman kopi. Klasifikasi ini merupakan proses pengelompokan atau pemberian label pada citra tanaman berdasarkan ciri-ciri atau karakteristik tertentu. Pendekatan ini terintegrasi dalam bidang visi komputer dan pembelajaran mesin, dimana tujuannya adalah untuk melatih komputer agar mampu mengenali dan membedakan objek secara efektif.

Salah satu metode yang dapat diimplementasikan adalah melalui klasifikasi citra daun kopi. Klasifikasi citra merujuk pada proses pengelompokan sejumlah piksel atau elemen gambar pada suatu citra ke dalam kelas-kelas, di mana setiap kelas menggambarkan suatu entitas dengan karakteristik tertentu yang dapat diidentifikasi (Herdiansah dkk., 2022). Dengan pendekatan ini, penyakit pada daun kopi dapat terdeteksi dengan lebih efisien melalui penerapan klasifikasi citra. Terdapat berbagai metode yang dapat digunakan dalam melakukan klasifikasi citra penyakit pada daun kopi, dan salah satu di antaranya adalah melalui pemanfaatan metode vision transformer.

Vision Transformer dapat mengklasifikasi berbagai macam citra, seperti yang dilakukan oleh (Tahyudin dkk., 2023) telah melakukan klasifikasi gender pada citra wajah. (Figo., 2023) telah melakukan deteksi covid-19 dari citra x-ray, (Bazi.,2021) Telah melakukan klasifikasi *Remote Sensing Image*, (Gao.,2021) Telah melakukan klasifikasi Covid 19 menggunakan gambar *CT chest*.

Pada kesempatan sebelumnya, terdapat berbagai macam penelitian yang berhubungan dengan klasifikasi citra pada tanaman kopi dengan menggunakan berbagai macam metode. (Irfansyah dkk., 2021) menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi hama pada citra daun tanaman kopi, (Murni dkk., 2022) menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasi daun kopi, (Yasin & Al Maki, 2022) menggunakan *K-Neares Neighbors* (KNN) dalam mengklasifikasi penyakit tanaman padi.

Arsitektur ViT menonjol dalam metode klasifikasi citra melalui penggunaan teknik patching. Patching, yang melibatkan pembagian citra menjadi sejumlah kecil bagian seragam yang disebut sebagai "*patches*", menjadi fokus utama dalam pembelajaran komputer. Melalui proses ini, komputer mampu memahami dan menganalisis setiap patch untuk menghasilkan keputusan akhir. (Dosovitskiy dkk., 2021). Metode *Vision Transformer* bekerja dengan mekanisme *self-attention* yaitu dengan melihat keterkaitan satu elemen dengan elemen lainnya (Tahyudin dkk., 2023).

Dari uraian cara kerja vision transformer dan keberhasilan penelitian sebelumnya dalam menggunakan *Vision Transformer* dalam mengklasifikasi citra. penulis sangat tertarik untuk menerapkan *Vision Transformer* dalam mengklasifikasikan citra daun kopi untuk mengklasifikasi penyakit pada tanaman daun kopi. Oleh karena itu penulis ingin mengangkat sebuah judul penelitian **“KLASIFIKASI PENYAKIT PADA DAUN KOPI MENGGUNAKAN *VISION TRANSFORMER*”**.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang masalah yang telah diuraikan maka terdapat rumusan masalah yaitu :

Bagaimana penerapan vision transformer dalam mengklasifikasi penyakit pada daun kopi ?

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui apakah vision transformer dapat digunakan dalam mengklasifikasi penyakit pada daun kopi.

1.4 Batasan Masalah

Adapun suatu Batasan masalah dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian ini akan mengklasifikasi penyakit pada citra daun kopi
2. Penelitian ini menggunakan metode *vision transformer* dalam proses klasifikasi penyakit pada daun kopi.
3. Data yang digunakan adalah data skunder.
4. Bahasa pemrograman yang dipakai adalah *python*.
5. *model* menggunakan *hyperparameter* dengan jumlah *epoch 30*, *batch size 16*, *optimizer Adam*.

1.5 Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah sebagai berikut :

1. Dapat memperkaya keilmuan terkait *deep learning* dalam mengklasifikasi penyakit pada daun kopi.
2. Menerapkan metode *Vision Transformer* dalam mengklasifikasi penyakit daun kopi.
3. Menghasilkan *deep learning* dengan metode *Vision Transformer* dalam mengenali penyakit pada daun kopi.

1.6 Sistematika Penulisan

Pada skripsi secara keseluruhan tiap bab yaitu:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini tentang latar belakang masalah, rumusan masalah, Batasan masalah, tujuan penelitian, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

Bab ini penelitian tugas akhir ini membahas teori-teori yang berhubungan dengan penelitian tugas akhir yaitu Daun kopi, CNN, Klasifikasi, Deep Learning, Mchine Learning, *Vision Transformer*, tanaman kopi dan juga membahas penelitian terdahulu pada penelitian tugas akhir ini.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ketiga pada penelitian tugas akhir membahas mengenai tahapan penelitian Teknik pengumpulan data, skema ViT, analisis data dan hyperparameter.

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN

Bab keempat pada penelitian tugas akhir ini membahas tentang hasil penelitian yang telah dilakukan dan pembahasan hasil yang telah dicapai.

BAB V PENUTUP

Bab kelima pada penulisan tugas akhir ini yaitu kesimpulan dan saran pada penelitian tugas akhir ini serta saran kepada penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Klasifikasi

Pengklasifikasian adalah suatu proses pengelompokan di mana benda atau entitas yang memiliki kesamaan dikumpulkan, sementara benda atau entitas yang berbeda dipisahkan. Proses ini melibatkan pengelompokan data berdasarkan parameter hasil ekstraksi fitur, dengan fokus pada kesamaan ciri yang dimiliki oleh setiap data. Berbagai metode dapat digunakan untuk melakukan pengklasifikasian, termasuk penggunaan *Deep Learning*. *Deep Learning*, sebagai bagian dari *Machine Learning*, memiliki kemampuan untuk mempelajari metodenya sendiri secara komputasional. (Mayasari dkk., 2022).

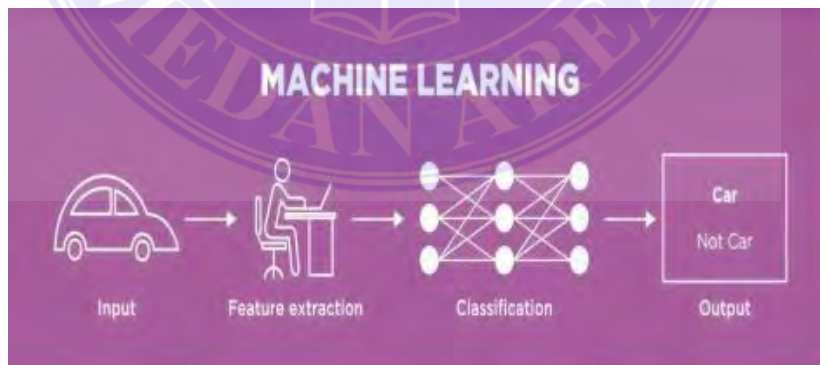
(Fadlan, Ningsih, & Windarto, 2018) Konsep pada klasifikasi ini dapat digunakan untuk tujuan melakukan prediksi penentuan kelas pada setiap data. Pada klasifikasi terjadi 2 proses atau alur untuk menuju sebuah kesimpulan yaitu fase *training* dan kedua adalah proses klasifikasi itu sendiri atau bisa disebut *testing*, kedua proses tersebut akan berjalan sesuai dengan metode algoritma yang akan digunakan pada klasifikasi tersebut (Mubarog, Setyanto, & Sismoro, 2019) Tahap pemaparan hasil model, dengan data baru sebagai data uji, hasil dari tahap ini adalah tingkat akurasi/ketercapaian model dalam memprediksi data kategori yang tidak diketahui.

2.2 *Machine learning*

Kemajuan dalam bidang ilmu data semakin menyoroti peran signifikan *Machine learning*. Dalam proyek penambangan data, teknik statistik diterapkan untuk mengajarkan mesin dalam melakukan klasifikasi data, memberikan prediksi, serta mengungkap pola yang mungkin tersembunyi. *Machine learning*, sebagai

bentuk kecerdasan buatan, bertujuan untuk meniru kemampuan manusia dalam menyelesaikan masalah dan menjalankan proses otomatisasi. Prinsip utama yang mendasari *Machine learning* adalah mengeksplorasi dan meniru proses pembelajaran serta generalisasi yang dimiliki oleh manusia dan entitas cerdas lainnya (Napiah dkk., 2023).

Machine Learning atau pembelajaran mesin merupakan sebuah pendekatan dalam AI yang sering digunakan untuk menggantikan dan menirukan perilaku manusia untuk menyelesaikan sebuah masalah atau melakukan otomatisasi. Sesuai namanya, *Machine learning* mencoba menirukan bagaimana proses manusia atau makhluk cerdas belajar dan mengeneralisasi. Setidaknya ada dua aplikasi utama dalam *Machine learning* yaitu, klasifikasi dan prediksi. Ciri khas dari *Machine learning* adalah adanya proses pelatihan, pembelajaran, atau *training*. Oleh karena itu, *Machine learning* membutuhkan data untuk dipelajari yang disebut sebagai data *training* (Nata, 2022).



Gambar 2.1 Ilustrasi machine learning

2.3 *Deep learning*

Deep Learning merupakan salah satu bidang dalam *Machine Learning* yang memanfaatkan jaringan syaraf tiruan untuk implementasi permasalahan dengan *dataset* besar (Dwi , Imsak , & Andriyan , 2022). *Deep Learning* terus berkembang dan sering digunakan oleh peneliti serta industri dalam membantu memecahkan banyak masalah dalam data besar seperti misalnya *Computer Vision*, *Speech Recognition*, dan *Natural Language Processing* (TIKA , 2021)

Pada tahun 2006 *Deep learning* dikenal dan penggunaan sudah diterapkan diberbagai bidang seperti pengenalan suara, pengenalan citra, bahasa, dll. *Deep learning* adalah bagian dari *Machine learning*, *Deep learning* ini terdiri dari banyak lapisan dalam bentuk tumpukan dan hadirnya *Deep learning* ini membuat waktu menjadi efisien (Anshori, 2023)

Dua jenis *Deep Learning* dapat diidentifikasi. Pertama, *Deep Learning* untuk Pembelajaran Tanpa Pengawasan atau yang dikenal sebagai *Unsupervised Learning*. Jenis *Deep Learning* ini digunakan ketika label dari *variabel* target tidak tersedia, dan korelasi nilai yang lebih tinggi harus dihitung dari unit yang diamati untuk menganalisis pola. Penggunaan *Deep learning* dalam pengenalan gambar memungkinkan deteksi dan identifikasi fitur karakter, termasuk huruf dan wajah, melalui analisis gambar dan video. Proses ini melibatkan pemisahan dan ekstraksi fitur dari latar belakang, pencocokan, konversi, serta pengenalan fitur target (Vincent dkk., 2023).

2.4 **Tanaman Kopi**

Kopi, sebagai tanaman berbentuk pohon dari *famili Rubiaceae* dan *genus Coffea*, memiliki struktur yang meliputi akar, batang, daun, bunga, dan buah.

Pertumbuhannya tegak, bercabang, dan dapat mencapai ketinggian hingga 12

meter. Daun kopi berbentuk bulat telur dengan ujung agak meruncing, tumbuh pada batang, cabang, serta ranting tanaman kopi (windiawan, 2021). Meskipun terdapat sekitar 70 *spesies* tanaman kopi, hanya dua *spesies*, yaitu kopi arabika (*Coffea Arabica*) dan kopi Robusta (*Coffea canephora var robusta*), yang ditanam dalam skala besar di seluruh dunia. Menariknya, tanaman kopi arabika lebih rentan terhadap penyakit dibandingkan dengan tanaman kopi Robusta (Suprihanto, 2022).

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 (Isfansyah, 2021).

2.5 Penyakit daun kopi

Berikut adalah beberapa penyakit yang dialami pada daun kopi :

a. Leaf Rust

Penyakit daun yang dikenal sebagai *Leaf Rust* atau karat daun pada tumbuhan disebabkan oleh golongan jamur yang masuk dalam *Ordo Pucciniales*. Pada tanaman kopi, karat daun dipicu oleh jamur *Hemilia Vastatrix* yang menyerang daun melalui stomata pada permukaan daun kopi. Gejala awal serangan penyakit ini muncul dalam bentuk bercak kuning di permukaan atas daun, yang selanjutnya berubah menjadi coklat. Di bagian bawah daun, seringkali terdapat spora berwarna *orange* atau *jingga* (malau, 2022).

Perkembangan penyakit karat daun dicirikan oleh meluasnya bercak pada permukaan daun. Konsekuensinya, daun yang berfungsi sebagai tempat fotosintesis akan mengalami pengurangan, berdampak negatif pada pertumbuhan tanaman. Kondisi ini dapat menyebabkan penurunan kuantitas dan kualitas kopi karena daun yang gugur dan mati secara signifikan (Novtahaning, 2022).

Pada Gambar 2.2 merupakan salah satu contoh penyakit leaf rust yang terjadi pada daun kopi.



Gambar 2.2 Leaf rust

b. Leaf Miner

Penyakit yang dikenal sebagai *Leaf Miner* menyerang daun kopi karena disebabkan oleh serangan *Leucoptera Caffeine*, juga dikenal sebagai hama penambang daun. Keberadaan hama ini umumnya terjadi di area perkebunan yang lebat, di mana mereka menyerang jaringan *parenkin palisade* pada daun, menyebabkan sel-sel jaringan daun mati (KP, 2024). Dampaknya adalah berkurangnya kemampuan daun untuk melakukan fotosintesis, menyebabkan banyak daun yang gugur dan mati. Penemuan pertama kali tercatat di perkebunan kopi di Brazil (Novtahaning, 2022). Salah satu contoh daun kopi yang terserang penyakit leaf miner dapat dilihat pada Gambar 2.3.



Gambar 2.3 Leaf miner

c. Leaf Blight

Leaf Blight atau hawar daun merupakan penyakit pada daun kopi yang disebabkan oleh jamur *Phoma Costaricensis*. Penyakit ini menyebabkan dahan

kering, keguguran pada daun, jatuhnya tunas buah dan kelopak bunga yang dapat mempengaruhi tingkat produktivitas pada tanaman kopi. Gejala yang timbul akibat penyakit ini adalah nampaknya noda lingkaran hitam pada permukaan daun kopi (Rosadi, 2023). seperti tampak pada Gambar 2.4. Penyakit ini banyak terjadi pada tanaman dengan lingkungan yang memiliki tingkat cuaca angin besar dan dingin.

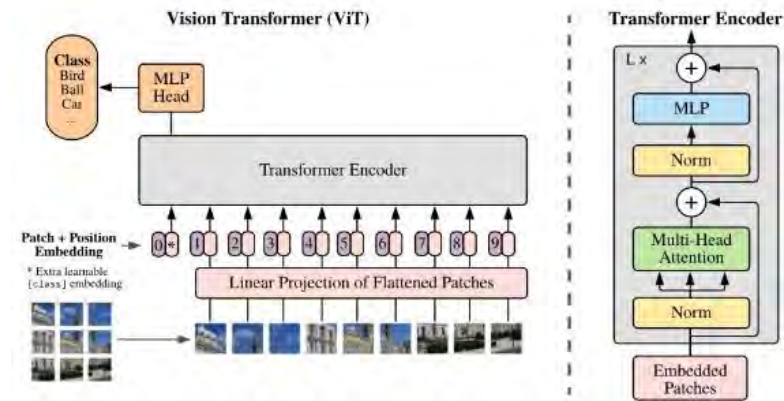


Gambar 2.4 Leaf blight

2.6 Vision Transformer

Vision Transformer adalah suatu arsitektur pengolahan gambar yang berdasarkan arsitektur Transformer. Sebelumnya, Transformer telah menjadi *state-of-the-art* dalam pemrosesan bahasa alami. Sebelum adanya *Vision Transformer*, arsitektur *state-of-the-art* dalam visi komputer umumnya menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Pengenalan pertama kali terhadap istilah *Vision Transformer* muncul dalam jurnal berjudul "An Image is Worth 16x16 Words: Transformer For Image Recognition at Scale" oleh Dosovitskiy *et al.* (2020). Dalam jurnal tersebut, dijelaskan bagaimana arsitektur *Vision Transformer* dibandingkan dengan arsitektur *state-of-the-art* dalam bidang klasifikasi citra (Figo dkk., 2023). Ilustrasi dari arsitektur *Vision Transformer* dapat ditemukan pada gambar 2.5.

Model Architecture



Gambar 2.5 Arsitektur Vision Transformer

2.6.1 Patch Embeddings

Syarat data masukan untuk arsitektur *vision transformer* adalah citra tersebut dapat dibagi menjadi patch berukuran $n \times n$. *Patch embeddings* adalah proses dimana citra tersebut akan dibagi menjadi beberapa *patch* yang kemudian akan dijadikan *vector* satu dimensi berisi nilai piksel citra tersebut. Persamaan 1 akan menjelaskan rumus perubahan vector dua dimensi menjadi satu dimensi pada proses *patch embeddings* (Figo dkk., 2023)

$$X \in R^{H \times W \times C} \rightarrow X_p \in R^{N \times (P^2 \cdot C)} \quad (2.1)$$

Keterangan :

V : Citra masukan

X_p : Citra masukan setelah transformasi

H : Tinggi citra masukan

W : Lebar citra masukan

C : Jumlah channel citra masukan

P : Ukuran Patch

N : $\frac{HW}{p^2}$

2.6.2 Layer Normalization

Proses pelatihan arsitektur *deep learning* pada umumnya menghabiskan sumber daya komputasi yang sangat banyak, sehingga dibutuhkan suatu cara yang dapat mengurangi penggunaan daya dan waktu yang dibutuhkan untuk menyelesaikan proses pelatihan tersebut. Salah satu langkah yang dapat ditempuh adalah *Layer Normalization*. *Layer Normalization* mengurangi penggunaan sumber daya dan waktu pelatihan dengan mengurangi nilai inputan menggunakan rata-rata dan standar deviasi. Semakin nilai inputan mendekati standar deviasi, maka nilai inputan tersebut akan mendekati 0. Persamaan 2 berisi rumus menghitung *Layer Normalization* (Figo dkk., 2023).

$$x'_{i,k} = \frac{x_{i,k} - \mu^i}{\sqrt{\sigma^2 + \epsilon}} \quad (2.2)$$

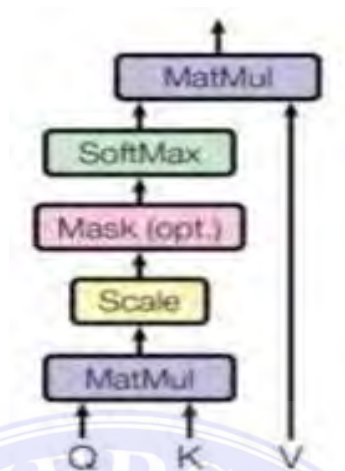
Keterangan :

- $x_{i,k}$: Nilai inputan / Vektor
 μ^i : Rata-rata nilai inputan / vektor
 σ^2 : Standar deviasi nilai inputan / v ektor
 ϵ : Denominator

2.6.3 Multi-Head Attention

Setelah *Layer Normalization*, Layer selanjutnya adalah *Multi Head Attention*. Di lapisan ini terjadi proses *attention* yang berfungsi untuk mencari informasi jangka Panjang yang berguna dari vektor masukan. *multi head attention* bekerja dengan cara menduplikasi vektor masukan menjadi *query*, *key*, dan *value*. Kemudian *query*, *key*, dan *value* tersebut akan diproses menggunakan *scaled dot product*. Proses tersebut akan dilakukan sesuai jumlah *head* dan kemudian hasilnya akan diconcat lalu dikompres menjadi ukuran vektor yang telah ditentukan. Gambar

akan mengilustrasikan proses yang terjadi selama proses *scaled-dot product* (Figo dkk., 2023).



Gambar 2.6 Ilustrasi proses *scaled-dot product*

2.6.4 Multi Layer Perceptron

Multi Layer Perceptron (MLP) merupakan jaringan syaraf tiruan yang terinspirasi dari system syaraf pada tubuh manusia. MLP terbagi menjadi 3 bagian yaitu lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. Seperti system syaraf manusia, MLP memiliki neuron yang memiliki bobot. disetiap neuron tersebut ada fungsi aktivasi non-linear kecuali pada lapisan masukan (Figo dkk., 2023).

2.6.5 Gaussian Error Linear Units

GELU atau Gaussian Error Linear Units merupakan fungsi aktivasi nonlinear. GELU Ketika dibandingkan fungsi aktivasi yang lain seperti ReLU dan ELU memiliki peningkatan performa dibidang visi computer, pemrosesan bahasa alami, dan suara (Hendrycks and Gimpel, 2020). GELU banyak digunakan pada arsitektur Transformer. Persamaan 3 berisi rumus menghitung fungsi aktivasi GELU.

$$0,5 \times (1 + \tan \frac{\sqrt{2}}{\pi} (x + 0,044715x^3)) \quad (2.3)$$

2.6.6 Citra 5 x 5

Citra berukuran 5x5 akan menghitung langkah-langkah untuk Vision Transformer (ViT) dengan satu layer Transformer dan representasi token dua dimensi. Dalam hal ini, akan menggunakan konsep yang lebih sederhana untuk memahaminya.

Citra masukan :

[[1, 2, 3, 4, 5],

[6, 7, 8, 9, 10],

[11, 12, 13, 14, 15],

[16, 17, 18, 19, 20],

[21, 22, 23, 24, 25]]

Pembagian citra menjadi token :

[1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21,

22, 23, 24, 25]

1. Pembentukan Matrix Embedding

Misalkan setiap token direpresentasikan sebagai vektor dua dimensi :

[[v1_1, v1_2],

[v2_1, v2_2],

[v3_1, v3_2],

...

[v25_1, v25_2]]

2. Proses Transformer (satu layer)

Masukan parameter weight dan bias :

Weight matrix: W (ukuran 2×2)

Bias vector: b (ukuran 1×2)

Menghitung linear transformation :

$$Z = XW + b$$

Keterangan :

di mana X adalah matriks embedding (misalnya, $[v1_1, v1_2]$).

Memasukan aktivasi :

$$A = \text{ReLU}(Z)$$

Output :

$$A = [a_1, a_2]$$

2.7 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi adalah fungsi matematika yang berada pada hidden layer yang berfungsi untuk mengubah ANN menjadi bersifat non linier. Beberapa fungsi aktivasi yang tersedia pada framework tensorflow adalah: Tanh, softsign, sigmoid, softmax, softplus, linear, relu, elu, exponential. Percobaan dilakukan dengan mengubah fungsi aktivasi dan dihitung nilai loss nya, Fungsi aktivasi adalah komponen penting dalam jaringan saraf tiruan (neural network) yang menentukan output dari suatu neuron berdasarkan input yang diberikan. Fungsi ini mengaplikasikan transformasi matematis pada input dari neuron sebelumnya untuk menghasilkan nilai output yang akan diteruskan ke neuron berikutnya. Tanpa fungsi aktivasi, jaringan saraf akan menjadi kombinasi linear dari inputnya, dan tidak dapat menangani masalah yang kompleks atau nonlinear.

2.8 Penelitian terdahulu

Tabel 2.1 Penelitian terdahulu

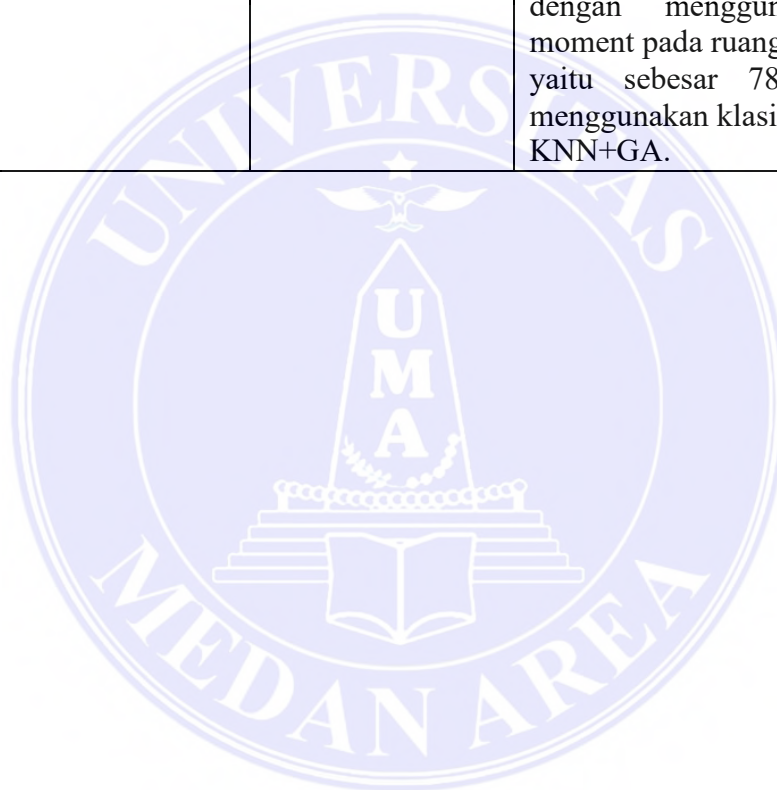
No.	Peneliti	Judul	Kesimpulan
1.	Javier Ardra Figo, Novanto Yudistira, Agus Wahyu Widodo (2023)	Deteksi Covid-19 dari Citra X-ray menggunakan Vision Transformer	pretrained atau transfer learning berhasil meningkatkan akurasi dari arsitektur vision transformer. Sedangkan augmentasi data yang menggunakan gaussian blur dan colorjitter belum berhasil meningkatkan akurasi dari arsitektur vision transformer. hal ini dapat disebabkan dari kurang cocoknya augmentasi yang digunakan terhadap model data yang berupa foto x-ray. Hasil terbaik didapatkan dari arsitektur vision transformer large-16 yang di pretrained dengan akurasi 0.906 pada data validasi dan 0.759 pada data tes. Perbedaan yang signifikan antara akurasi pada data validasi dan data tes menandakan bahwa ada overfitting model yang terjadi
2.	Ganjar Gingin Tahyudin, Ema Rachmawati, Mahmud Dwi Sulistiyo (2023)	Klasifikasi Gender Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Vision Transformer	Berdasarkan eksperimen yang dilakukan dalam penelitian Tugas Akhir ini, dapat disimpulkan bahwa metode Vision Transformer mampu melakukan klasifikasi gender pada gambar wajah close-up dengan memanfaatkan label dari setiap kelas. Hasil terbaik diperoleh ketika menggunakan ukuran citra 160x160 piksel dan patch 8, yang menghasilkan tingkat dari akurasi validasi 0,9676 dan akurasi uji 0,9661.

3.	Alexey Dosovitskiy, Lucas Beyer, Alexander Kolesnikov, Dirk Weissenborn, Xiaohua Zhai, Thomas Unterthiner, Mostafa Dehghani, Matthias Minderer, Georg Heigold, Sylvain Gelly, Jakob Uszkoreit, Neil Houlsby	An Image Is Worth 16x16 Words: Transformers For Image Recognition At Scale	penggunaan vision transformer pada urutan patch gambar dapat memberikan hasil yang sangat baik pada tugas klasifikasi gambar. Model ViT menggunakan perhatian pada patch kecil gambar daripada piksel. Vision Transformer sejajar atau bahkan melampaui teknologi mutakhir dalam banyak dataset klasifikasi gambar, dan relatif lebih mudah untuk pra-pelatihan.
4.	Rizki Windiawan (2021)	Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning VGG16	Untuk mengidentifikasi penyakit pada tanaman kopi melalui daun menggunakan metode deep learning agar dapat sesegera mungkin mencegah penyakit tidak cepat menyebar. 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, dandaun 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
5.	Ardiansyah (2023)	Deteksi dan Klasifikasi Penyakit Pada Daun Kopi	arsitektur YOLO yang memiliki karakter pada kecepatan deteksi, presisi tinggi, dan mudah dilatih data serta di

		Menggunakan YOLOv7	implementasikan. Pada penelitian yang dilakukan mengusulkan penggunaan dataset kostum daun kopi, penggunaan model-based YOLOv7, data augmentation, serta preproseing dataset menjadi kontribusi pada penelitian ini. Pada penelitian ini menggunakan Google Colab dengan GPU Tesla T4 mendapatkan hasil F1-score 0.93, Precision 0.926, Recall 0.932, mAP@IoU .5 0.956, mAP@IoU .5:.95 0.927 untuk keseluruhan kelas data yang dilatih. Sedangkan hasil terbaik untuk binary class F1-score 0.99, Precision 0.991, Recall 1, mAP@IoU .5 0.998, mAP@IoU .5:.95 0.994.
6.	Irfansyah (2021)	Arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet Untuk Klasifikasi Hama Pada Citra Daun Tanaman Kopi	Pada penelitian ini penulis mengimplementasikan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) Alexnet dengan platform pemrograman MATLAB untuk identifikasi penyakit pada tanaman kopi melalui citra. Jumlah total dataset yang digunakan sebanyak 300 data yang terbagi dalam 3 kelas yaitu health, rust dan red spider mite. Proses training yang melibatkan 260 data latih menghasilkan akurasi dengan nilai 69.44-80.56%. Proses pengujian jaringan menggunakan 40 data uji menghasilkan akurasi sebesar 81.6%. Berdasarkan hasil penelitian dapat dikatakan bahwa arsitektur Alexnet akurat untuk klasifikasi hama daun pada tanaman kopi.
7.	Windiawan (2021)	Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan	VGG16 adalah salah satu jenis arsitektur pada deep learning dengan total jumlah layer sejumlah 16. Data yang digunakan terdiri dari 360

		Metode Deep Learning VGG16	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.
8.	Supriyanto (2023)	Robusta Coffee Leaf Disease Classifications Using SVM Method and GLCM Feature Extraction	GLCM metode yang digunakan adalah ekstraksi fitur berdasarkan momen kedua sudut (ASM) atau fitur energi, kontras, korelasi, momen beda terbalik (IDM) atau homogenitas, dan entropi dengan sudut 0°, 45°, 90°, dan 135°, serta sebagai jarak antar piksel 1 sampai 3. Klasifikasi dilakukan dengan metode SVM menggunakan linear, polinomial, dan fungsi basis radial (RBF) kernel Gaussian. Penelitian ini menggunakan gambar bercak daun dan karat, dengan data latih dan uji sebanyak 320 dan 80 gambar, masing-masing. RBF Gaussian mencapai hasil pengujian terbaik dengan akurasi terbaik sebesar 97,5%, presisi sebesar 95,24%, recall 100%, dan skor F1 97,56%.
9.	Wildah (2023)	Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Menggunakan Kombinasi Haralick, Color Histogram dan Random Forest	Penelitian ini bertujuan untuk menghasilkan metode yang dapat mengklasifikasikan penyakit dan hama pada daun kopi dengan menggunakan algoritma Machine Learning Random Forest dengan menambahkan kombinasi ekstraksi fitur Haralick dan Color Histogram. Hasil penelitian menunjukkan performa yang sangat baik

			dimana nilai akurasi yang diperoleh sebesar 98,86%.
10.	Yasin (2022)	Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Kopi Menggunakan K-Nearest Neighbor dengan dioptimasi dengan Genetic Algorithm	klasifikasi menggunakan metode non deep learning K-Nearest Neighbor dan dilakukan optimasi dengan menggunakan Genetic Algorithm, maka didapatkan nilai k yang paling optimal sehingga nilai akurasi yang didapatkan adalah nilai akurasi maksimal yang bisa dihasilkan oleh KNN. Hasil tersebut didapatkan akurasi terbaik dengan menggunakan color moment pada ruang warna RGB yaitu sebesar 78.9% dengan menggunakan klasifikasi KNN+GA.



BAB III

METODE PENELITIAN

3.1 Lokasi Penelitian

Lokasi penelitian yang dilakukan di Pusat Komputer dan Pusat Bahasa Universitas Medan Area. Penelitian ini dilakukan pada bulan November 2023.

3.2 Bahan dan Alat

Selama proses pengerjaan, peneliti dibantu dengan beberapa perangkat keras dan lunak. Berikut Hardware dan Software yang digunakan dalam proses klasifikasi penyakit daun kopi :

a. Perangkat Keras :

1. *Laptop Asus Tuf F15*
2. *Processor Intel Core i5*
3. *Memory (RAM) 8,00 GB*





b. Perangkat Lunak :

1. *Microsoft Windows 10*
2. *Microsoft word 2021*
3. *Jupyter notebook*

Adapun bahan yang digunakan dalam penelitian ini mencakup *dataset* berupa gambar daun kopi yang terserang berbagai penyakit. Jenis data yang dilakukan pada penelitian ini merupakan data skunder dalam bentuk citra yang didapatkan dari suatu situs website yaitu [Kaggle.com](https://www.kaggle.com)

Adapun contoh dari sampel data yang digunakan pada penelitian ini dapat disajikan pada tabel berikut :

Tabel 3.1 Penyakit Daun Kopi

Citra Gambar	Nama Penyakit	Jumlah Data
	Leaf Miner	1000
	Leaf phoma	1000
	Leaf Rust	1000
	Nodiseases	1000

3.3 Teknik Pengumpulan Data.

Dalam penelitian ini, data yang di inputkan berasal dari platform Kaggle, yaitu sumber daya daring yang menyediakan berbagai *dataset* untuk keperluan *analisis* dan pengembangan model. Pengumpulan data merupakan langkah penting dalam memahami karakteristik *dataset* dan mempersiapkannya untuk proses selanjutnya. Sumber data ini dipilih karena relevan dengan tujuan penelitian dan telah melewati proses curasi oleh komunitas Kaggle.

3.4 Analisis Data.

Sampel gambar yang digunakan dalam model uji coba sebanyak 4000 sampel model evaluasi yang digunakan sebagai penelitian ini dibagi data menjadi tiga bagian data *training*, data *testing*, dan *validation*. Kemudian lakukan crop pada

sampel agar foto fokus ke daun sebagai objek utama, setelah itu lakukan *resize* pada sampel agar dalam proses *training* tidak begitu berat atau lama. Data yang digunakan sebagai data *training* sebanyak 80%, sampel data *testing* sebanyak 10% dan sampel data *validation* 10%. Berikut ini adalah lampiran sampel Penyakit daun kopi:

Tabel 3.2 Dataset

No.	Kelas	Dataset		
		Training(80%)	Testing(10%)	Validation(10%)
1.	Miner	800	100	100
2.	nodiseases	800	100	100
3.	phoma	800	100	100
4.	Rust	800	100	100

3.5 Hyperparameter

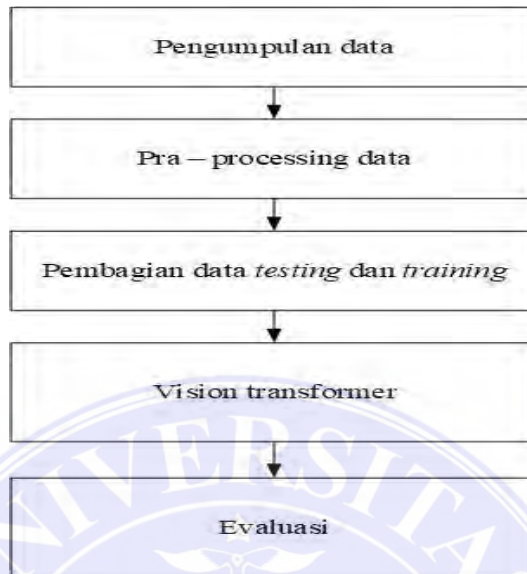
Pada bagian ini menetapkan parameter yang digunakan oleh peneliti dalam membentuk sebuah model Visual Transformer berikut parameternya :

Tabel 3.3 Parameter Value

No.	Parameter	Value
1.	Epoch	20
2.	Batch	16
3.	Optimizer	Adam

3.4 Metodologi Penelitian

3.4.1 Langkah penelitian



Gambar 3.1 Langkah – langkah penelitian

Berikut ini adalah penjelasan dari alur penelitian yang akan dilakukan oleh penulis dalam menyelesaikan penelitian ini :

a. Pengumpulan data

Pada tahapan ini penulis akan mengumpulkan dataset berupa citra dari daun kopi yang akan diklasifikasikan penyakitnya. Data akan dikumpulkan dan siap untuk di *preprocessing*

b. *Preprocessing* dataset

Setelah dilakukan pengumpulan data, pada tahap ini citra akan melalui perubahan menjadi ukuran citra tersebut akan diubah (*resize*).Data yang telah dikumpulkan akan dilakukan *resize* dengan ukuran 224 x 224 pixel.

c. Data *training* dan *testing*

Kemudian data akan dilatih dan diuji bersamaan dengan penggunaan metode Vision Transformer Data yang siap diolah akan dibagi menjadi data *training* dan

testing dengan ukuran 8 : 2.

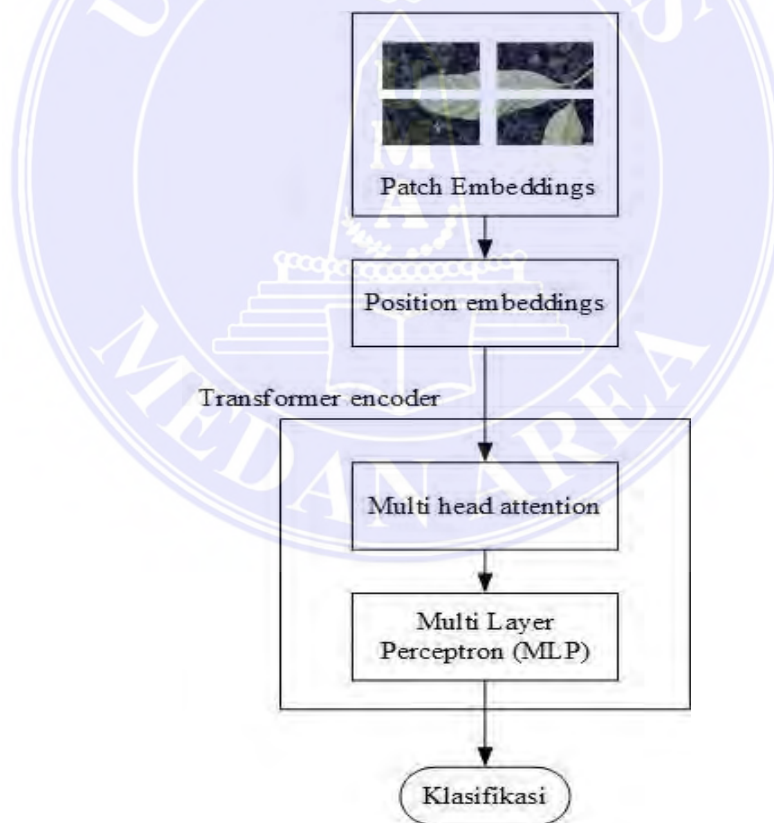
d. Vision transformer

Kemudian tahapan ini adalah mulai pengklasifikasian citra pada daun kopi dengan menerapkan metode *vision transformer*.

e. Evaluasi

Mengevaluasi kinerja *model* menggunakan data uji yang independen. Mengukur metrik evaluasi seperti akurasi, *precision*, *recall*, dan *f1-score* dengan menggunakan *confusion matrix*, untuk mengevaluasi seberapa baik *model* dalam mengklasifikasi penyakit pada daun kopi. *Model* yang dihasilkan akan diuji menggunakan data testing untuk mengevaluasi hasilnya.

3.4.2 Skema vision transformer



Gambar 3.2 Skema vision transformer

Berikut adalah penjelasan dari gambar :

1. Patch embeddings

Tahapan dimana citra akan dibagi menjadi $n \times n$ *patch*. Yang kemudian

setiap *patch* yang ada akan di transformasikan menjadi *vector* 1D.

2. position embeddings

Tahapan dimana setiap *patch* yang sudah ditransformasikan ke bentuk 1D akan diposisikan sesuai dengan tempatnya. Ini berguna untuk dalam pengenalan model dalam menangkap informasi posisi pada *patch*.

3. Transformer encoder

Patch yang telah di proses pada position embedding akan diproses melalui rangkaian lapisan-lapisan encoder transformer yang terdiri dari :

4. Multi head attention

Multi head attention membantu model untuk memahami relasi antara berbagai patch dalam gambar. *multi head attention* bekerja dengan cara menduplikasi vektor masukan menjadi *query*, *key*, dan *value*.

5. Multi Layer Perceptron (MLP)

Tahapan yang bertanggung jawab untuk mengolah dan menggabungkan informasi yang dihasilkan oleh *Multi head attention*. MLP mengolah informasi dalam representasi patch dalam gambar dan berkontribusi pada kemampuan model untuk mengenali pola dalam data visual sehingga akan dihasilkan klasifikasi pada citra daun kopi.

3.4.3 Evaluasi

Pengukuran evaluasi dilakukan pada proses testing menggunakan metrik *akurasi*, *presisi*, *recall*, dan *f1-Score* yang diperoleh dari *Confusion Matrix*. Nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-Score secara berurutan diperoleh dari persamaan berikut ini (Fil dkk., 2023):

1. Akurasi

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)}$$

2. Precision

$$Preceission = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

3. Recall

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

4. F-Score

$$F - 1 \text{ score} = \frac{2 \text{ precision} \times \text{recall}}{(\text{precision} + \text{recall})}$$

Keterangan:

TP : True Positif

FP : False Positif

TN : True Negatif

FN : False Negatif.

BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Kesimpulan yang dapat diambil dari hasil analisis dan pengujian sistem dalam melakukan klasifikasi jenis penyakit pada daun kopi dengan menggunakan arsitektur *vision Transformer* adalah sebagai berikut:

1. Penerapan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *vision transformer* menghasilkan performa yang cukup baik terhadap semua *dataset* sehingga dapat menghasilkan klasifikasi jenis penyakit pada daun kopi dengan akurat.
2. Berdasarkan hasil *training* yang diuji, diperoleh hasil terbaik pada tingkat akurasi 97%. *model* menggunakan *hyperparameter* dengan jumlah *epoch* 20, *batch size* 16, *optimizer Adam*.
3. Hasil akurasi dari *model* setelah diuji menggunakan *data testing* (1000 citra per *class*) didapatkan hasil akurasi sebesar 97%, nilai presisi (*precision*) sebesar 98%, *recall* 97%, dan *f1-score* 97% pada masing-masing *class*.

5.2 Saran

Saran yang dapat penulis berikan untuk pengembangan selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Melakukan eksperimen dengan memodifikasi *hyperparameter* selain jumlah *epoch*, *batch size*, *optimizer* dan nilai *learning rate* terhadap arsitektur yang digunakan.

2. Penulis menyarankan spesifikasi perangkat yang tinggi agar bisa menambah jumlah data yang lebih banyak agar mempercepat proses *training*.



DAFTAR PUSTAKA

- Bazi, Y., Bashmal, L., Rahhal, M. M. A., Dayil, R. A., & Ajlan, N. A. (2021). Vision transformers for remote sensing image classification. *Remote Sensing*, 13(3), 516.
- Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., Uszkoreit, J., & Houlsby, N. (2021). an Image Is Worth 16X16 Words: Transformers for Image Recognition At Scale. *ICLR 2021 - 9th International Conference on Learning Representations*, 1–22.
- Figo, J. A., Yudistira, N., & Widodo, A. W. (2023). *Deteksi Covid-19 dari Citra X-ray menggunakan Vision Transformer*. 7(3), 1116–1125.
- Fil, R., Mufidah, Z., Wayan, N., & Utari, A. (2023). *Sistem Smart Detection Penyakit pada Tanaman Kopi Robusta Menggunakan SSD MobileNet V2 sebagai Model Pra-Terlatih*. 34(1), 154–162.
- Gao, X., Qian, Y., & Gao, A. (2021). COVID-VIT: Classification of COVID-19 from CT chest images based on vision transformer models. *arXiv preprint arXiv:2107.01682*.
- 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. <https://doi.org/10.51967/tanesa.v21i1.321>
- Herdiansah, A., Borman, R. I., Nurnaningsih, D., Sinlae, A. A. J., & Al Hakim, R. R. (2022). Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(2), 388. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i2.4066>
- Ilham, F., & Maharani, W. (2022). Analyze Detection Depression In Social Media Twitter Using Bidirectional Encoder Representations from Transformers. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 3(4), 476-482.
- 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 (JPIT)*, 6(2), 87–92. <http://ejournal.poltektegal.ac.id/index.php/informatika/article/view/2802>
- Mayasari, M., Mulyana, D. I., & Yel, M. B. (2022). Komparasi Klasifikasi Jenis Tanaman Rimpang Menggunakan Principal Component Analisis, Support Vector Machine, K-Nearest Neighbor Dan Decision Tree. *Jurnal Teknik Informatika Kaputama (JTIK)*, 6(2).
- Murni, S., Widiyanto, D., & Dewi, catur nugrahaeni puspita. (2022). Klasifikasi Citra Penyakit Daun Kopi Menggunakan Support Vector Machine (SVM) Dengan Seleksi Fitur Information Gain. *SENAMIKA*, 4(2), 700–709.

- Napiah, M., Astuti, R. D., & Pratama, E. K. (2023). *Computer Science (CO-SCIENCE) Komparasi Algoritma Machine Learning untuk Klasifikasi Gejala Coronavirus Disease 19 (Covid-19)*. 3(2), 78–83.
- Ninosaria, D., & Mardiana, Y. (2022). Pengolahan Citra Digital pada Buah Nanas Menggunakan Metode Linear Discriminat Analisis (LDA). *Jurnal Sistem Informasi Komputer Dan Teknologi Informasi (SISKOMTI)*, 5(2), 1–10.
- Pelia, L., Ladonu, I., & Simayang, W. (2023). POTENSI LAHAN TANAMAN KOPI ROBUSTA DI KECAMATAN LOBU KABUPATEN BANGGAI. *CEMARA*, 20(1), 39–43.
- Riansyah, B., Kurniawan, D., & Same, M. (2021). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Kopi Menggunakan Metode Dempster Shafer. *Jurnal Komputasi*, 9(1), 21–30. <https://doi.org/10.23960/komputasi.v9i1.2420>
- Sabrina, S. anggita, & Maki, W. fawwaz al. (2022). Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman Padi Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn). *Jurnal Responsif: Riset ...*, 9(3), 178–190. www.kaggle.com
- Sugiarti, L. (2019). Identifikasi Hama Dan Penyakit Pada Tanaman Kopi Di Kebun Percobaan Fakultas Pertanian Universitas Winaya Mukti. *Agro Wiralodra*, 2(1), 16–22. <https://doi.org/10.31943/agrowiralodra.v2i1.27>
- Suprihanto, Awaludin, I., Fadhil, M., & Zulfikor, M. A. Z. (2022). Analisis Kinerja ResNet-50 dalam Klasifikasi Penyakit pada Daun Kopi Robusta. *Jurnal Informatika*, 9(2), 116–122. <https://doi.org/10.31294/inf.v9i1.13049>
- Supriyanto, A., Isnanto, R. R., & Nurhayati, O. D. Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Robusta Menggunakan Metode SVM dengan Ekstraksi Ciri GLCM. *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi*, 12(4), 241-248.
- Tahyudin, G. G., Rachmawati, E., & Sulistiyo, M. dwi. (2023). *Klasifikasi Gender Berdasarkan Citra Wajah Menggunakan Vision Transformer*. 10(2), 1808.
- Togatorop, T. endang, Azlan, & Mariami, I. (2022). Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Ensefalitis Menggunakan Metode Dempster Shafer. *Jurnal SANTI - Sistem Informasi Dan Teknik Informasi*, 2(1), 32–39. <https://doi.org/10.58794/santi.v2i1.39>
- Vincent, L., Indahsi, H. A., & Suryawinata, D. (2023). *Klasifikasi Jenis-Jenis Anjing Menggunakan GoogleNet*. 2–5.
- Windiawan, R., & Suharso, A. (2021). Identifikasi Penyakit pada Daun Kopi Menggunakan Metode Deep Learning VGG16. *Explore IT!: Jurnal Keilmuan dan Aplikasi Teknik Informatika*, 13(2), 43-50.
- Wildah, Siti Khotimatul, Abdul Latif, Ali Mustopa, Suharyanto Suharyanto, Muhammad Sony Maulana, and Agung Sasongko. "Klasifikasi Penyakit Daun Kopi Menggunakan Kombinasi Haralick, Color Histogram dan Random Forest." *JUSTIN (Jurnal Sistem dan Teknologi Informasi)* 11, no. 1: 36-41.
- Yasin, M. A. N., & Al Maki, W. F. (2022). Klasifikasi Penyakit Pada Tanaman

Kopi Menggunakan K-nearest Neighbor Dioptimasi Dengan Genetic Algorithm. *EProceedings of Engineering*, 9(3), 1913–1918.



Source Code ViT

```
import tensorflow as tf
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import sklearn
import cv2
from sklearn.metrics import confusion_matrix, roc_curve
import seaborn as sns
import datetime
import pathlib
import io
import os
import time
import random
import glob, random, os, warnings
import tensorflow_addons as tfa
import tensorflow.keras.layers as L
from PIL import Image
import matplotlib.cm as cm
from tensorflow.keras.models import Model
from tensorflow.keras.models import load_model
from tensorflow.keras.layers import Layer
from tensorflow.keras.layers import (GlobalAveragePooling2D, Activation,
MaxPooling2D, Add, Conv2D, MaxPool2D, Dense,
Flatten, InputLayer, BatchNormalization,
Input, Embedding, Permute,
Dropout, RandomFlip, RandomRotation,
LayerNormalization, MultiHeadAttention,
RandomContrast, Rescaling, Resizing,
Reshape)
from tensorflow.keras.losses import
BinaryCrossentropy, CategoricalCrossentropy, SparseCategoricalCrossentropy
from tensorflow.keras.metrics import Accuracy, TopKCategoricalAccuracy,
CategoricalAccuracy, SparseCategoricalAccuracy
from tensorflow.keras.optimizers import Adam
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report,
accuracy_score
from tensorflow.keras.callbacks import (Callback, CSVLogger, EarlyStopping,
LearningRateScheduler,
ModelCheckpoint, ReduceLROnPlateau)
```

```

image_size = 224
batch_size = 16
n_classes = 4
EPOCHS = 30
name_class: ['rust', 'phoma', 'miner', 'nodisease']
classes = ['rust', 'phoma', 'miner', 'nodisease'] # isi dengan klas yang kamu
punya
fig, axes = plt.subplots(1, len(classes), figsize=(12, 4))
for i, cls in enumerate(classes):
    img_path = os.path.join(data_train, cls,
random.choice(os.listdir(os.path.join(data_train, cls))))
    img = plt.imread(img_path)
    axes[i].imshow(img)
    axes[i].set_title(cls)
    axes[i].axis('off')
plt.show()
def data_augment(image):
    p_spatial = tf.random.uniform([], 0, 1.0, dtype = tf.float32)
    p_rotate = tf.random.uniform([], 0, 1.0, dtype = tf.float32)
    p_pixel_1 = tf.random.uniform([], 0, 1.0, dtype = tf.float32)
    p_pixel_2 = tf.random.uniform([], 0, 1.0, dtype = tf.float32)
    p_pixel_3 = tf.random.uniform([], 0, 1.0, dtype = tf.float32)

    # Flips
    image = tf.image.random_flip_left_right(image)
    image = tf.image.random_flip_up_down(image)

    if p_spatial > .75:
        image = tf.image.transpose(image)

    # Rotates
    if p_rotate > .75:
        image = tf.image.rot90(image, k = 3) # rotate 270°
    elif p_rotate > .5:
        image = tf.image.rot90(image, k = 2) # rotate 180°
    elif p_rotate > .25:
        image = tf.image.rot90(image, k = 1) # rotate 90°

    # Pixel-level transforms
    if p_pixel_1 >= .4:
        image = tf.image.random_saturation(image, lower = .7, upper = 1.3)
    if p_pixel_2 >= .4:
        image = tf.image.random_contrast(image, lower = .8, upper = 1.2)
    if p_pixel_3 >= .4:
        image = tf.image.random_brightness(image, max_delta = .1)

    return image

```

```
datagen = tf.keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator(rescale = 1./255,
                                                         samplewise_center =
True,
                                                         samplewise_std_norm
alization = True,
                                                         validation_split =
0.2,
                                                         preprocessing_funct
ion = data_augment)
# set as training data

train_gen = datagen.flow_from_directory(
    data_train,
    target_size=(224, 224),
    batch_size = batch_size,
    seed = 1,
    color_mode = 'rgb',
    shuffle = True,
    class_mode='categorical',
    subset='training')

# same directory as training data

valid_gen = datagen.flow_from_directory(
    data_val,
    target_size=(224, 224),
    batch_size = batch_size,
    seed = 1,
    color_mode = 'rgb',
    shuffle = False,
    class_mode='categorical',
    subset='validation')

model = tf.keras.Sequential([
    vit_model,
    tf.keras.layers.Flatten(),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),
    tf.keras.layers.Dense(128, activation = tf.keras.activations.relu),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),
    tf.keras.layers.Dense(64, activation = tf.keras.activations.relu),
    tf.keras.layers.Dense(32, activation = tf.keras.activations.relu),
    tf.keras.layers.Dense(4, 'softmax')
],
name = 'vision_transformer')

train_accuracy = history.history['accuracy']
val_accuracy = history.history['val_accuracy']
train_loss = history.history['loss']
val_loss = history.history['val_loss']
```

```
plt.figure(figsize=(12, 6))

plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(history.history['accuracy'], label='Vision Transformer Training Accuracy')
plt.plot(history.history['val_accuracy'], label='Vision Transformer Validation Accuracy')
plt.title('Training and Validation Accuracy')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(history.history['loss'], label='Vision Transformer Training Loss')
plt.plot(history.history['val_loss'], label='Vision Transformer Validation Loss')
plt.title('Training and Validation Loss')
plt.xlabel('Epoch')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()

plt.tight_layout()
plt.show()
```