

**DETEKSI PENYAKIT DAUN TANAMAN DENGAN
MENGUNAKAN VGG19 YANG DILENGKAPI DENGAN
MEKANISME PERHATIAN CBAM**

SKRIPSI

OLEH:

CUT FARA FARISYA

218160029



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

UNIVERSITAS MEDAN AREA

© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

Document Accepted 22/8/25

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

Access From (repository.uma.ac.id)22/8/25

**DETEKSI PENYAKIT DAUN TANAMAN DENGAN
MENGUNAKAN VGG19 YANG DILENGKAPI DENGAN
MEKANISME PERHATIAN CBAM**

SKRIPSI

**Diajukan sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh
Gelar Sarjana di Fakultas Teknik
Universitas Medan Area**

Oleh:

CUT FARA FARISYA

218160029

**PROGRAM STUDI TEKNIK INFORMATIKA
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS MEDAN AREA
MEDAN
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 22/8/25

Access From (repository.uma.ac.id)22/8/25

HALAMAN PENGESAHAN

Judul Skripsi : Deteksi Penyakit Daun Tanaman dengan Menggunakan *VGG19*
yang Dilengkapi dengan Mekanisme Perhatian *CBAM*

Nama : Cut Fara Farisya
NPM : 218160029
Fakultas : Teknik

Disetujui Oleh
Pembimbing



Muhathir, ST, M.kom

Dekan Fakultas Teknik

Ka. Prodi. Teknik Informatika



Dr. Euse Supriatno, S.T, M.T



Rizki Marlono S.Kom, M.Kom

Tanggal Lulus: 14 Maret 2025

HALAMAN PERNYATAAN

Saya menyatakan bahwa skripsi yang saya susun, sebagai syarat memperoleh gelar serjana 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 secara 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 di kemudian hari ditemukan adanya plagiat dalam skripsi ini.

Medan, 14 Maret 2025



Cut Fara Farisya
218160029

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

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

Nama : Cut Fara Farisya
NPM : 218160029
Program Studi : Teknik Informatika
Fakultas : Teknik
Jenis Karya : Skripsi

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Universitas Medan Area **Hak Bebas Royalti Noneksklusif (*Non-exclusive Royalty-Free Right*)** atas karya ilmiah saya yang berjudul :

Deteksi Penyakit Daun Tanaman dengan Menggunakan VGG19 yang Dilengkapi dengan Mekanisme Perhatian CBAM

Beserta perangkat yang ada (jika diperlukan). Dengan Hak Bebas Royalti Noneksklusif ini Universitas Medan Area berhak menyimpan, mengalihmedia/format-kan, mengelola dalam bentuk pangkalan data (*database*), merawat, dan memublikasikan 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 : 14 Maret 2025
Yang menyatakan



Cut Fara Farisya
218160029

RIWAYAT HIDUP

Penulis bernama Cut Fara Farisya lahir di Kota Idi, Aceh Timur pada tanggal 26 Juli 2002. Penulis merupakan anak ke-2 dari 2 bersaudara dari Bapak Teuku Nurmansyah dan Ibu Fauziah. Penulis menyelesaikan pendidikan sekolah dasar di Min Rantau Panjang Aceh Timur dan lulus pada tahun 2014, kemudian melanjutkan ke SMPN 2 Ranto Peureulak dan lulus pada tahun 2017. Setelah itu penulis menyelesaikan pendidikan menengah atas di SMAN 1 Ranto Peureulak dan lulus pada tahun 2020.

Pada tahun 2021 penulis diterima sebagai mahasiswa di Program Studi Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Medan Area. Selama menempuh pendidikan, penulis aktif dalam berbagai kegiatan akademik maupun non-akademik. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana S.Kom.

ABSTRAK

Deteksi penyakit daun tanaman memainkan peran penting dalam meningkatkan produktivitas pertanian. Studi ini mengusulkan penggunaan arsitektur *VGG19* yang dikombinasikan dengan *Convolutional Block Attention Module (CBAM)* untuk meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit daun pada tanaman pisang, jeruk, dan kentang. Dataset yang digunakan diperoleh dari Kaggle, dengan perbandingan antara model *VGG19* standar dan *VGG19* yang dilengkapi dengan *CBAM*. Model-model tersebut dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa integrasi *CBAM* secara signifikan meningkatkan akurasi model, dengan model *CBAM* mencapai akurasi 96% pada daun pisang, 97% pada daun kentang, dan 71% pada daun jeruk, dibandingkan dengan model tanpa *CBAM* yang hanya memperoleh masing-masing 94%, 96%, dan 50%. Selain itu, implementasi sistem berbasis *web* menggunakan Flask memungkinkan klasifikasi penyakit daun secara *real-time*. Sebagai langkah selanjutnya, dapat dieksplorasi penggunaan *group convolution* untuk mengurangi kompleksitas komputasi dan mempercepat pelatihan model, serta penerapan *ghost convolution* untuk meningkatkan efisiensi ekstraksi fitur dengan parameter yang lebih rendah, yang dapat mempercepat inferensi dan meningkatkan performa model dalam menangani dataset yang lebih besar.

Kata Kunci: VGG19, CBAM, Deteksi Penyakit Daun

ABSTRACT

Plant leaf disease detection play an important role in increasing agricultural productivity. This study proposed the use of the VGG19 architecture combined with the Convolutional Block Attention Module (CBAM) to improve classification accuracy of leaf diseases in banana, citrus, and potato plants. The dataset used was obtained from Kaggle, with a comparison between the standard VGG19 model and VGG19 equipped with CBAM. These models were evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. The experimental results showed that the integration of CBAM significantly improved the model accuracy, with the CBAM model achieving 96% accuracy on banana leaves, 97% on potato leaves, and 71% on citrus leaves, compared to models without CBAM which only achieved 94%, 96%, and 50% respectively. In addition, the implementation of a web-based system using Flask allowed real-time leaf disease classification. As a next step, the use of group convolution could be explored to reduce computational complexity and accelerate model training, as well as the application of ghost convolution to improve feature extraction efficiency with fewer parameters, which could speed up inference and improve model performance in handling larger datasets.

Keywords: VGG19, CBAM, Leaf Disease Detection, CNN, Deep Learning

KATA PENGANTAR

Segala puji dan syukur saya panjatkan ke hadirat Allah SWT atas limpahan rahmat, hidayah, serta kekuatan yang telah diberikan, sehingga saya dapat menyelesaikan skripsi ini yang berjudul ***"Deteksi Penyakit Daun Tanaman dengan Menggunakan VGG19 yang Dilengkapi dengan Mekanisme Perhatian CBAM"***. Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Teknik Informatika di Universitas Medan Area.

Dalam perjalanan panjang menyusun skripsi ini, banyak rintangan dan tantangan yang harus dilalui. Namun, dengan doa, dukungan, serta bimbingan dari berbagai pihak, saya akhirnya dapat menyelesaikan penelitian ini. Oleh karena itu, dengan penuh rasa hormat dan terima kasih, saya ingin mengucapkan apresiasi yang sebesar-besarnya kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Dadan Ramdan, M.Eng., M.Sc., selaku Rektor Universitas Medan Area.
2. Bapak Dr.Eng. Supriatno, S.T., M.T., selaku Dekan Fakultas Teknik Universitas Medan Area
3. Bapak Rizki Muliono, S.Kom., M.Kom., selaku Kepala Program Studi Teknik Informatika.
4. Bapak Muhathir, S.T., M.Kom., selaku dosen pembimbing yang dengan penuh kesabaran dan perhatian selalu memberikan arahan, bimbingan, serta masukan yang sangat berarti. Ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya saya sampaikan atas waktu, tenaga, dan ilmu yang telah diberikan kepada saya. Bimbingan Bapak tidak hanya membantu dalam menyelesaikan skripsi ini, tetapi juga menjadi

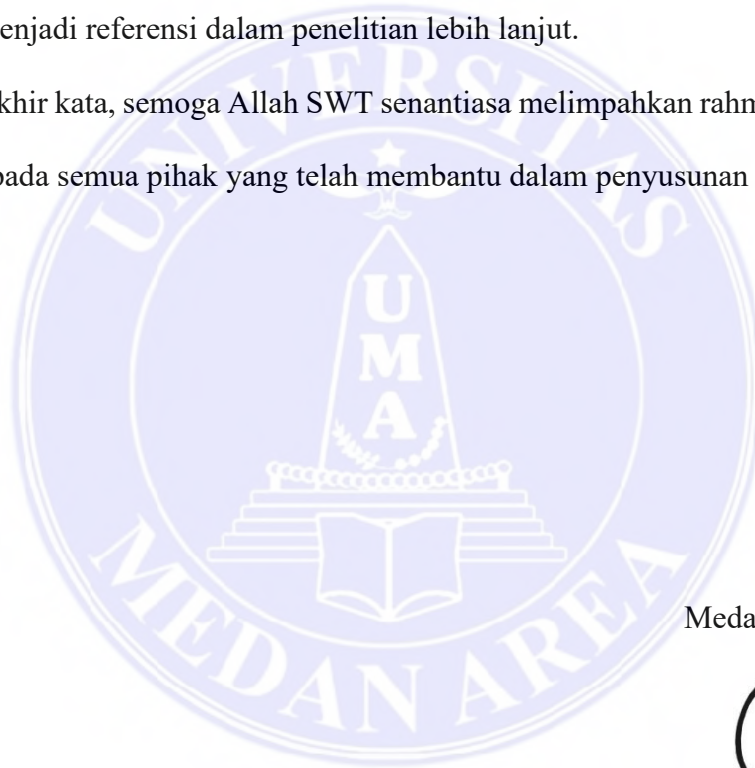
pelajaran berharga yang akan saya bawa dalam perjalanan karier saya ke depan.

5. Seluruh Dosen Teknik Informatika Universitas Medan Area, yang telah berbagi ilmu, pengalaman, dan wawasan yang luar biasa selama masa perkuliahan. Setiap mata kuliah, setiap nasihat, dan setiap dorongan yang diberikan telah menjadi fondasi utama dalam penyelesaian skripsi ini serta dalam perjalanan akademik saya.
6. Bang Robby Kurniawan Sari Damanik, S.T., selaku IT Support Teknik Informatika, yang selalu siap membantu dan memberikan dukungan teknis selama saya berkuliah. Terima kasih atas kesabaran dalam menjawab setiap pertanyaan dan membantu dalam berbagai kendala teknis yang saya hadapi selama perkuliahan.
7. Kepada kedua orang tua tercinta, Bapak Teuku Nurmansyah dan Ibu Fauziah, terima kasih atas doa, dukungan, dan kasih sayang yang selalu menyertai setiap langkah saya. Tanpa bimbingan dan restu kalian, pencapaian ini tidak akan terwujud.
8. Abang saya, Teuku Ferdiansyah, yang selalu menjadi panutan, sahabat, sekaligus pendukung terbesar saya. Terima kasih telah memberikan semangat, motivasi, dan selalu percaya bahwa saya mampu melewati setiap tantangan yang ada.
9. Gurllly dan teman-teman Teknik Informatika 2021, perjalanan ini terasa lebih ringan karena kalian. Terima kasih atas kebersamaan, dukungan, dan momen-momen berharga yang telah kita lalui bersama. Semoga ikatan ini tetap terjaga meski perkuliahan telah usai.

10. Diri saya sendiri, terima kasih telah melewati semua tantangan dengan kesabaran dan ketekunan. Tidak semua hari mudah, tetapi setiap langkah yang diambil membawa saya ke titik ini. Semoga ke depan, saya bisa terus belajar dan berkembang lebih baik lagi.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari kesempurnaan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan demi perbaikan di masa mendatang. Semoga skripsi ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca serta dapat menjadi referensi dalam penelitian lebih lanjut.

Akhir kata, semoga Allah SWT senantiasa melimpahkan rahmat dan karunia-Nya kepada semua pihak yang telah membantu dalam penyusunan skripsi ini.



Medan, Maret 2025

Cut Fara Farisya
Npm 218160029

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN	Error! Bookmark not defined.
HALAMAN PERTANYAAN	Error! Bookmark not defined.
RIWAYAT HIDUP	iv
ABSTRAK	v
ABSTRACT	Error! Bookmark not defined.
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xii
DAFTAR GAMBAR	xiii

BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	3
1.3. Batasan Masalah.....	4
1.4. Tujuan Penelitian.....	4
1.5. Manfaat Penelitian.....	4

BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1. <i>Deep learning</i>	6
2.2. <i>Convolutional Neural Network</i>	7
2.3. <i>VGG19</i>	7
2.3.1. Rumus Perhitungan <i>VGG-19</i>	8
2.4. <i>CBAM</i>	10
2.5. Tanaman	12
2.6. Evaluasi	13
2.7. Penyakit Daun Tanaman	14
2.8. Kasus Penelitian	16
2.9. Penelitian Terdahulu.....	17

BAB III METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1.1. Perangkat Keras	19
3.1.2. Perangkat Lunak.....	19
3.2. Prosedur Kerja	20
3.3. Metode Pengumpulan Data	20
3.4. Rancangan Arsitektur	22
3.5. Pembagian Data.....	23
3.6. <i>Hyperparameter</i>	24

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	25
4.1. Hasil.....	25
4.1.1. Sampel Data	25
4.1.2. Hasil <i>Training VGG19</i> Daun Kentang	28
4.1.3. Hasil <i>Training VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Kentang	30
4.1.4. Hasil <i>Training VGG19</i> Daun Jeruk.....	34
4.1.5. Hasil <i>Training VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Jeruk	37
4.1.6. Hasil <i>Training VGG19</i> Daun Pisang.....	40
4.1.7. Hasil <i>Training VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Pisang	43
4.1.8. Implementasi <i>web</i>	46
4.1.9. Implementasi Aplikasi <i>Mobile</i>	48
4.2. Pembahasan	54
 BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	 58
5.1. Kesimpulan.....	58
5.2. Saran	59
 DAFTAR PUSTAKA	 61



DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel 2. 1 Daun Pisang	14
Tabel 2. 2 Daun Jeruk	15
Tabel 2. 3 Daun Kentang	16
Tabel 2. 4 Kasus Penelitian	16
Tabel 2. 5 Penelitian Terdahulu	17
Tabel 3. 1 Perangkat Keras	19
Tabel 3. 2 Perangkat Lunak	19
Tabel 3. 3 Jumlah Dataset Pisang	21
Tabel 3. 4 Jumlah Dataset Jeruk	21
Tabel 3. 5 Jumlah Dataset Kentang	21
Tabel 3. 6 Pembagian Dataset Pisang	23
Tabel 3. 7 Pembagian Dataset Jeruk	23
Tabel 3. 8 Pembagian Dataset Kentang	24
Tabel 3. 9 <i>Parameter Value</i>	24
Tabel 4. 1 <i>Classification Report VGG19</i> Daun Kentang.....	29
Tabel 4. 2 <i>Classification Report VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Kentang	32
Tabel 4. 3 <i>Classification Report VGG19</i> Daun Jeruk	35
Tabel 4. 4 <i>Classification Report VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Jeruk	38
Tabel 4. 5 <i>Classification Report VGG19</i> Daun Pisang	41
Tabel 4. 6 <i>Classification Report VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Pisang	44
Tabel 4. 7 Hasil Uji <i>Deploy Web</i> pada Daun Kentang.....	49
Tabel 4. 8 Hasil Uji <i>Deploy Web</i> pada Daun Jeruk.....	51
Tabel 4. 9 Hasil Uji <i>Deploy Web</i> pada Daun Pisang.....	52
Tabel 4. 10 Hasil Evaluasi Rata Rata Keseluruhan Model	54
Tabel 4. 11 Hasil Evaluasi Penelitian Sebelumnya dan Penelitian Ini	56
Tabel 4. 12 Evaluasi Rata-rata Keseluruhan Model.....	56

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2. 1 Ilustrasi <i>Deep learning</i>	6
Gambar 2. 2. Arsitektur <i>VGG19</i>	10
Gambar 2. 3. <i>CBAM</i>	11
Gambar 3. 1 Prosedur Kerja	20
Gambar 3. 2 Rancangan Arsitektur	22
Gambar 4. 1 Contoh Sampel Daun Pisang	25
Gambar 4. 2 Contoh Sampel Daun Jeruk	26
Gambar 4. 3 Contoh Sampel Daun Kentang	27
Gambar 4. 4 Grafik pelatihan <i>VGG19</i> Daun Kentang	28
Gambar 4. 5 Hasil <i>confusion matrix VGG19</i> Daun Kentang	29
Gambar 4. 6 Grafik <i>ROC AUC VGG19</i> Daun Kentang	30
Gambar 4. 7 Grafik pelatihan <i>VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Kentang	31
Gambar 4. 8 Hasil <i>confussion matrix VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Kentang	31
Gambar 4. 9 Grafik <i>ROC AUC VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Kentang	32
Gambar 4. 10 Grafik pelatihan <i>VGG19</i> Daun Jeruk	34
Gambar 4. 11 Hasil <i>confusion matrix VGG19</i> Daun Jeruk	35
Gambar 4. 12 Grafik <i>ROC AUC VGG19</i> Daun Jeruk	36
Gambar 4. 13 Grafik pelatihan <i>VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Jeruk	37
Gambar 4. 14 Hasil <i>confussion matrix VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Jeruk	38
Gambar 4. 15 Grafik <i>ROC AUC VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Jeruk	39
Gambar 4. 16 Grafik pelatihan <i>VGG19</i> Daun Pisang	40
Gambar 4. 17 Grafik <i>confusion matrix VGG19</i> Daun Pisang	41
Gambar 4. 18 Grafik <i>ROC AUC VGG19</i> Daun Pisang	42
Gambar 4. 19 Grafik pelatihan <i>VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Pisang	43
Gambar 4. 20 Hasil <i>confussion matrix VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Pisang	44
Gambar 4. 21 Grafik <i>ROC AUC VGG19</i> dan <i>CBAM</i> Daun Pisang	45
Gambar 4. 22 Tampilan <i>Home Website</i>	46
Gambar 4. 23 Tampilan menu klasifikasi	47
Gambar 4. 24 Tampilan Aplikasi Mobile	49
Gambar 4. 24 Grafik <i>ROC AUC</i> Semua Model	54
Gambar 4. 25 Grafik <i>Training Accuracy</i> semua model	55

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

CNN (Convolutional Neural Network) adalah jaringan saraf tiruan yang banyak digunakan dengan kinerja yang baik di berbagai bidang (Li dkk., 2024). *CNN* telah memberikan kontribusi besar dalam bidang *computer vision* dengan mencapai tingkat akurasi yang tinggi dalam pemrosesan video, pengenalan objek, klasifikasi, segmentasi gambar, pemrosesan bahasa alami, dan pengenalan suara, serta banyak bidang lainnya (Saputra, Mulyana dan Yel, 2022). *CNN* memiliki berbagai arsitektur, termasuk *MobileNet*, *AlexNet*, *ResNet*, *Inception*, dan *VGG* (Ilhami dan Wibisono, 2023). Sebagai salah satu metode *Deep learning* yang banyak diterapkan pada data citra adalah *VGG*.

Pada tahun 2014, arsitektur *VGG-16* dan *VGG-19* diperkenalkan oleh tim peneliti dari Oxford *Visual Geometry Group* (Soni dkk., 2024). Dalam klasifikasi citra, *transfer learning* sering diterapkan untuk ekstraksi fitur dengan memanfaatkan model seperti *VGG-19*. Misalnya, *VGG-19* dapat digunakan untuk klasifikasi ras Bulldog dengan akurasi 0,958 (Jinan, Situmorang dan Rosnelly, 2023). Model ini unggul dalam konteks *transfer learning* karena arsitekturnya yang lebih dalam dengan 19 lapisan, sehingga memungkinkan ekstraksi fitur visual yang lebih kompleks dan mendetail dari citra (Salehi dkk., 2023).

VGG-19 mampu mengklasifikasikan berbagai jenis gambar, seperti yang dilakukan oleh (Khan dkk., 2021) dalam mendeteksi nodul paru-paru secara otomatis dengan akurasi 97,83%. Selain itu, (Beissenova dkk., 2024) telah

menerapkan *VGG19* untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun padi dengan akurasi 90%.Sementara itu, (Putra dkk., 2023) berhasil melakukan deteksi pneumonia melalui pemrosesan citra medis dengan akurasi 94,6%.

Meskipun berbagai penelitian telah menunjukkan tingkat akurasi yang memuaskan, arsitektur *VGG-19* masih memerlukan modifikasi untuk mencapai hasil yang lebih optimal. Salah satu caranya dengan menambahkan modul perhatian, Modul perhatian terdiri dari berbagai jenis, seperti *Squeeze-and-Excitation (SE)*(Cyclegan, 2024), *Non-Local Attention (Self-Attention)*(Wu dkk., 2023), *Attention Gate*(Alshomrani, Arif dan Al Ghamdi, 2023), *Residual Attention Network*(Lv dkk., 2024), *Spatial Transformer Network (STN)*(J. Wang dkk., 2024), dan *Convolutional Block Attention Module (CBAM)*. dalam penelitian ini *CBAM* menjadi pilihan sebagai modul perhatian yang ditambahkan kedalam arsitektur *VGG*. *CBAM (Convolutional Block Attention Module)* merupakan mekanisme perhatian yang fokus pada saluran spasial, yang dapat meningkatkan kemampuan model untuk memahami berbagai saluran warna secara *independen* dengan menerapkan perhatian pada dimensi spasial dan saluran(Ye, Qian dan Huang, 2024).

CBAM juga telah banyak diteliti sebelumnya (Vinston Raja R., 2024) mengklasifikasikan tumor otak dengan akurasi 99,35%.(Xie dkk., 2024) mendeteksi kerusakan atau kegagalan pada motor listrik dengan akurasi 98,23%.selain itu (Zhang, Zhang dan Zhu, 2021) mendeteksi COVID-19 dengan akurasi 96,32%.dan (Y. Wang dkk., 2024) mendeteksi tindakan berbahaya penambang bawah dengan akurasi 94,6%.

Berdasarkan keunggulan arsitektur *VGG-19* dan ketangguhan *CBAM* maka dalam penelitian ini akan menguji coba menyisipkan *CBAM* kedalam *VGG-19* untuk mengklasifikasi penyakit pada tanaman.

Tanaman merupakan sumber utama kehidupan. Dalam pertanian, deteksi penyakit tanaman sangat penting untuk meningkatkan hasil panen dan mengurangi kerugian. Teknologi *Deep learning*, khususnya *Convolutional Neural Networks (CNN)*, telah terbukti efektif dalam mengidentifikasi penyakit daun berdasarkan citra yang terinfeksi (Tugrul et al., 2022). Implementasi *CNN*, seperti pada aplikasi Android, memungkinkan petani mendeteksi penyakit secara real-time untuk pengambilan keputusan yang lebih tepat (Ahmed & Harshavardhan Reddy, 2021).

Daun tanaman berpotensi sebagai sumber protein alternatif dengan kandungan hampir setara susu. Namun, penggunaannya masih terbatas karena kendala ekstraksi dan pemurnian. Penelitian terbaru mengembangkan metode untuk meningkatkan pemanfaatan protein daun demi ketahanan pangan global (Anoop et al., 2023). Daun juga berperan dalam biosorpsi fosfor dari air, membantu mengatasi polusi secara ramah lingkungan, seperti yang dibuktikan pada daun mangga dan sapota (S. Dey et al., 2023).

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan penjelasan pada latar belakang, maka dapat dirumuskan pokok permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah bagaimana pengaruh integrasi perhatian *CBAM* terhadap peningkatan akurasi klasifikasi dalam arsitektur *VGG-19*?

1.3. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Penelitian ini akan mendeteksi penyakit pada citra daun pisang, jeruk, dan kentang.
2. Metode yang digunakan dalam penelitian ini adalah *VGG-19* yang dilengkapi dengan modul perhatian *CBAM*.
3. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh dari *Kaggle*.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Menerapkan modul perhatian *CBAM* untuk meningkatkan kinerja model *VGG-19* dalam mengenali dan mengklasifikasikan gambar penyakit.
2. Meningkatkan akurasi deteksi penyakit dengan mengintegrasikan *CBAM* ke dalam arsitektur *VGG19*.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Meningkatkan metode *Deep learning* dengan mengoptimalkan *VGG19* menggunakan *CBAM*, sehingga model dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan penyakit dengan lebih akurat.

2. Menjadi referensi bagi peneliti lain dalam menggunakan modul perhatian dalam model *CNN*, yang dapat membantu penelitian lebih lanjut dalam pengendalian penyakit.

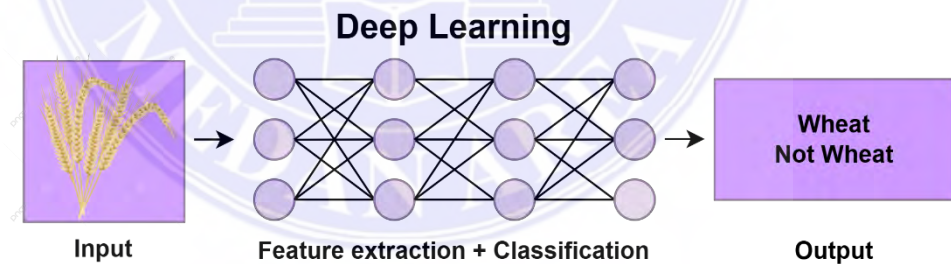


BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. *Deep learning*

Deep learning adalah jenis *machine learning* yang menggambarkan dunia dengan konsep berlapis yang otomatis dikenali oleh modelnya (Taye, 2023). Algoritma *Deep learning* dasar memiliki tiga lapisan: lapisan *input* yang membawa data Awal, lapisan tersembunyi yang memproses data, dan lapisan *output* yang menghasilkan hasil akhir (Krittanawong dkk., 2023). *Deep learning* merupakan metode yang menjanjikan, terutama dalam area pengenalan citra, penglihatan komputer, dan klasifikasi video (Krittanawong dkk., 2023). *Deep learning* memungkinkan penciptaan model komputasi yang dirancang dengan berbagai lapisan pemrosesan (Anzalone, Pagliaro dan Tutone, 2024).



Gambar 2. 1 Ilustrasi *Deep learning*

2.2. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) adalah jenis arsitektur *Deep learning* yang dirancang untuk memproses data dalam bentuk grid, seperti gambar (Khan dkk., 2020). *CNN* terdiri dari beberapa lapisan utama, yaitu lapisan konvolusi untuk mengekstraksi fitur lokal, lapisan *pooling* untuk mereduksi dimensi data, serta lapisan *fully connected* yang melakukan klasifikasi berdasarkan fitur yang telah dipelajari (Gholamalinezhad dan Khosravi, 2020). Fungsi aktivasi seperti ReLU sering digunakan untuk menambahkan non-linearitas sehingga model dapat memahami pola yang lebih kompleks (Dubey, Singh dan Chaudhuri, 2022).

CNN bekerja dengan mengekstraksi pola sederhana dari data, seperti tepi atau tekstur, yang kemudian digabungkan menjadi representasi yang lebih kompleks (Liu dkk., 2019). *CNN* digunakan dalam berbagai bidang seperti deteksi penyakit dari citra medis, identifikasi penyakit tanaman, pengenalan wajah, dan sistem pengemudi otomatis. Keunggulan utama *CNN* terletak pada kemampuannya untuk belajar secara otomatis dan generalisasi yang tinggi dalam menangani data visual (Shoaib dkk., 2023).

2.3. VGG19

VGG-19 adalah jaringan saraf konvolusional dengan 24 lapisan, terdiri dari 16 lapisan konvolusi, 5 *pooling*, dan 3 *fully connected*, yang membentuk arsitektur kompleks (ŞENER dan ERGEN, 2023). Model ini menggunakan *input* gambar 224x224 piksel dengan kernel 3x3 dan memiliki 5 blok konvolusi yang dipisahkan oleh *max pooling* (Ilham Rahmana Syihad dkk., 2023) (Filho dan Cortes, 2022).

Sebagai model *transfer learning*, *VGG-19* menunjukkan potensi besar dalam berbagai tugas pembelajaran mesin (Hernandoko, Laksono dan Rosyidi, 2024).

Dalam klasifikasi citra, *VGG-19* terbukti unggul, seperti dalam deteksi pneumonia melalui X-ray dada, di mana model ini mencapai akurasi 97,94%, lebih baik dibandingkan *AlexNet*, *VGG-16*, dan *ResNet50*. Keunggulan ini diperoleh melalui kombinasi *Transfer Learning* dan *Random Forest* (N. Dey et al., 2021). *VGG-19* dikombinasikan dengan *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk mendeteksi sinyal mendengkur terkait apnea-hipopnea, mencapai akurasi 99,31% menggunakan mel-spectrograms sebagai *input*, menjadikannya alat andal dalam diagnosis gangguan tidur OSAHS (Ding et al., 2023).

Penerapan *VGG-19* dalam deteksi penyakit menular juga menunjukkan hasil signifikan. Dengan kombinasi fitur dalam dan buatan yang dioptimalkan melalui *Seagull Algorithm*, model ini mencapai akurasi 98,62% dalam diagnosis Tuberkulosis (TB) berbasis citra X-ray, membantu pengambilan keputusan klinis yang lebih akurat dan cepat (M. A. Khan et al., 2021).

2.3.1. Rumus Perhitungan VGG-19

1. Rumus Dimensi *Output* untuk Layer Konvolusi:

Misalkan:

- H_{in} : Tinggi *input*
- W_{in} : Lebar *input*
- C_{in} : Jumlah saluran (*channels*) *input*
- K : Ukuran filter (panjang dan lebar filter diasumsikan sama)
- P : *Padding*

- S : *Stride*

Maka, dimensi *output* dapat dihitung sebagai berikut:

$$H_{out} = \frac{H_{in} - K + 2 \times P}{S} + 1$$

$$W_{out} = \frac{W_{in} - K + 2 \times P}{S} + 1$$

Dengan demikian, dimensi *output* layer konvolusi adalah $H_{out} \times$

$W_{out} \times C_{out}$, di mana C_{out} adalah jumlah filter dilayer tersebut.

2. Rumus Jumlah Parameter untuk Layer Konvolusi

Untuk setiap layer konvolusi, jumlah parameter dihitung sebagai:

$$\text{Jumlah Parameter} = (K \times K \times C_{in} + 1) \times C_{out}$$

Di sini:

- $K \times K \times C_{in}$: Parameter per filter
- $+1$: Untuk bias di setiap filter
- C_{out} : Jumlah filter dilayer tersebut

3. Rumus Dimensi Output untuk Layer *Max-Pooling*

Untuk layer *max-pooling* dengan ukuran *pooling* $K \times K$ dan *stride* S , dimensi *output* dapat dihitung sebagai berikut:

$$H_{out} = \frac{H_{in}}{S}$$

$$W_{out} = \frac{W_{in}}{S}$$

Dimensi *output* dari layer *pooling* menjadi $H_{out} \times W_{out} \times C_{in}$, di mana jumlah saluran tetap sama dengan *input*.

4. Rumus Jumlah Parameter untuk Layer *Fully Connected*

Layer *fully connected* menghubungkan semua neuron dari layer sebelumnya ke setiap neuron di layer saat ini. Misalkan:

- N_{in} :Jumlah neuron di layer sebelumnya
- N_{out} :Jumlah neuron di layer *fully connected*

Maka, jumlah parameter dapat dihitung sebagai:

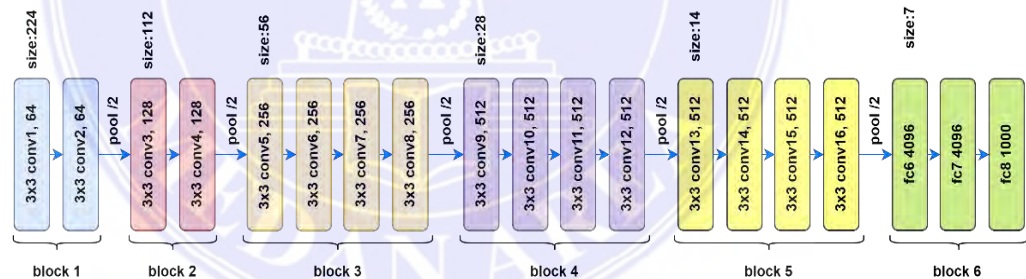
$$\text{Jumlah Parameter} = (N_{in} + 1) \times N_{out}$$

Di sini, +1 mewakili bias untuk setiap neuron di layer *fully connected*.

5. Total Parameter *VGG-19*:

Jumlah total parameter pada *VGG-19* adalah penjumlahan dari seluruh parameter di setiap layer konvolusi dan *fully connected*:

$$\text{Total Parameter} = \sum_{\text{Conv Layers}} \text{Parameter Conv} + \sum_{\text{Fully Connected Layers}} \text{Parameter FC}$$



Gambar 2. 2. Arsitektur VGG19

Sumber : (Shinta, 2023)

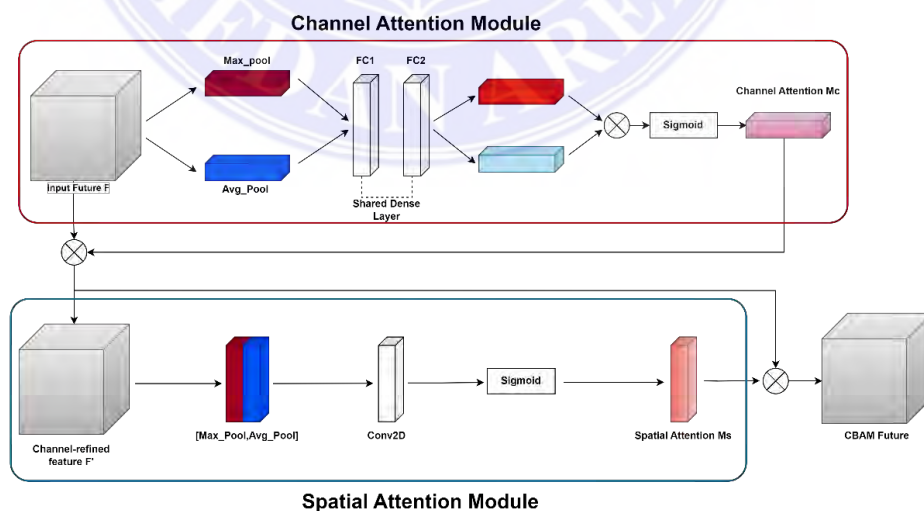
2.4. CBAM

CBAM merupakan modul ringan yang mudah diintegrasikan ke dalam jaringan saraf konvolusional (*CNN*) (Agac dan Durmaz Incel, 2023). *CBAM* terdiri dari dua komponen: Modul Perhatian Saluran (*CAM*) dan Modul Perhatian Spasial

(SAM), yang masing-masing berfungsi untuk perhatian saluran dan perhatian spasial (Jiang, Feng dan Huang, 2024).

CBAM terbukti efektif dalam berbagai aplikasi, termasuk klasifikasi gambar histopatologi, dengan peningkatan akurasi hingga 98,96% dan *F1-score* 97,95% pada dataset BreakHis (Ijaz et al., 2023). Modul ini juga digunakan dalam prediksi polusi udara, di mana integrasi *CBAM* dengan *CNN* dan *Bi-LSTM* meningkatkan akurasi prediksi konsentrasi PM2.5 hingga 48 jam ke depan (D. Li et al., 2022).

Istilah *CBAM* juga digunakan dalam konteks kebijakan, seperti pada mekanisme penyesuaian batas karbon (*Carbon Border Adjustment Mechanism*) Uni Eropa. *CBAM* dirancang sebagai alat untuk mendukung kebijakan iklim dengan memastikan bahwa barang yang diimpor ke Eropa memenuhi standar karbon tertentu. Meskipun konteks *CBAM* ini berbeda, implementasi strategisnya menjadi sorotan karena dapat memengaruhi hubungan perdagangan global dan keberhasilan kebijakan iklim Uni Eropa (Smith et al., 2024).



Gambar 2. 3. *CBAM*

Sumber: (Su, 2022)

2.5. Tanaman

Tanaman adalah organisme autotrof yang berperan sebagai produsen utama dalam ekosistem. Daunnya berfungsi menangkap energi matahari untuk fotosintesis dan memiliki potensi sebagai bahan alami, seperti pembungkus makanan ramah lingkungan. Di pasar tradisional Wonosobo, daun dari *Musa spp.*, *Tectona grandis*, dan *Cocos nucifera* digunakan sebagai alternatif plastik, membantu mengurangi limbah (Metananda et al., 2023).

Daun mengandung pigmen alami seperti klorofil, karotenoid, dan antosianin yang bermanfaat bagi kesehatan, termasuk sebagai antioksidan dan anti-inflamasi (Sousa, 2022). Ekstrak polisakarida dari daun juga dimanfaatkan dalam industri makanan dan farmasi dengan metode ekstraksi ramah lingkungan (Salehi et al., 2023). Dalam pertanian, deteksi dini penyakit daun sangat penting untuk mencegah kerugian hasil panen.

Teknologi seperti *Convolutional Neural Networks (CNN)* telah terbukti efektif dalam klasifikasi penyakit daun dengan akurasi tinggi. Model *CNN* yang menggunakan dataset *PlantVillage* mencapai akurasi 99,64% pada tahap pelatihan (Al-Akkam & Altaei, 2022). Pengembangan arsitektur *Deep learning* yang lebih efisien memungkinkan klasifikasi dengan akurasi lebih dari 98% (Sadhasivam et al., 2024). Pendekatan kombinasi *CNN* dan *Local Binary Pattern (LBP)* juga meningkatkan akurasi hingga hampir 99% pada beberapa jenis daun tanaman (Hosny et al., 2023). Teknologi ini mendukung pertanian modern dengan deteksi penyakit yang lebih cepat dan akurat.

2.6. Evaluasi

Evaluasi model adalah bagian penting dalam pengembangan model, dengan tujuan untuk memilih model terbaik yang mampu mewakili data yang digunakan dan memprediksi performa di masa depan. Hanya menggunakan data pelatihan untuk mengevaluasi kinerja model dianggap tidak valid dalam ilmu data, karena hal ini bisa mengakibatkan model yang terlalu optimis dan overfitting terhadap data pelatihan.

1. Akurasi

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

2. Precision

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

3. Recall

$$\text{Recall} = \frac{TP}{(Tp + FP)}$$

4. F-Score

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

Keterangan:

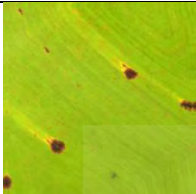
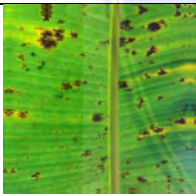
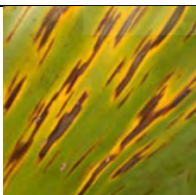
- TP : True Positif
 FP : False Positif
 TN : True Negatif
 FN : False Negatif.

2.7. Penyakit Daun Tanaman

2.7.1. Daun Pisang

Berikut beberapa penyakit yang ada pada tanaman Pisang:

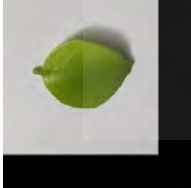
Tabel 2. 1 Daun Pisang

Gambar	Nama Penyakit	Deskripsi
	<i>Cordana</i>	<i>Cordana Spot</i> adalah salah satu penyakit yang disebabkan oleh jamur <i>Cordana musae</i> yang menyerang daun tanaman pisang. Penyakit ini ditandai dengan munculnya bercak-bercak cokelat yang meluas pada permukaan daun, mengakibatkan penurunan efisiensi fotosintesis tanaman. (Henuk et al., 2020).
	<i>Healthy</i>	Tanaman pisang yang sehat memiliki daun berwarna hijau segar dengan struktur yang utuh dan tidak terdapat tanda-tanda bercak, nekrosis, atau kerusakan lainnya. (Fitrahtunnisa & Aisah, 2021).
	<i>Pestalotiopsis</i>	Penyakit daun yang disebabkan oleh <i>Pestalotiopsis sp.</i> dapat menyebabkan kerontokan daun pada beberapa tanaman, termasuk pisang. Gejala penyakit ini biasanya berupa bercak nekrotik yang menyebar dan mengakibatkan daun menjadi rapuh serta mudah gugur (Damiri et al., 2022).
	<i>Sigatoka</i>	<i>Sigatoka</i> hitam, yang disebabkan oleh <i>Pseudocercospora fijiensis</i> , adalah salah satu penyakit paling merusak pada tanaman pisang. Penyakit ini ditandai dengan bercak cokelat gelap pada daun, yang berkembang menjadi garis-garis panjang dan memengaruhi fungsi fotosintesis tanaman. (Kimunye et al., 2021).

2.6.2 Daun Jeruk

Berikut beberapa penyakit yang ada pada tanaman Jeruk:

Tabel 2. 2 Daun Jeruk

Gambar	Nama Penyakit	Deskripsi
	<i>Blackspot</i>	Penyakit <i>Blackspot</i> pada daun jeruk disebabkan oleh infeksi jamur yang menghasilkan bercak hitam di permukaan daun dan buah. (Swasono et al., 2023).
	<i>Canker</i>	Penyakit <i>Canker</i> pada daun jeruk disebabkan oleh infeksi bakteri <i>Xanthomonas citri</i> subsp. <i>citri</i> . (Swasono et al., 2023).
	<i>Greening</i>	Penyakit <i>Greening</i> , atau biasa dikenal dengan Huanglongbing (HLB), merupakan salah satu penyakit jeruk paling berbahaya yang disebabkan oleh bakteri <i>Candidatus Liberibacter</i> yang ditularkan melalui vektor serangga seperti kutu daun. (Lubis & Tanjung, 2023).
	<i>Healthy</i>	Daun jeruk yang sehat menunjukkan struktur jaringan yang jelas dan utuh tanpa adanya kerusakan akibat infeksi atau serangan hama. (Ningsih et al., 2022).
	<i>Young Healthy</i>	Daun muda jeruk yang sehat memiliki ciri-ciri berupa warna hijau cerah dan tidak adanya kerusakan fisik atau bercak pada permukaan daun. (Lubis & Tanjung, 2023).

2.6.3 Daun Kentang

Berikut beberapa penyakit yang ada pada tanaman kentang:

Tabel 2. 3 Daun Kentang

Gambar	Nama Penyakit	Deskripsi
	<i>Early Blight</i>	Penyakit <i>Early Blight</i> pada kentang disebabkan oleh jamur <i>Alternaria solani</i> yang menyerang daun, batang, dan terkadang umbi kentang. (Mollah & Hassan, 2023).
	<i>Healthy</i>	Daun kentang yang sehat memiliki warna hijau segar dan struktur jaringan yang utuh tanpa adanya gejala bercak, nekrosis, atau deformasi lainnya. (Oishi et al., 2021).
	<i>Late Blight</i>	<i>Late Blight</i> merupakan salah satu penyakit paling merusak pada tanaman kentang, disebabkan oleh <i>Phytophthora infestans</i> . (Yuen, 2021).

2.8. Kasus Penelitian

Tabel 2. 4 Kasus Penelitian

No	Peneliti	Judul	Kesimpulan
1	(Fauzi et al., 2024)	<i>Machine Learning-Potato Leaf Disease Detection App (MR-PoLoD)</i>	Aplikasi berbasis <i>CNN</i> dirancang untuk mengklasifikasikan daun kentang menjadi sehat, <i>Early Blight</i> , dan <i>Late Blight</i> . Pada awal pengujian, model menunjukkan akurasi 70%, yang meningkat secara signifikan setelah beberapa iterasi.
2	(Palei et al., 2022)	<i>A Systematic Review of Citrus Disease Perceptions and Fruit Grading Using Machine Vision</i>	Penelitian menggunakan <i>CNN</i> untuk mendeteksi penyakit jeruk, seperti <i>Algal Spot</i> dan <i>Greasy Spot</i> . Akurasi yang dicapai adalah 62%, yang menunjukkan tantangan dalam segmentasi gambar dan pengolahan data.
3	(Cuevas et al., 2023)	<i>Modeling genotype × environment</i>	Penelitian ini menggunakan model M2 untuk prediksi interaksi genotipe ×

		<i>interaction for single and multitrait genomic prediction in potato</i>	lingkungan pada kentang. Akurasi yang dicapai adalah 58%, yang menunjukkan perlunya perbaikan pada pemodelan interaksi genetik.
4	(Bansod et al., 2024)	<i>Potato Plant Disease Detection and Classification Using Machine Learning Algorithm</i>	Penelitian menggunakan <i>CNN</i> untuk mendeteksi daun kentang sehat, <i>Early Blight</i> , dan <i>Late Blight</i> . Akurasi awal pada data validasi hanya 43%, menunjukkan keterbatasan model pada tahap awal pelatihan.
5	(Kadek Peri Arta Wijaya et al., 2025)	<i>Implementasi Algoritma YOLO untuk Deteksi Tanaman Apotik Hidup</i>	Algoritma YOLOv8 digunakan untuk mendeteksi 13 objek tanaman. Akurasi rata-rata yang dicapai adalah 59%, mengindikasikan adanya tantangan dalam pengolahan dataset untuk identifikasi objek yang kompleks.

2.9. Penelitian Terdahulu

Tabel 2. 5 Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Judul	Kesimpulan
1	(Chen et al., 2021)	<i>A new CBAM-P-Net model for few-shot forest species classification using airborne hyperspectral images</i>	Model <i>CBAM-P-Net</i> meningkatkan akurasi klasifikasi spesies pohon hutan menggunakan citra hiperspektral udara, dengan peningkatan 1,17% pada akurasi keseluruhan dan 0,0129 pada koefisien kappa. Window klasifikasi optimal adalah 17x17, menghasilkan akurasi 97,28% dan kappa 0,97.
2	(Feng et al., 2023)	<i>Detection Mature Bud for Daylily Based on Faster R-CNN Integrated With CBAM</i>	Penelitian ini mengintegrasikan <i>CBAM</i> ke dalam <i>Faster R-CNN</i> untuk deteksi kuncup matang tanaman <i>Daylily</i> . Dengan menggunakan <i>ResNet50</i> sebagai backbone, model ini meningkatkan <i>Average Precision (AP)</i> hingga 2,22%, mencapai 90,18%.
3.	(Farag, Fouad dan Abdel-	<i>Automatic Severity Classification of Diabetic Retinopathy Based on DenseNet and</i>	pendekatan <i>Deep learning</i> yang menggunakan <i>DenseNet169</i> dan <i>Convolutional Block Attention Module (CBAM)</i> efektif untuk deteksi otomatis tingkat keparahan

	Hamid, 2022)	<i>Convolutional Block Attention Module.</i>	retinopati diabetik (DR). Model ini mencapai akurasi 97% pada klasifikasi biner (sensitivitas 97%, spesifisitas 98.3%, QWK 0.9455) dan 82% akurasi untuk grading tingkat keparahan (QWK 0.888).
4.	(Rahmad syuhada, 2023)	<i>ANALISIS ARSITEKTUR DEEP LEARNING VGG UNTUK KLASIFIKASI JENIS JAMUR</i>	Penelitian ini menggunakan transfer learning dengan arsitektur <i>VGG-19</i> untuk mengklasifikasikan jenis jamur. Dari 18 model yang dilatih, model terbaik dengan 50 <i>Epoch</i> , <i>Batch Size</i> 64, dan <i>Optimizer</i> SGD mencapai akurasi 77,3% saat pelatihan. Setelah diuji, akurasi model ini mencapai 70%, menunjukkan potensi untuk meningkatkan akurasi klasifikasi jamur dan pemahaman masyarakat tentang keanekaragaman jamur.
5.	(Y. Wang dkk., 2024)	<i>Convolutional Block Attention Module–Multimodal Feature-Fusion Action Recognition: Enabling Miner Unsafe Action Recognition</i>	Penelitian ini mengembangkan model <i>CBAM-MFFAR</i> yang efektif untuk mengenali tindakan tidak aman penambang bawah tanah. Model ini mencapai akurasi 95,8% pada dataset NTU60 RGB+D dan 94,6% pada dataset UAUM, melampaui beberapa model lainnya. Validasi lapangan menunjukkan bahwa model ini mampu mendeteksi tindakan berbahaya secara akurat di lokasi tambang.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1. Alat dan Bahan Penelitian

Dalam proses penelitian, peneliti memanfaatkan berbagai perangkat keras dan lunak. Berikut adalah perangkat yang digunakan untuk klasifikasi penyakit daun tanaman:

3.1.1. Perangkat Keras

Perangkat Keras yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

Tabel 3. 2 Perangkat Keras

No.	Perangkat Keras	Keterangan
1.	<i>Device</i>	Lenovo Thinkpad P14s
2.	<i>Processor</i>	AMD Ryzen 7
3.	<i>RAM</i>	16 GB
4.	<i>SSD</i>	512 GB

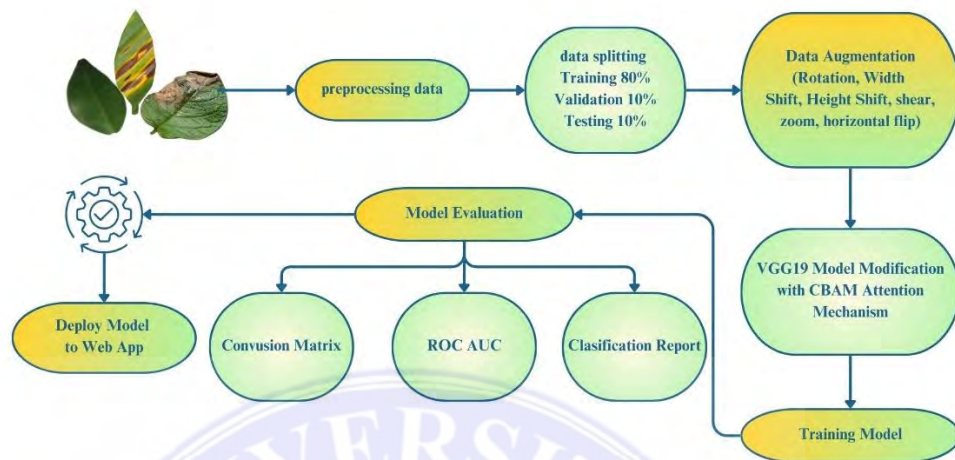
3.1.2. Perangkat Lunak

Perangkat Lunak yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

Tabel 3. 3 Perangkat Lunak

No.	Perangkat Lunak	Keterangan
1.	<i>Anaconda</i>	<i>Command Line</i>
2.	<i>Jupyter Notebook</i>	<i>Text editor</i>
3.	<i>Python 3.12</i>	Bahasa Pemograman

3.2. Prosedur Kerja



Gambar 3. 1 Prosedur Kerja

Prosedur kerja deteksi penyakit daun Tanaman dengan model *VGG19* yang dimodifikasi *CBAM* dimulai dengan pengumpulan gambar daun, diikuti proses *preprocessing* berupa seleksi, *cropping*, *resizing*, dan normalisasi. Data dipecah menjadi tiga bagian: 80% untuk pelatihan, 10% validasi, dan 10% pengujian. Agar data lebih bervariasi, dilakukan augmentasi seperti rotasi, pergeseran, dan *flip*. Model *VGG19* dengan *CBAM* dilatih dan dievaluasi menggunakan *confusion matrix*, *ROC AUC* serta *classification report*. Setelah model mencapai akurasi memadai, hasilnya diimplementasikan dalam aplikasi *web* untuk deteksi penyakit daun Tanaman.

3.3. Metode Pengumpulan Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang diperoleh secara tidak langsung dari sumber yang sudah ada. Dalam penelitian ini,

citra atau gambar daun sebagai data sekunder diambil dari situs *web* Kaggle. Di situs tersebut.

Tabel 3. 4 Jumlah Dataset Pisang

No.	Kelas	Jumlah Data
1.	<i>Cordana</i>	1000
2.	<i>Healthy</i>	1000
3.	Pestaloptiopsis	1000
4.	<i>Sigatoka</i>	1000

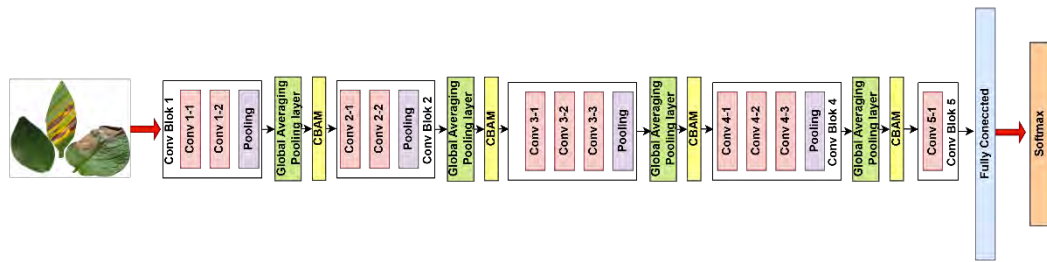
Tabel 3. 5 Jumlah Dataset Jeruk

No.	Kelas	Jumlah Data
1.	<i>Blackspot</i>	1000
2.	<i>Canker</i>	1000
3.	<i>Greening</i>	1000
4.	<i>Healthy</i>	1000
5.	<i>Young</i> <i>Healthy</i>	1000

Tabel 3. 6 Jumlah Dataset Kentang

No.	Kelas	Jumlah Data
1.	<i>Early Blight</i>	1000
2.	<i>Healthy</i>	1000
3.	<i>Late Blight</i>	1000

3.4. Rancangan Arsitektur



Gambar 3. 2 Rancangan Arsitektur

Gambar tersebut menggambarkan arsitektur model *VGG19* yang dimodifikasi dengan *CBAM* (*Convolutional Block Attention Module*) untuk mendeteksi penyakit pada daun tanaman. Arsitektur ini bekerja dengan memulai dari dua lapisan awal yang mengambil informasi dasar dari gambar daun, seperti garis dan pola sederhana. Kemudian, dilakukan proses *pooling* untuk mengurangi ukuran data sehingga komputasinya jadi lebih cepat. Selanjutnya, lapisan konvolusi berikutnya bertugas menangkap detail yang lebih rumit seperti tekstur daun. Proses *pooling* kembali diterapkan untuk meringkas data. Pada tahap berikutnya, tiga lapisan konvolusi dipakai untuk mengenali pola yang lebih spesifik, lalu datanya diperkecil lagi. Setelah itu, lapisan terakhir menangkap detail yang lebih mendalam dari gambar sebelum proses *pooling* yang terakhir. Lapisan *Global Average Pooling* berfungsi untuk merangkum informasi secara ringkas. Modul *CBAM* digunakan untuk fokus pada bagian gambar yang penting. Semua data tersebut digabungkan dan diproses oleh jaringan saraf untuk menentukan apakah daun dalam gambar sehat atau terkena penyakit.

3.5. Pembagian Data

Dataset akan dibagi menjadi tiga bagian: data *training* (pelatihan), yang digunakan untuk melatih model; data *testing* (pengujian), yang berfungsi untuk mengevaluasi performa model selama proses pelatihan; dan data *validation* (validasi), yang bertujuan untuk menguji performa model secara objektif. Dataset yang digunakan dalam penelitian terdiri dari 3 tanaman yaitu jeruk, pisang dan kentang. Dataset ini dibagi menjadi 80% untuk pelatihan, 10% untuk pengujian, dan 10% untuk validasi.

Tabel 3. 7 Pembagian Dataset Pisang

No.	KELAS	Jumlah Data	Data		
			Training 80%	Testing 10%	Validasi 10%
1.	<i>Cordana</i>	1000	800	100	100
2.	<i>Healthy</i>	1000	800	100	100
3.	<i>Pestaloptiopsis</i>	1000	800	100	100
4.	<i>Sigatoka</i>	1000	800	100	100

Tabel 3. 8 Pembagian Dataset Jeruk

No.	KELAS	Jumlah Data	Data		
			Training 80%	Testing 10%	Validasi 10%
1.	<i>Blackspot</i>	1000	800	100	100
2.	<i>Cancer</i>	1000	800	100	100
3.	<i>Greening</i>	1000	800	100	100
4.	<i>Healthy</i>	1000	800	100	100
5.	<i>Young Healthy</i>	1000	800	100	100

Tabel 3. 9 Pembagian Dataset Kentang

No.	KELAS	Jumlah Data	Data		
			Training 80%	Testing 10%	Validasi 10%
1.	<i>Early Blight</i>	1000	800	100	100
2.	<i>Healthy</i>	1000	800	100	100
3.	<i>Late Blight</i>	1000	800	100	100

3.6. Hyperparameter

Parameter yang dilakukan dipenelitian ini sebagai berikut:

Tabel 3. 10 Parameter Value

No.	Parameter	Value
1.	<i>Batch Size</i>	32
2.	<i>Epoch</i>	20
3.	<i>Optimizer</i>	Adam
4.	<i>Learning rate</i>	0.001

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1. Kesimpulan

Penelitian ini berfokus pada pengembangan dan evaluasi model klasifikasi penyakit daun tanaman menggunakan *VGG19* yang dikombinasikan dengan *Convolutional Block Attention Module (CBAM)*. Berdasarkan berbagai model yang diuji, hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi *CBAM* mampu meningkatkan performa klasifikasi model dibandingkan dengan *VGG19* standar.

Dari hasil evaluasi, model dengan pelatihan terbaik, yaitu *VGG19* dan *CBAM* pada daun pisang, mencapai akurasi 96,00%, precision 96,49%, recall 96,00%, dan F1-score 96,01%, menunjukkan efektivitas tinggi dalam mengklasifikasikan penyakit daun pisang seperti *Cordana*, *Healthy*, *Pestalotiopsis*, dan *Sigatoka*. Model *CBAM* juga berhasil meningkatkan akurasi pada daun kentang (97%) dan daun jeruk (70,8%), dibandingkan dengan model tanpa *CBAM* yang cenderung memiliki akurasi lebih rendah dan mengalami overfitting pada beberapa model.

Hasil ini menunjukkan bahwa *CBAM* efektif dalam meningkatkan kemampuan jaringan saraf dalam menyoroti fitur penting pada citra tanaman, sehingga memungkinkan deteksi penyakit daun dengan lebih akurat. Namun, terdapat beberapa di mana model masih mengalami fluktuasi dalam akurasi validasi, yang menunjukkan perlunya optimasi lebih lanjut.

5.2. Saran

Integrasi teknologi pengolahan citra berbasis drone dalam pemantauan penyakit tanaman menawarkan cara inovatif untuk mengidentifikasi serta memetakan masalah kesehatan tanaman secara real-time. Dengan data visual yang diperoleh dari drone, petani dapat mendeteksi penyakit lebih awal dan mengambil tindakan yang diperlukan sebelum kerusakan meluas. Teknologi ini dapat dikombinasikan dengan model *VGG19 + CBAM* yang telah dikembangkan dalam penelitian ini untuk meningkatkan efisiensi deteksi penyakit pada tanaman seperti pisang, jeruk, dan kentang.

Pengembangan model deteksi multi-penyakit sangat penting untuk meningkatkan efektivitas diagnosis, memungkinkan identifikasi berbagai penyakit tanaman dalam satu analisis citra. Saat ini, model yang dikembangkan dalam penelitian hanya berfokus pada penyakit tertentu seperti *Cordana*, *Pestalotiopsis*, *Sigatoka* (pisang), *Blackspot*, *Canker*, *Greening* (jeruk), dan *Early Blight*, *Late Blight* (kentang). Pengembangan model yang mampu mengklasifikasikan lebih banyak jenis penyakit dalam satu sistem akan memberikan solusi yang lebih komprehensif dalam manajemen penyakit tanaman dan meningkatkan hasil panen secara keseluruhan.

Untuk memastikan model bekerja secara optimal di berbagai kondisi, disarankan menggunakan dataset yang lebih beragam, mencakup variasi kondisi pencahayaan, sudut pengambilan gambar, dan berbagai jenis tanaman. Dalam penelitian ini, dataset diperoleh dari sumber sekunder (*Kaggle*), yang mungkin belum mencakup semua kondisi nyata di lapangan. Oleh karena itu, pengumpulan data langsung dari berbagai wilayah dengan kondisi lingkungan yang berbeda akan

membantu model menjadi lebih robust dan akurat dalam mengenali pola penyakit di lingkungan pertanian nyata.



DAFTAR PUSTAKA

- Agac, S., & Durmaz Incel, O. (2023). On the Use of a *Convolutional Block Attention Module* in *Deep learning*-Based Human Activity Recognition with Motion Sensors. *Diagnostics*, 13(11). <https://doi.org/10.3390/diagnostics13111861>
- Ahmed, A. A., & Harshavardhan Reddy, G. (2021). A Mobile-Based System for Detecting Plant Leaf Diseases Using *Deep learning*. *AgriEngineering*, 3(3). <https://doi.org/10.3390/agriengineering3030032>
- Al-Akkam, R. M. J., & Altaei, M. S. M. (2022). Plants Leaf Diseases Detection Using *Deep learning*. *Iraqi Journal of Science*, 63(2). <https://doi.org/10.24996/ij.s.2022.63.2.34>
- Alshomrani, S., Arif, M., & Al Ghamdi, M. A. (2023). SAA-UNet: Spatial Attention and Attention Gate UNet for COVID-19 Pneumonia Segmentation from Computed Tomography. *Diagnostics*, 13(9). <https://doi.org/10.3390/diagnostics13091658>
- Anoop, A. A., Pillai, P. K. S., Nickerson, M., & Ragavan, K. V. (2023). Plant leaf proteins for food applications: Opportunities and challenges. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 22(1). <https://doi.org/10.1111/1541-4337.13079>
- Anzalone, A., Pagliaro, A., & Tutone, A. (2024). An Introduction to *Machine and Deep learning* Methods for Cloud Masking Applications. *Applied Sciences (Switzerland)*, 14(7). <https://doi.org/10.3390/app14072887>
- Bansod, Y. S., Nandanwar, R. V., Timande, S. M., Mudhane, R. G., & Priyanka Patil, P. (2024). *Potato Plant Disease Detection And Classification Using Machine Learning Algorithm* (Vol. 12, Issue 2). www.ijcrt.org
- Beissenova, G., MadiBeissenova, Gulbakhram, Almira Madiyarova, Akbayan Aliyeva, Gulsara Mambetaliyeva, Yerzhan Koshkarov, Nagima Sarsenbiyeva, Marzhan Chazhabayeva, and Gulnara Seidaliyeva. 2024. "Using Pretrained *VGG19* Model and Image Segmentation for Rice Leaf Disease, A., Aliyeva, A., Mambetaliyeva, G., Koshkarov, Y., Sarsenbiyeva, N., Chazhabayeva, M., & Seidaliyeva, G. (2024). Using Pretrained *VGG19* Model and Image

- Segmentation for Rice Leaf Disease *Classification*. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 15(8), 743–752. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2024.0150873>
- Chang, C. Y., & Lai, C. C. (2024). Potato Leaf Disease Detection Based on a Lightweight *Deep learning* Model. *Machine Learning and Knowledge Extraction*, 6(4), 2321–2335. <https://doi.org/10.3390/make6040114>
- Chen, L., Tian, X., Chai, G., Zhang, X., & Chen, E. (2021). A new CBAM-P-Net model for few-shot forest species *classification* using airborne hyperspectral images. *Remote Sensing*, 13(7). <https://doi.org/10.3390/rs13071269>
- Cuevas, J., Reslow, F., Crossa, J., & Ortiz, R. (2023). Modeling genotype × environment interaction for single and multitrait genomic prediction in potato (*Solanum tuberosum* L.). *G3: Genes, Genomes, Genetics*, 13(2). <https://doi.org/10.1093/g3journal/jkac322>
- CycleGAN, R. (2024). *SE-RRACycleGAN: Unsupervised Single-Image Deraining Using Squeeze-and-Excitation-Based Recurrent*. 1–24.
- Damiri, N., Pratama, Y., Febbiyanti, T. R., Rahim, S. E., Astuti, D. T., & Purwanti, Y. (2022). *Pestalotiopsis* sp. infection causes leaf fall disease of new arrivals in several clones of rubber plants. *Biodiversitas*, 23(8). <https://doi.org/10.13057/biodiv/d230811>
- Deepkiran, Pandey, M., & Singh, L. (2024). Spectral Segmentation Augmented with Normalized Cuts for Detection of *Early Blight* Disease in Potato. *Procedia Computer Science*, 233, 1034–1043. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.03.292>
- Dey, N., Zhang, Y. D., Rajinikanth, V., Pugalenth, R., & Raja, N. S. M. (2021). Customized *VGG19* Architecture for Pneumonia Detection in Chest X-Rays. *Pattern Recognition Letters*, 143. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.12.010>
- Dey, S., Veerendra, G. T. N., Phani Manoj, A. V., & Anjaneya Babu, P. S. S. (2023). Performances of plant leaf biosorbents for biosorption of phosphorous from synthetic water. *Cleaner Materials*, 8. <https://doi.org/10.1016/j.clema.2023.100191>
- Ding, L., Peng, J., Song, L., & Zhang, X. (2023). Automatically detecting apnea-hypopnea snoring signal based on *VGG19* + LSTM. *Biomedical Signal*

- Processing and Control*, 80. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2022.104351>
- Dubey, S. R., Singh, S. K., & Chaudhuri, B. B. (2022). Activation functions in *Deep learning*: A comprehensive survey and benchmark. *Neurocomputing*, 503, 92–108. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.06.111>
- Farag, M. M., Fouad, M., & Abdel-Hamid, A. T. (2022). Automatic Severity *Classification* of Diabetic Retinopathy Based on DenseNet and *Convolutional Block Attention Module*. *IEEE Access*, 10(MI), 38299–38308. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3165193>
- Fauzi, A., Chandra, A. E., Imammah, S., Zapata, M., Marzuki, M. I., & Prayogi, S. (2024). *Machine Learning*-Potato Leaf Disease Detection App (MR-PoLoD). *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi Dan Komputer)*, 13(3), 410–415. <https://doi.org/10.32736/sisfokom.v13i3.2261>
- Feng, J., Zhao, X., Zhu, T., Li, T., Qiu, Z., & Li, Z. (2023). Detection Mature Bud for Daylily Based on Faster R-CNN Integrated With CBAM. *IEEE Access*, 11. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3299595>
- Filho, M. L. R., & Cortes, O. A. C. (2022). Efficient Breast *Cancer Classification* Using Histopathological Images and a Simpler *VGG*. *Revista de Informatica Teorica e Aplicada*, 29(1), 102–114. <https://doi.org/10.22456/2175-2745.119207>
- Fitrahtunnisa, F., & Aisah, A. R. (2021). RESPONS PERTUMBUHAN TIGA VARIETAS PISANG LOKAL TERHADAP ZPT BENZIL ADENIN (BA) SECARA IN VITRO. *Jurnal Ilmu-Ilmu Pertanian*, 28(1). <https://doi.org/10.55259/jiip.v28i1.590>
- Gholamalinezhad, H., & Khosravi, H. (2020). *Pooling Methods in Deep Neural Networks, a Review*.
- H. Su, X. Wang, T. Han, Z. Wang, Z. Zhao, and P. Z. (2022). Research on a U-Net Bridge Crack Identification and Feature-Calculation Methods Based on a CBAM Attention Mechanism. *Floydhub*, 0–16.
- Henuk, J. B. D., Kadja, D. H., & Mau, Y. S. (2020). Inventory and identification of banana cultivar and diseases caused by bacterial and fungal pathogens in West Timor, East Nusa Tenggara Province, Indonesia. *International Journal of Tropical Drylands*, 4(1). <https://doi.org/10.13057/tropdrylands/t040103>

- Hernandoko, N., Laksono, P. W., & Rosyidi, N. (2024). *PENERAPAN SISTEM KONTROL KUALITAS DENGAN MENGGUNAKAN MODEL CNN TRANSFER LEARNING VGG 19 PADA INSPEKSI KAIN DI INDUSTRI TEKSTIL*. 23(2), 166–170.
- Hosny, K. M., El-Hady, W. M., Samy, F. M., Vrochidou, E., & Papakostas, G. A. (2023). Multi-Class *Classification* of Plant Leaf Diseases Using Feature Fusion of Deep *Convolutional Neural Network* and Local Binary Pattern. *IEEE Access*, 11. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3286730>
- Ijaz, A., Raza, B., Kiran, I., Waheed, A., Raza, A., Shah, H., & Aftan, S. (2023). Modality Specific CBAM-VGGNet Model for the *Classification* of Breast Histopathology Images via Transfer Learning. *IEEE Access*, 11. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3245023>
- Ilham Rahmana Syihad, Muhammad Rizal, Zamah Sari, & Yufis Azhar. (2023). CNN Method to Identify the Banana Plant Diseases based on Banana Leaf Images by Giving Models of ResNet50 and VGG-19. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 7(6), 1309–1318. <https://doi.org/10.29207/resti.v7i6.5000>
- Ilhami, M. F. A., & Wibisono, S. (2023). Klasifikasi Rimpang Menggunakan Metode Jaringan Saraf Konvolusi Dengan Arsitektur Alexnet. *INTECOMS: Journal of Information Technology and Computer Science*, 6(2), 666–670. <https://doi.org/10.31539/intecom.v6i2.6634>
- Jiang, J., Feng, X., & Huang, H. (2024). Semantic segmentation of remote sensing images based on dual-channel attention mechanism. *IET Image Processing*, 18(9), 2346–2356. <https://doi.org/10.1049/ipr2.13101>
- Jinan, A., Situmorang, Z., & Rosnelly, R. (2023). Bulldog Breed *Classification* Using VGG-19 and Ensemble Learning. *International Conference on Information Science and Technology Innovation (ICoSTEC)*, 2(1), 29–33. <https://doi.org/10.35842/icostec.v2i1.32>
- Kadek Peri Arta Wijaya, I., Gede Santi Astawa, I., Studi Informatika, P., Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, F., Raya Kampus UNUD, J., Jimbaran, B., & Selatan, K. (2025). Implementasi Algoritma Yolo untuk Deteksi Tanaman Apotik Hidup. *JNATIA*, 3(2).

- Kang, F., Li, J., Wang, C., & Wang, F. (2023). A Lightweight Neural Network-Based Method for Identifying *Early-Blight* and *Late-Blight* Leaves of Potato. *Applied Sciences (Switzerland)*, 13(3). <https://doi.org/10.3390/app13031487>
- Khan, A., Sohail, A., Zahoora, U., & Qureshi, A. S. (2020). A survey of the recent architectures of deep *Convolutional Neural Networks*. *Artificial Intelligence Review*, 53(8), 5455–5516. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09825-6>
- Khan, M. A., Rajinikanth, V., Satapathy, S. C., Taniar, D., Mohanty, J. R., Tariq, U., & Damaševičius, R. (2021). VGG19 network assisted joint segmentation and *classification* of lung nodules in CT images. *Diagnostics*, 11(12), 1–16. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11122208>
- Kimunye, J., Were, E., Swennen, R., Viljoen, A., & Mahuku, G. (2021). Sources of resistance to *Pseudocercospora fijiensis*, the cause of black *Sigatoka* in banana. *Plant Pathology*, 70(7). <https://doi.org/10.1111/ppa.13408>
- Krittanawong, C., Omar, A. M. S., Narula, S., Sengupta, P. P., Glicksberg, B. S., Narula, J., & Argulian, E. (2023). *Deep learning* for Echocardiography: Introduction for Clinicians and Future Vision: State-of-the-Art Review. *Life*, 13(4). <https://doi.org/10.3390/life13041029>
- Li, D., Liu, J., & Zhao, Y. (2022). Prediction of Multi-Site PM2.5 Concentrations in Beijing Using CNN-Bi LSTM with CBAM. *Atmosphere*, 13(10). <https://doi.org/10.3390/atmos13101719>
- Li, H., Xiong, X., Liu, C., Ma, Y., Zeng, S., & Li, Y. (2024). SFFNet: Staged Feature Fusion Network of Connecting *Convolutional Neural Networks* and Graph *Convolutional Neural Networks* for Hyperspectral Image *Classification*. *Applied Sciences (Switzerland)*, 14(6). <https://doi.org/10.3390/app14062327>
- Liu, L., Chen, J., Fieguth, P., Zhao, G., Chellappa, R., & Pietikäinen, M. (2019). From BoW to CNN: Two Decades of Texture Representation for Texture *Classification*. *International Journal of Computer Vision*, 127(1), 74–109. <https://doi.org/10.1007/s11263-018-1125-z>
- Lubis, M. H., & Tanjung, A. A. (2023). IDENTIFICATION OF ORANGE PESTS USING THE METHOD CERTAINTY FACTOR. *JURTEKSI (Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi)*, 9(3).

- <https://doi.org/10.33330/jurteks.v9i3.2188>
- Lv, C., Zhang, E., Qi, G., Li, F., & Huo, J. (2024). A lightweight parallel attention residual network for tile defect recognition. *Scientific Reports*, 14(1), 1–16. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-70570-9>
- Metananda, A. A., Afrianto, W. F., Hasanah, L. N., Aini, Y. S., & Noorfajria, A. S. (2023). Ethnobotanical study on plant leaves for food wrapping in traditional markets of Wonosobo District, Central Java, Indonesia. *Biodiversitas*, 24(7). <https://doi.org/10.13057/biodiv/d240718>
- Mollah, M. M. I., & Hassan, N. (2023). Efficacy of *Trichoderma harzianum*, as a biological fungicide against fungal diseases of potato, *Late Blight* and *Early Blight*. *Journal of Natural Pesticide Research*, 5. <https://doi.org/10.1016/j.napere.2023.100047>
- Ningsih, B., Mukarlina, & Linda, R. (2022). Struktur Anatomi Daun Jeruk Siam (*Citrus nobilis* L.var *microcarpa*) yang Bergejala Sakit. *Jurnal Protobiont*, 11(2).
- Oishi, Y., Habaragamuwa, H., Zhang, Y., Sugiura, R., Asano, K., Akai, K., Shibata, H., & Fujimoto, T. (2021). Automated abnormal potato plant detection system using *Deep learning* models and portable video cameras. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 104. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102509>
- Palei, S., Behera, S. K., & Sethy, P. K. (2022). A Systematic Review of Citrus Disease Perceptions and Fruit Grading Using *Machine Vision*. *Procedia Computer Science*, 218. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.225>
- Putra, A. Z., Situmorang, D. V. M., Wahyudi, G., giawa, J. P. K., & Tarigan, R. A. (2023). *Pneumonia Classification Based on Lung CT Scans Using VGG-19*. *Sinkron*, 8(4), 2458–2466. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.12778>
- Rahmad syhada. (2023). *ANALISIS ARSITEKTUR DEEP LEARNING VGG UNTUK KLASIFIKASI JENIS JAMUR*.
- Sadhasivam, M., Geetha, M. K., & Britto, J. G. M. (2024). Efficient *Deep learning* architecture for the *classification* of diseased plant leaves. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 33(1). <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v33.i1.pp198-206>

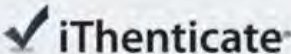
- Salehi, A. W., Khan, S., Gupta, G., Alabdullah, B. I., Almjally, A., Alsolai, H., Siddiqui, T., & Mellit, A. (2023). A Study of CNN and Transfer *Learning* in Medical Imaging: Advantages, Challenges, Future Scope. *Sustainability (Switzerland)*, 15(7). <https://doi.org/10.3390/su15075930>
- Saputra, O., Mulyana, D. I., & Yel, M. B. (2022). Implementasi Algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) Untuk Klasifikasi Senjata Tradisional Di Jawa Tengah Dengan Metode Transfer *Learning*. *Jurnal SISKOM-KB (Sistem Komputer Dan Kecerdasan Buatan)*, 5(2), 45–52. <https://doi.org/10.47970/siskom-kb.v5i2.282>
- ŞENER, A., & ERGEN, B. (2023). Enhancing Brain Tumor Detection on MRI Images Using an Innovative *VGG-19* Model-Based Approach. *Sakarya University Journal of Science*, 27(5), 1128–1140. <https://doi.org/10.16984/saufenbilder.1302803>
- Shabrina, N. H., Indarti, S., Maharani, R., Kristiyanti, D. A., Irmawati, Prastomo, N., & Adilah M, T. (2024). A novel dataset of potato leaf disease in uncontrolled environment. *Data in Brief*, 52, 109955. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2023.109955>
- Shinta, R. (2023). Tugas Akhir Tugas Akhir. *Klasifikasi Citra Penyakit Daun Tanaman Padi Menggunakan CNN Dengan Arsitektur VGG-19*, 2(1), 41–49.
- Shoaib, M., Shah, B., El-Sappagh, S., Ali, A., Ullah, A., Alenezi, F., Gechev, T., Hussain, T., & Ali, F. (2023). An advanced *Deep learning* models-based plant disease detection: A review of recent research. *Frontiers in Plant Science*, 14(March), 1–22. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1158933>
- Smith, I. D., Overland, I., & Szulecki, K. (2024). The EU’s CBAM and Its ‘Significant Others’: Three Perspectives on the Political Fallout from Europe’s *UniLateral* Climate Policy Initiative. *Journal of Common Market Studies*, 62(2). <https://doi.org/10.1111/jcms.13512>
- Soni, A., Sethy, P. K., Dewangan, A. K., Nanthaamornphong, A., Behera, S. K., & Devi, B. (2024). Enhancing oral squamous cell carcinoma detection: a novel approach using improved EfficientNet architecture. *BMC Oral Health*, 24(1), 1–15. <https://doi.org/10.1186/s12903-024-04307-5>
- Sousa, C. (2022). Anthocyanins, Carotenoids and Chlorophylls in Edible Plant

- Leaves Unveiled by Tandem Mass Spectrometry. In *Foods* (Vol. 11, Issue 13). <https://doi.org/10.3390/foods11131924>
- Swasono, D. I., Wijaya, M. A. R., & Hidayat, M. A. (2023). Klasifikasi Penyakit pada Citra Buah Jeruk Menggunakan *Convolutional Neural Networks* (CNN) dengan Arsitektur Alexnet. *INFORMAL: Informatics Journal*, 8(1). <https://doi.org/10.19184/isj.v8i1.38563>
- Taye, M. M. (2023). Understanding of *Machine Learning* with *Deep learning*: *Computers MDPI*, 12(91), 1–26.
- Tugrul, B., Elfatimi, E., & Eryigit, R. (2022). *Convolutional Neural Networks* in Detection of Plant Leaf Diseases: A Review. In *Agriculture (Switzerland)* (Vol. 12, Issue 8). <https://doi.org/10.3390/agriculture12081192>
- Vinston Raja R. (2024). Enhanced Brain Tumor Analysis: Integrating ResNet50 with *Convolutional Block Attention Modules* for Advanced Insights. *Journal of Electrical Systems*, 20(6s), 2601–2612. <https://doi.org/10.52783/jes.3272>
- Wang, J., Song, W., Zheng, W., Feng, Q., Wang, M., & Zhao, C. (2024). Spatial-channel transformer network based on mask-RCNN for efficient mushroom instance segmentation. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 17(4), 227–235. <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20241704.8987>
- Wang, Y., Chen, X., Li, J., & Lu, Z. (2024). *Convolutional Block Attention Module – Multimodal Action Recognition*.
- Wu, X., Song, Y., Zhou, Y., Jiang, Y., Bai, Y., Li, X., & Yang, X. (2023). STCA-SNN: self-attention-based temporal-channel joint attention for spiking neural networks. *Frontiers in Neuroscience*, 17(November). <https://doi.org/10.3389/fnins.2023.1261543>
- Xie, F., Fan, Q., Li, G., Wang, Y., Sun, E., & Zhou, S. (2024). Motor Fault Diagnosis Based on *Convolutional Block Attention Module-Xception* Lightweight Neural Network. *Entropy*, 26(9). <https://doi.org/10.3390/e26090810>
- Ye, R., Qian, Y., & Huang, X. (2024). RT-CBAM : Refined Transformer Combined with *Convolutional Block Attention Module* for Underwater Image Restoration. *Sensors*.
- Yuen, J. (2021). Pathogens which threaten food security: *Phytophthora infestans*,

the potato *Late Blight* pathogen. In *Food Security* (Vol. 13, Issue 2).
<https://doi.org/10.1007/s12571-021-01141-3>

Zhang, Y., Zhang, X., & Zhu, W. (2021). ANC: Attention network for COVID-19 explainable diagnosis based on *Convolutional Block Attention Module*. *CMES - Computer Modeling in Engineering and Sciences*, 127(3), 1037–1058.
<https://doi.org/10.32604/cmes.2021.015807>





Similarity Report ID: oid:29477:94876346

PAPER NAME	AUTHOR
DETEKSI PENYAKIT DAUN TANAMAN DENGAN __MENGGUNAKAN VGG19 YANG DILENGKAPI DENGAN __MEKANISME PERHATIAN	CUT FARA FARISYA

WORD COUNT	CHARACTER COUNT
13125 Words	84054 Characters
PAGE COUNT	FILE SIZE
85 Pages	2.8MB
SUBMISSION DATE	REPORT DATE
May 8, 2025 3:22 PM GMT+7	May 8, 2025 3:24 PM GMT+7

6% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

6% Internet database

Crossref database

3% Publications database

Crossref Posted Content database

Excluded from Similarity Report

Submitted Works database

Cited material

Small Matches (Less than 15 words)

Bibliographic material

Abstract



UNIVERSITAS MEDAN AREA
FAKULTAS TEKNIK
Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate / Jalan Gedung PBSI, Medan 20223
Kampus II : Jalan Sei Serayu Nomor 70 A / Jalan Setia Budi Nomor 79 B, Medan 20112 Telepon : (061) 8225602, 8201994
Fax : (061) 8226331 HP : 0811 607 259 website: www.uma.ac.id Email : univ_medanarea@uma.ac.id

Nomor : 2716/FT/01.10/IX/2024

25 September 2024

Lampiran : -

Hal : Pembimbing Tugas Akhir

Yth. Pembimbing Tugas Akhir
Muhathir S.T, M.Kom (Sebagai Pembimbing)
di Tempat

Dengan hormat, sehubungan telah dipenuhinya persyaratan untuk memperoleh Tugas Akhir dari mahasiswa atas :

Nama : CUT FARA FARISYA

NIM : 218160029

Jurusan : TEKNIK INFORMATIKA

Maka dengan hormat kami mengharapkan kesediaan saudara :

Muhathir S.T, M.Kom (Sebagai Pembimbing)

Adapun Tugas Akhir Skripsi berjudul :

Deteksi Penyakit Daun Tanaman dengan Menggunakan VGG19 & yang Dilengkapi dengan Mekanisme Perhatian CBAM

SK Pembimbing ini berlaku selama enam bulan terhitung sejak SK ini diterbitkan. Jika proses pembimbing melebihi batas waktu yang telah ditetapkan, SK ini dapat ditinjau ulang.

Demikian kami sampaikan, atas kesediaan saudara diucapkan terima kasih.

Dekan,



Dr Eng. Supriatno.ST, MT.



UNIVERSITAS MEDAN AREA

FAKULTAS TEKNIK

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate ☎ (061) 7360168, Medan, 20223
Kampus II : Jalan Seliabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A ☎ (061) 42402994, Medan, 20122
Website: www.teknik.uma.ac.id E-mail: univ_medanarea@uma.ac.id

Tomor : 488 /FT.6/01.10/XII/2024
amp : -
a l : Penelitian Dan Pengambilan Data Tugas Akhir

13 Desember 2024

th. Wakil Rektor Bidang Mutu Sumber Daya Manusia dan Perekonomian
n. Kolam No.1
i
edan

engan hormat, kami mohon kesediaan bapak kiranya berkenan untuk memberikan izin dan kesempatan
pada mahasiswa kami tersebut dibawah ini :

NO	N A M A	N P M	PRODI
1	Cut Fara Farisya	218160029	Teknik Informatika

ntuk melaksanakan Penelitian dan Pengambilan Data Tugas Akhir di **Laboratorium Komputer**
ogram Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

rlu kami jelaskan bahwa Pengambilan Data tersebut adalah semata-mata untuk tujuan Ilmiah dan
ripsi, yang merupakan salah satu syarat bagi mahasiswa tersebut untuk mengikuti ujian sarjana pada
kultas Teknik Universitas Medan Area dan tidak untuk dipublikasikan, dengan judul :

eteksi Penyakit Daun Gandum dengan Menggunakan VGG19 yang dilengkapi dengan Mekanisme
rhatian CBAM.

hon kiranya tanggal Surat Izin Pengambilan Data Tugas Akhir agar disesuaikan dengan tanggal
bitnya Surat ini.

as perhatian dan kerja sama yang baik diucapkan terima kasih.

Dekan


Dr. Eng. Supriatno, ST, MT

Tembusan :

1. Ka. BPMPP
2. Mahasiswa



UNIVERSITAS MEDAN AREA

Kampus I : Jalan Kolam Nomor 1 Medan Estate ☎ (061) 7360168, Medan 20223
Kampus II : Jalan Setiabudi Nomor 79 / Jalan Sei Serayu Nomor 70 A ☎ (061) 42402994, Medan 20122
Website: www.uma.ac.id E-Mail: univ_medanarea@uma.ac.id

SURAT KETERANGAN
Nomor :114/UMA/B/01.7/I/2025

Rektor Universitas Medan Area dengan ini menerangkan bahwa :

Nama	: Cut Fara Farisya
No.Pokok Mahasiswa	: 218160029
Program Studi	: Teknik Informatika
Fakultas	: Teknik

Benar telah selesai Pengambilan Data di Laboratorium Komputer Program Studi Teknik Informatika Fakultas Universitas Medan Area dengan Judul Skripsi "Deteksi Penyakit Daun Gandum dengan Menggunakan VGG19 yang dilengkapi dengan Mekanisme Perhatian CBAM".

Dan kami harapkan Data tersebut kiranya dapat membantu yang bersangkutan dalam penyusunan skripsi dan dapat bermanfaat bagi mahasiswa khususnya Fakultas Teknik Universitas Medan Area.

Demikian surat ini diterbitkan untuk dapat digunakan seperlunya

Medan, 18 Januari 2025.
a.n Rektor
Wakil Rektor Bidang Mutu SDM & Pengembangan

Dr. Dedi Alifputra, S.Sos, MA

C :
Arsip

