



Received: dd-mm-yyyy	Accepted: dd-mm-yyyy	Published: dd-mm-yyyy
----------------------	----------------------	-----------------------

Application of MobileNetV2 Architecture with SIMAM for Automatic Detection of Diseases on Mango Leaves

Juan Manuel Simanjuntak*, Muhathir

- 1) Teknik Informatika, Teknik, Universitas Medan Area, Indonesia
- 2) Teknik Informatika, Teknik, Universitas Medan Area, Indonesia

*Corresponding Email: Juansimanjuntak75@gmail.com

Abstrak

Deteksi dini penyakit pada tanaman mangga sangat penting untuk meningkatkan hasil panen dan mengurangi kerugian ekonomi bagi petani. Penelitian ini mengusulkan penggunaan arsitektur MobileNetV2 yang diintegrasikan dengan Simple Attention Module (SIMAM) untuk meningkatkan akurasi deteksi penyakit pada daun mangga. MobileNetV2 dipilih karena efisiensinya dalam komputasi, khususnya pada perangkat mobile, sementara SIMAM digunakan untuk memperkuat fokus model terhadap fitur visual penting yang merepresentasikan gejala penyakit pada daun. Dataset yang digunakan terdiri dari 3000 citra daun mangga yang terbagi ke dalam tiga kelas, yaitu Capnodium, Colletotrichum, dan Daun Normal. Model dievaluasi menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model MobileNetV2 + SIMAM berhasil mencapai performa tinggi dengan akurasi 0.9833, presisi 0.9841, recall 0.9833, dan F1-score 0.9833. Dengan kombinasi antara efisiensi komputasi dan akurasi klasifikasi yang tinggi, model ini sangat potensial untuk diimplementasikan dalam aplikasi mobile guna membantu petani mendeteksi penyakit daun mangga secara cepat, tepat, dan praktis di lapangan.

Kata Kunci: MobileNetV2, SIMAM, Deteksi Penyakit Daun Mangga, Deep Learning.

Abstract

Early detection of diseases in mango plants is crucial for improving crop yields and reducing economic losses for farmers. This study proposes the use of the MobileNetV2 architecture integrated with the Simple Attention Module (SIMAM) to enhance the accuracy of disease detection on mango leaves. MobileNetV2 was chosen for its computational efficiency, particularly on mobile devices, while SIMAM was utilized to strengthen the model's focus on important visual features that represent disease symptoms on the leaves. The dataset used in this research consists of 3,000 images of mango leaves categorized into three classes: Capnodium, Colletotrichum, and Healthy Leaves. The model was evaluated using accuracy, precision, recall, and F1-score metrics. Experimental results show that the MobileNetV2 + SIMAM model achieved high performance, with an accuracy of 0.9833, precision of 0.9841, recall of 0.9833, and F1-score of 0.9833. With its combination of computational efficiency and high classification accuracy, this model has strong potential for implementation in mobile applications to assist farmers in detecting mango leaf diseases quickly, accurately, and practically in the field.

Keywords: MobileNetV2, SIMAM, Detection of Mango Leaf Disease, Deep Learning.

How to Cite: Simanjuntak, J.M. & Muhathir. (2025). Penerapan Arsitektur MobileNetV2 dengan SIMAM untuk Deteksi Otomatis Penyakit pada Daun Mangga. *JITE (Journal Of Informatics And Telecommunication Engineering)*. 24 (3): 1-10

I. PENDAHULUAN

Mangga (*Mangifera indica* L.) merupakan tanaman yang berasal dari India dan termasuk keluarga Anacardiaceae (Efendi, M. 2017).. Mangga merupakan salah satu komoditas ekspor sehingga komoditas ini banyak dibudidayakan di Indonesia (Mokodompit et al., 2019). Badan Pusat Statistika (BPS) mencatat, produksi tanaman mangga di Indonesia khususnya di Sumatera Utara sebanyak 46.162 Ton pada tahun 2021. Namun, pada periode Tahun 2023 produktivitas tanaman mangga khususnya di sumatrera utara mengalami penurunan menjadi 42.589 Ton (Mokodompit et al., 2019).

UNIVERSITAS MEDAN AREA

Penurunan produktivitas tanaman mangga menjadi salah satu permasalahan utama yang disebabkan oleh serangan hama dan penyakit (Solikin, 2020). produktivitas tanaman mangga sering kali mengalami penurunan akibat serangan penyakit pada daun yang dapat mempengaruhi kualitas dan kuantitas hasil panen (Jain & Jaidka, 2023). Beberapa penyakit yang umum menyerang daun mangga antara lain adalah capmodium dan collectricu, yang sering kali sulit dideteksi secara dini dengan cara konvensional. Dalam rangka menjaga keberlanjutan produksi dan kualitas mangga, deteksi dini penyakit menjadi suatu kebutuhan mendesak di kalangan petani dan agronomis (Mahale & Shah, 2021).

Dengan berkembangnya teknologi kecerdasan buatan, deteksi otomatis penyakit daun berbasis deep learning menjadi solusi yang menjanjikan. Salah satu model yang sering digunakan adalah MobileNetV2, MobileNet memiliki arsitektur yang ramping dan kompleksitas yang rendah, tetapi tetap mempertimbangkan akurasi dan kemahiran dalam klasifikasi objek (Solikin, 2020).

MobileNetV2 merupakan pengembangan dari MobileNet yang dinilai berhasil meningkatkan performa model pada beberapa masalah. Selain dapat mencapai nilai akurasi yang tinggi, MobileNetV2 juga memiliki keunggulan dalam jumlah training parameters yang kecil dibandingkan dengan arsitektur Jaringan Saraf Konvolusional lainnya, sehingga kebutuhan akan komputasinya lebih ringan yang terkenal karena efisiensinya dalam pengolahan citra pada perangkat dengan daya komputasi terbatas (Fitriatuzzahra, Annisa, et al., 2024) dan modul SIMAM diterapkan untuk memberikan perhatian lebih pada bagian-bagian daun yang memiliki gejala penyakit.

Sistem SimAM Jaringan Saraf Konvolusional (ConvNet) yang dilatih pada dataset skala besar (misalnya, ImageNet) telah meningkatkan performa banyak tugas penglihatan komputer, seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, dan pemahaman video. Berbagai penelitian menunjukkan bahwa struktur ConvNet yang lebih baik dapat secara signifikan meningkatkan performa dalam berbagai permasalahan. Oleh karena itu, membangun ConvNet yang kuat merupakan tugas penting dalam penelitian penglihatan komputer (Yang, Lingxiao, et al., 2021).

Metode MobileNetV2 adalah arsitektur jaringan saraf konvolusional (Convolutional Neural Network/CNN) yang diperkenalkan oleh peneliti dari Google pada tahun 2018. Arsitektur ini dirancang untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam pengenalan objek, terutama pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya seperti ponsel dan perangkat embedded. MobileNetV2 awalnya diterapkan pada berbagai tugas visi komputer, termasuk klasifikasi gambar dan deteksi objek. Keunggulannya terletak pada kemampuannya untuk memberikan akurasi tinggi dengan kebutuhan komputasi yang lebih rendah dibandingkan arsitektur sebelumnya, sehingga cocok untuk aplikasi real-time pada perangkat dengan keterbatasan sumber daya (Nitika Sharma 2024).

Setelah diperkenalkan, MobileNetV2 telah digunakan dan dikembangkan lebih lanjut dalam berbagai penelitian dan aplikasi seperti, Deteksi Penyakit Tanaman: MobileNetV2 telah diterapkan untuk mendeteksi penyakit pada tanaman. Dalam sebuah penelitian, model ini berhasil mencapai akurasi 95,94% dalam mengklasifikasikan penyakit pada daun the (MN Winarto – 2021), Analisis Arsitektur Deep Learning Mobilenet Dalam Mengklasifikasi Hama Daun Jambu Madu.

Dengan menggunakan arsitektur MobileNetV2 (Sanjaya & Rakhmawan, 2020), Deteksi Masker Wajah: Dalam konteks pandemi COVID-19, MobileNetV2 digunakan untuk mendeteksi penggunaan masker wajah. Sebuah penelitian menunjukkan bahwa model ini mampu mendeteksi penggunaan masker dengan akurasi tinggi, sehingga dapat digunakan untuk memantau kepatuhan terhadap protokol kesehatan (Hadiprakoso 2022). Walaupun hasil dari berbagai penelitian sudah mencapai hasil yang memuaskan akan tetapi sistem deep learning MobileNetV2 masih perlu dimodifikasi untuk mencapai hasil yang lebih maksimal. salah satu caranya adalah dengan menambahkan modul perhatian dalam MobileNetV2, modul perhatian juga telah banyak diteliti sebelumnya seperti modul SIMAM salah satunya.

Dalam penelitian ini SIMAM menjadi pilihan sebagai modul perhatian yang ditambahkan kedalam arsitektur MobileNetV2 dengan alasan Modul perhatian dalam sistem menggunakan serangkaian filter yang kompleks untuk fokus pada satu objek sambil memiliki berbagai hal yang berbeda dalam bidang pandang kami. Untuk menyaring kombinasi fitur yang membantu pengenalan fitur tersebut, kami menyertakan modul perhatian 3D yang disebut SimAM di sini. Selain itu, masalah ketidakselarasan fitur yang disebabkan oleh penumpukan langsung komponen dengan berbagai skala dapat diatasi.

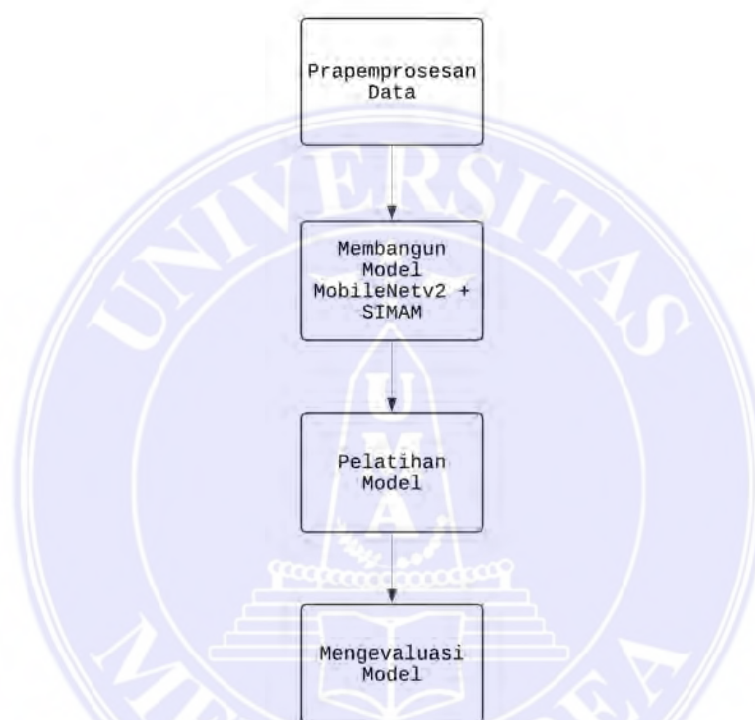
Untuk memanfaatkan nilai neuron, modul SimAM menyarankan fungsi energi yang ditingkatkan berdasarkan teori ilmu saraf (Zhang, Y., & Sun, Z. 2024). SIMAM telah diterapkan dalam berbagai penelitian dengan metode yang beragam, antara lain seperti, Pengembangan Model MnasNet-SimAM: Penelitian ini menggabungkan SIMAM dengan arsitektur MnasNet untuk meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi penyakit tanaman. Dengan menambahkan mekanisme perhatian, model dapat lebih efektif dalam membedakan informasi penting dari yang kurang relevan, sehingga meningkatkan kinerjanya dalam tugas klasifikasi yang kompleks (Wen X, Maimaiti M, Liu Q, et al. 2024).

Verifikasi Pembicara dengan Modul Perhatian Sederhana: SIMAM diterapkan dalam sistem verifikasi pembicara berbasis deep learning sebagai alternatif modul perhatian yang efektif dan sederhana. Modul ini, yang tidak memerlukan parameter tambahan, menunjukkan kinerja yang kompetitif dibandingkan dengan mekanisme perhatian lainnya seperti squeeze-and-excitation (SE) dan convolutional block attention module (CBAM) (Qin, Xiaoyi, et al. 2022).

II. METODE PENELITIAN

A. Alur Penelitian

Untuk melaksanakan penelitian ini ada beberapa tahapan dalam penelitian ini yaitu.



Gambar 1. Alur Penelitian

B. Metode Pengumpulan Data dan Pengumpulan Data

Pada tahap pengumpulan data daun mangga yang terkena penyakit *Capnodium*, *Colletotrichum*, dan daun normal dilakukan melalui beberapa tahap. Pertama, dilakukan identifikasi dan klasifikasi dengan mengamati ciri-ciri visual daun, yaitu daun yang terinfeksi *Capnodium* memiliki lapisan jelaga hitam, daun yang terkena *Colletotrichum* menunjukkan bercak coklat atau hitam dengan tepi yang lebih gelap, sedangkan daun normal berwarna hijau segar tanpa tanda penyakit. Jumlah sampel yang dibutuhkan untuk penerapan ini yaitu terdapat pada table 1 dibawah ini.

Tabel 1. Jenis-jenis data Daun Mangga

Kelas	Training	Validation	Testing	Jumlah
<i>Capnodium</i>	800	100	100	1000
<i>Colletotrichum</i>	800	100	100	1000
Daun Normal	800	100	100	1000
Total	2400	300	300	3000
Persentase	80%	10%	10%	100%

C. MobileNetV2

UNIVERSITAS MEDAN AREA

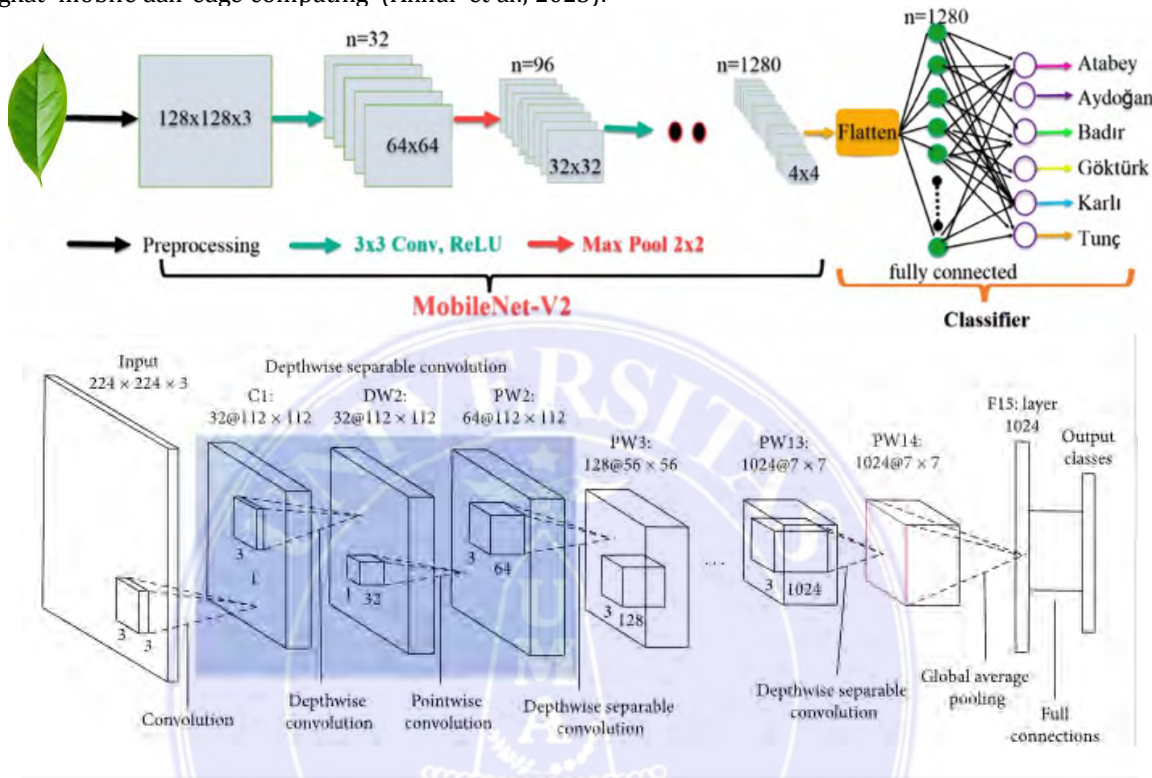
© Hak Cipta Di Lindungi Undang-Undang

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 10/9/25

Access From (repository.uma.ac.id)10/9/25

MobileNetV2 adalah versi kedua dari arsitektur MobileNet, yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam pemrosesan gambar pada perangkat dengan keterbatasan daya komputasi, seperti ponsel dan IoT (Gulzar, 2023). MobileNetV2 menggunakan beberapa teknik utama untuk meningkatkan performa, seperti Inverted Residuals dan Linear Bottleneck, yang membantu mempertahankan informasi penting dalam fitur gambar sambil mengurangi jumlah parameter yang diperlukan. Model ini lebih ringan dan lebih cepat dibandingkan pendahulunya, menjadikannya ideal untuk aplikasi seperti klasifikasi gambar, deteksi objek, pengenalan wajah, dan segmentasi gambar di perangkat mobile dan edge computing (Annur et al., 2023).

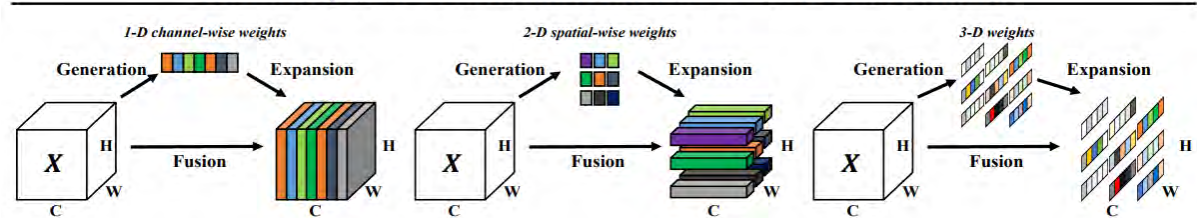


Gambar 2. Arsitektur MobileNetV2 (Fitriatuzzahra, Annisa, et al., 2024)

D. SimAM

SimAM (Simple Attention Module) adalah modul attention yang dirancang untuk meningkatkan kinerja Convolutional Neural Network (CNN) tanpa menambahkan parameter tambahan. Berbeda dengan metode lain seperti SE-Net (Squeeze-and-Excitation Network) atau CBAM (Convolutional Block Attention Module) yang menggunakan operasi konvolusi tambahan atau lapisan terpisah, SimAM menggunakan pendekatan berbasis energi untuk menentukan pentingnya suatu neuron dalam fitur peta.

SimAM: A Simple, Parameter-Free Attention Module for Convolutional Neural Networks



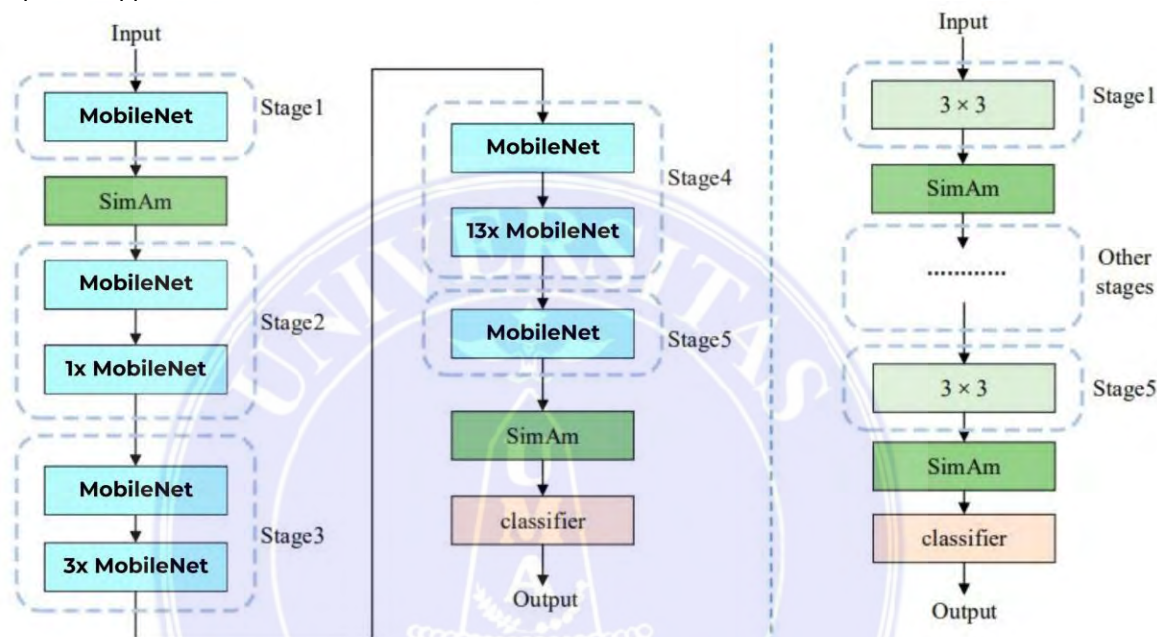
Gambar 3. Arsitektur SimAM (Xie, J., Wu, Z., Zhu, R., & Zhu, H. (2021))

Tabel 2. Hyperparameter MobileNetV2 + SimAM

Model	Input Shape	Batch Size	Epoch	Optimizer	Learning Rate
MobileNetV2	224x224	32	20	Adam	0.001
MobileNetV2 with SimAM	224x224	32	20	Adam	0.001

E. Integrasi SimAM MobileNet

Integrasi SimAM ke dalam MobileNet adalah proses penambahan modul attention yang sederhana dan bebas parameter ini ke dalam arsitektur MobileNet untuk meningkatkan kemampuannya dalam memproses informasi visual. Modul SimAM, yang merupakan singkatan dari Simple, Parameter-Free Attention Module, dapat diintegrasikan ke dalam berbagai versi MobileNet, seperti MobileNetV2 dan MobileNetV3, karena sifatnya yang fleksibel dan mudah dipasang (plug-and-play). Umumnya, SimAM ditempatkan setelah lapisan konvolusi di dalam blok-blok MobileNet. MobileNet sendiri menggunakan lapisan konvolusi depthwise separable yang efisien, dan SimAM bekerja dengan memproses peta fitur yang dihasilkan oleh lapisan-lapisan ini. Setelah menerima peta fitur, SimAM akan menghitung bobot attention tiga dimensi (3D) berdasarkan fungsi energi yang terinspirasi dari prinsip-prinsip ilmu saraf, terutama konsep spatial suppression.

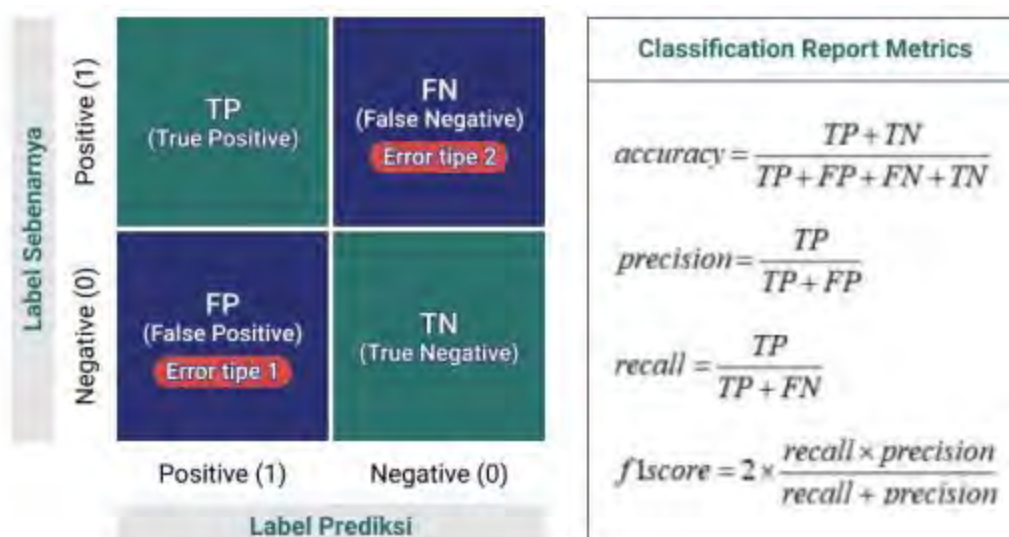


Gambar 4. MobileNet + SimAM
(Xie, J., Wu, Z., Zhu, R., & Zhu, H. (2021))

Gambar menyajikan dua representasi dari arsitektur jaringan saraf tiruan yang dimodifikasi. Pada sisi kiri, digambarkan arsitektur MobileNet yang merupakan model efisien untuk penglihatan komputer, yang dibagi menjadi lima tahapan (stage). Setiap tahapan terdiri dari blok MobileNet, dengan jumlah blok yang bervariasi di setiap tahapannya, mulai dari satu hingga tiga belas blok. Modul SimAM, sebuah modul attention, disisipkan setelah beberapa blok MobileNet di setiap tahapan, berfungsi untuk meningkatkan fokus jaringan pada fitur-fitur penting. Di bagian akhir jaringan, terdapat lapisan classifier yang bertugas menghasilkan output prediksi. Sisi kanan gambar menyajikan representasi yang lebih ringkas dari arsitektur yang sama, dengan menekankan blok konvolusi 3x3 yang menjadi dasar MobileNet. Representasi ini menunjukkan bahwa terdapat tahapan-tahapan lain di antara tahap pertama dan terakhir. Secara keseluruhan, struktur dasar arsitektur pada kedua sisi gambar adalah serupa, namun sisi kanan memberikan penyederhanaan visual. Modifikasi utama yang ditunjukkan dalam gambar adalah penambahan modul SimAM ke dalam arsitektur MobileNet dengan tujuan untuk meningkatkan kinerja model melalui mekanisme atensi.

F. Metode Evaluasi

Evaluasi adalah tahap akhir yang dilakukan untuk mengukur kinerja model dalam penerapan mendeteksi otomatis pada daun mangga. Menghitung nilai – nilai yg dihasilkan dari matrix confusion adalah cara untuk mengevaluasi kinerja model. Kinerja model dapat di evaluasi dengan melalui metrik seperti accuracy, precision, recall, dan f1-score.



Gambar 4. Arsitektur SIMAM
(Fitriatuzzahra, Annisa, et al., 2024)

Accuracy menggambarkan seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan dengan benar. Precision menggambarkan akurasi antara data yang diminta dengan hasil prediksi model. Recall menggambarkan keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi. F-1 score menggambarkan perbandingan rata-rata precision dan recall yang dibobotkan.

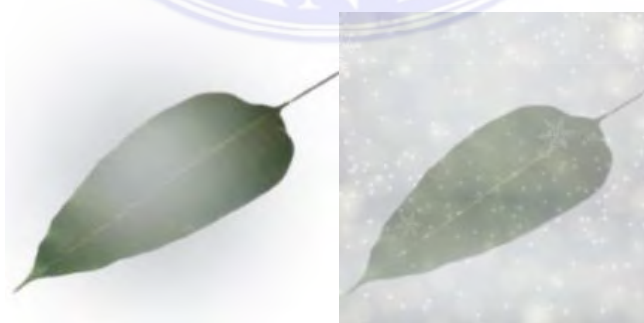
III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil

Hasil ini membahas pemodelan arsitektur MobileNetv2 yang diterapkan dalam Penerapan Arsitektur MobileNetv2 dengan SIMAM untuk Deteksi Otomatis Penyakit pada Daun Mangga, akan dijelaskan berbagai skenario model yang diuji, disajikan hasil pelatihan (training) dari skenario yang telah ditetapkan, serta dilakukan evaluasi untuk menentukan skenario terbaik yang akan digunakan sebagai model akhir.

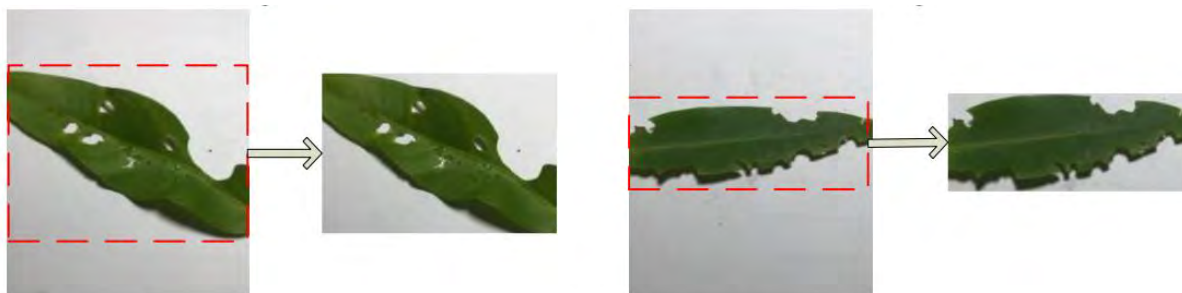
B. Persiapan Dataset

Dataset yang telah dikumpulkan akan melewati tahap seleksi awal, di mana gambar dengan kualitas rendah atau mengandung noise akan disaring dan dihapus. Langkah ini bertujuan untuk meminimalkan gangguan selama proses pelatihan model, sehingga dapat meningkatkan peluang memperoleh model dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi.

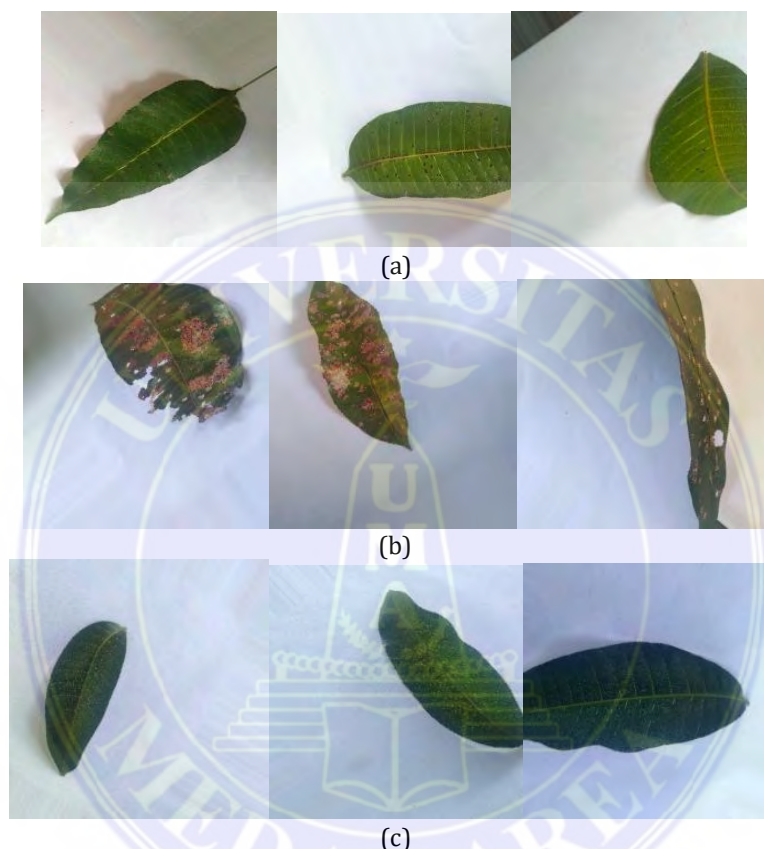


Gambar 5. Dataset Kualitas Rendah

Gambar 1 menampilkan contoh dataset dengan kualitas rendah yang perlu dihapus dari proses analisis. Setelah melewati tahap seleksi, dataset akan diproses lebih lanjut dengan melakukan cropping pada bagian utama citra daun cabai menggunakan rasio 1x1. Tahap cropping ini sangat penting untuk memastikan bahwa hanya fitur daun yang dianalisis oleh komputer, menghindari gangguan dari objek lain dalam gambar. Saat ini, proses cropping masih dilakukan secara manual.



Gambar 6. Proses Cropping Dataset

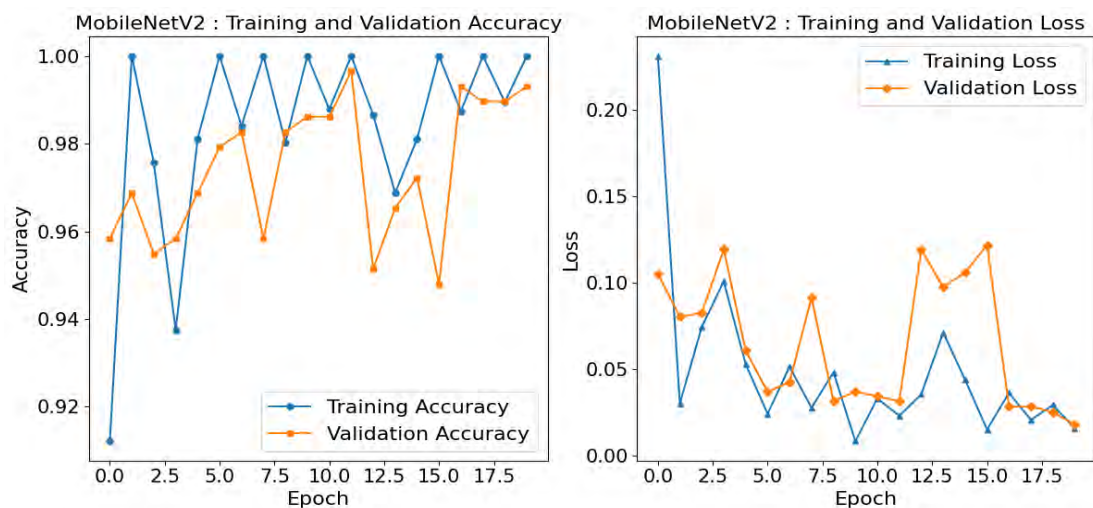


Gambar 6. Proses Cropping Dataset

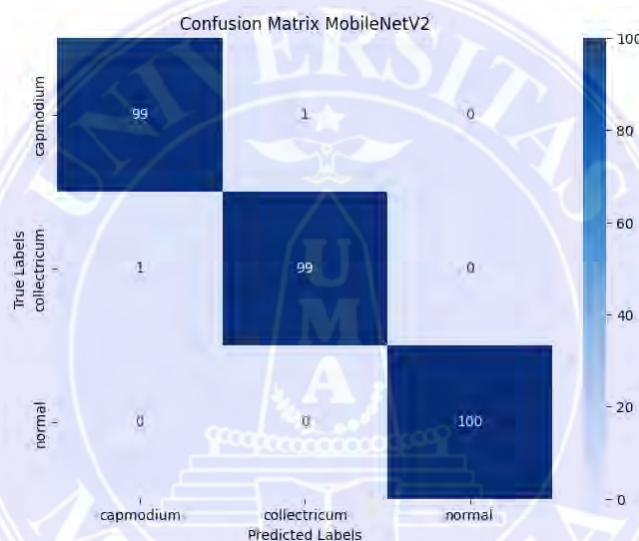
Gambar (a) daun capmodium, gambar (b) daun collectricum, gambar (c) daun normal.

C. Model Skenario

Model skenario yang akan diuji menggunakan hyperparameter sebagai berikut: Citra masukan memiliki ukuran 224x224 piksel dengan tiga kanal warna (merah, hijau, dan biru). Proses pelatihan dilakukan dengan membagi dataset menjadi batch berukuran 32. Untuk mengoptimalkan bobot model, digunakan optimizer Adam. Pelatihan model akan berlangsung selama 20 epoch pada seluruh dataset. Model skenario ini dapat dilihat pada Gambar 7.



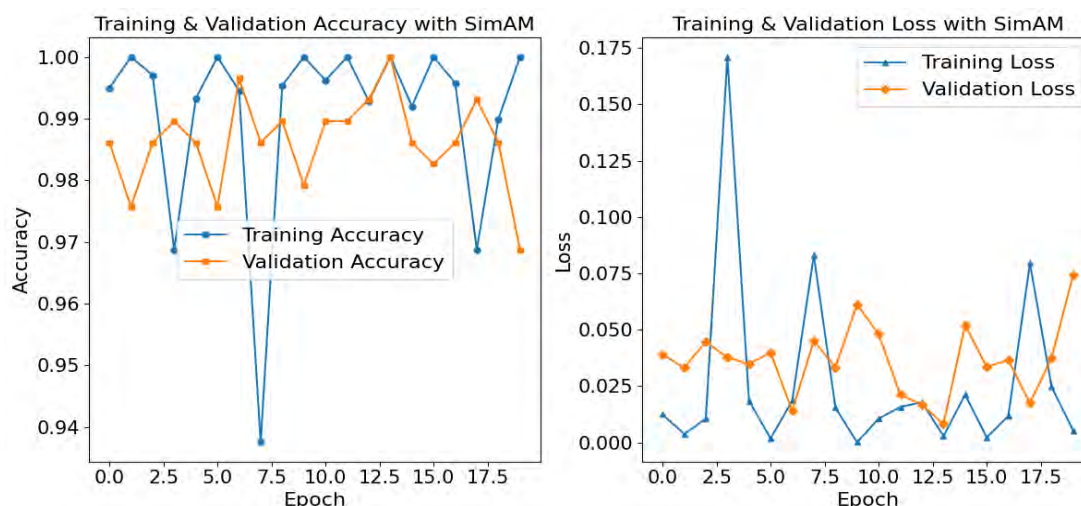
Gambar 7. Akurasi dan Loss MobileNetV2



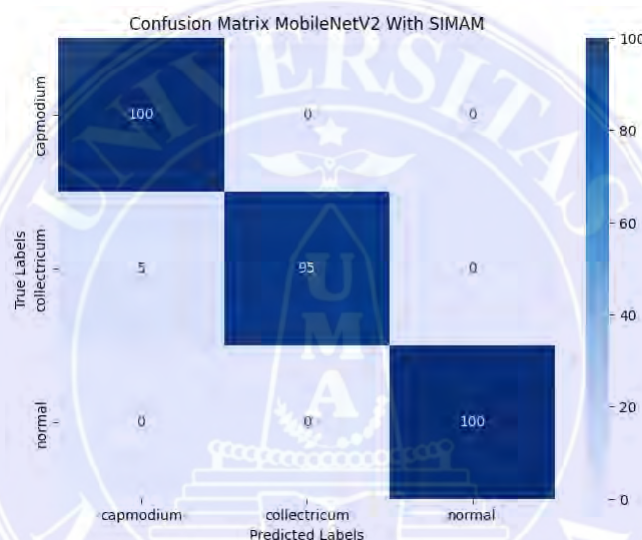
Gambar 8. Confusion Matrix MobileNetV2

Tabel 3. Classificaion Report

Nama	Precision	Recall	F1-Score	Support
Daun Capmodium	0.9900	0.9900	0.9900	100
Daun Collectricum	0.9900	0.9900	0.9900	100
Daun Normal	1.0000	1.0000	1.0000	100
Akurasi			0.9933	300
Weighted AVG	0.9933	0.9933	0.9933	300



Gambar 9. Akurasi dan Loss MobileNetV2 + SIMAM



Gambar 10. Confusion Matrix MobileNetV2 + SIMAM

Tabel 4. Classificaion Report with SIMAM

Nama	Precision	Recall	F1-Score	Support
Daun Capmodium	0.9524	1.0000	0.9756	100
Daun Collectricum	1.0000	0.9500	0.9744	100
Daun Normal	1.0000	1.0000	1.0000	100
Akurasi			0.9833	300
Weighted AVG	0.9841	0.9833	0.9833	300

D. Pembahasan

Hasil rata-rata dari evaluasi keseluruhan model yang di uji dalam penelitian ini dapat dilihat pada table dibawah ini.

Tabel 5. Hasil rata-rata dari keseluruhan model yang di uji

Model	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
MobileNetV2	0.9933	0.9933	0.9933	0.9933
MobileNetV2 with SIMAM	0.9833	0.9841	0.9833	0.9833

Pada table 5 terlihat bahwa model MobileNetv2 memiliki kinerja yang baik dan MobileNetv2 + SIMAM juga tidak ketinggalan jauh pada semua metrik. Model MobileNetV2 mencapai nilai sangat tinggi

dalam akurasi, presisi, recall dan F1-score, sementara MobileNetV2 + SIMAM hanya ketinggalan sedikit saja di semua metrik.

Tabel 6. Hasil Evaluasi Penelitian Terdahulu dan Penelitian ini.

Referensi	Model	Dataset	Akurasi	Presisi	Recall	F1-Score
(Nurvi Brigityana, 2024)	CNN, VGG-16	3500 citra daun mangga. <i>Anthraco</i> se, <i>Bacterial Canker</i> , <i>Die Back</i> , <i>Gall Midge</i> , <i>Powdery Mildew</i> , <i>Sooty Mould</i> , dan daun sehat	0.9371	0.9448	0.9029	0.9109
(Dheo Hanif Pristian dkk, 2022)	CNN, SVM	3000 dataset daun mangga <i>Anthraco</i> se, <i>Bacterial Canker</i> , <i>Die Back</i> .	0.9005	0.9345	0.9145	0.9145
(Harmiansyah Harmiansyah, dkk 2023)	YOLOv5	1000 dataset daun mangga, sehat, kutu putih, ulat daun, dan hawar daun	0.9546	0.9441	0.9546	0.9546
Peneliti ini	MobileNetV2 + SIMAM	3000 dataset daun manga, Capmodium Collectricum Normal	0.9833	0.9841	0.9833	0.9833

Tabel ini menyajikan perbandingan kinerja berbagai model dalam mendeteksi otomatis penyakit daun manga menggunakan metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall dan f1-score. Penelitian ini membandingkan berbagai model dalam mendeteksi penyakit pada daun mangga berdasarkan dataset tertentu. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa penelitian yang dilakukan oleh Nurvi Brigityana (2024) menggunakan model CNN dan VGG-16 dengan dataset sebanyak 3500 citra daun mangga, yang mencakup berbagai penyakit seperti Anthracnose, Bacterial Canker, Die Back, Gall Midge, Powdery Mildew, Sooty Mould, serta daun sehat. Model ini mencapai akurasi 0.9371, presisi 0.9448, recall 0.9029, dan F1-score 0.9109. Selanjutnya, penelitian oleh Dheo Hanif Pristian dkk (2022) menggunakan CNN dan SVM dengan dataset 3000 gambar daun mangga, yang mencakup penyakit Anthracnose, Bacterial Canker, dan Die Back. Model ini memiliki akurasi 0.9005, presisi 0.9345, recall 0.9145, dan F1-score 0.9145. Pada tahun 2023, Harmiansyah dkk menggunakan YOLOv5 dengan dataset yang lebih kecil, yaitu 1000 citra daun mangga, yang mencakup kategori sehat, kutu putih, ulat daun, dan hawar daun. Model ini menunjukkan performa lebih tinggi dibandingkan penelitian sebelumnya, dengan akurasi 0.9546, presisi 0.9441, recall 0.9546, dan F1-score 0.9546. Penelitian ini menggunakan MobileNetV2 yang dikombinasikan dengan SIMAM pada dataset yang terdiri dari 3000 gambar daun mangga dengan kategori Capmodium Collectricum dan Normal. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model ini memiliki akurasi tertinggi, yaitu 0.9833, dengan presisi 0.9841, recall 0.9833, dan F1-score 0.9833. Dari perbandingan ini, dapat disimpulkan bahwa model MobileNetV2 + SIMAM dalam penelitian ini memiliki performa terbaik dibandingkan dengan model yang digunakan dalam penelitian sebelumnya, terutama dalam hal akurasi dan konsistensi antara presisi dan recall.

DAFTAR PUSTAKA

- Efendi, M. (2017). Sistem pakar identifikasi hama dan penyakit buah mangga menggunakan metode inferensi forward chaining berbasis web. *J-INTECH (Journal of Information and Technology)*. 5(02): 110-118.
- Pristian, DH, DI Mulyana, S Stepanus, dan E Donaldo. 2022. Klasifikasi Deteksi hama pada buah mangga dengan citra digital Sistematic Literatur Review (SLR). *Jurnal Pendidikan Tambusai*. 6: 1978–1983. DOI: <https://doi.org/10.31004/jptam.v6i1.3243>.
- Mokodompit, HS, HN Pollo, dan MT Lasut. 2018. Identifikasi jenis serangga hama dan tingkat kerusakan. *Eugenia*. 24: 64–75. DOI: <https://doi.org/10.35791/eug.24.2.2018.22794>.
- Pradana, DS, B Rahayudi, dan Suprpto. 2018. Sistem pakar pendeteksi hama dan penyakit tanaman mangga menggunakan metode Iterative Dichotomiser Tree (ID3). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*. 2: 2713–2720.
- Solikin, S. (2020). Deteksi penyakit pada tanaman mangga dengan citra digital : Tinjauan Literatur Sistematis (SLR). *BINA INSANI ICT JOURNAL*, 7(1), 63. <https://doi.org/10.51211/biict.v7i1.1336>
- Ayu, T., Dwi, V., Minarno, A. E. (2021). PENDIAGNOSA DAUN MANGGA DENGAN MODEL CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK. In *CESS (Journal of Computer Engineering System and Science)* (Vol. 6, Issue 2, pp. 230–231).
- Susanti, D., Suhendri (2017). Perancangan Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Tanaman Mangga Dengan Algoritma Depth First Search Berbasis Mobile. In *Prosiding Sintak 2017*.
- Setiawan, A., & Wibisono, S. (2019). Case Based Reasoning Untuk Mendiagnosa Penyakit Dan Hama Pada Tanaman Mangga Menggunakan Algoritma Similaritas Sorgenfrei. *Dinamik*, 23(1), 1–10. <https://doi.org/10.35315/Dinamik.V23i1.7172>
- Rajuddin, M., Ulfa, S. M., Harahap, I. Y., Moulana, S. L. (2021). Sistem Deteksi Penyakit Pada Daun Mangga Menggunakan Metode Deteksi Tepi Sobel Dan Canny. In *Universitas Malikussaleh*.
- Kurniawati, E., Wibowo, F. S., & Rusmeilina, R. (2021). Aktivitas Penangkapan Radikal Bebas Pada Kombinasi Ekstrak Etanol Daun Mangga (*Mangifera Indica* L.) Dan Daun Sirsak (*Annona Muricata* L.). *Cendekia Journal Of Pharmacy*, 5(1), 92–97. <https://doi.org/10.31596/Cip.V5i1.125>
- Harmiansyah, H., Oviana, E. T., Alpaizon, R., Khalifah, D. P., & Dwirotama, P. (2024). Sistem Deteksi Hama Dan Penyakit Tanaman Mangga (*Mangifera Indica* L.) Berbasis Deep Learning Menggunakan Model Pra Latih Yolov5. *Jurnal Agribisnis Dan Agrowisata (Journal Of Agribusiness And Agritourism)*, 35(1), 151. <https://doi.org/10.24198/Agrikultura.V35i1.53834>
- Gulzar, Y. (2023). Fruit Image Classification Model Based on MobileNetV2 with Deep Transfer Learning Technique. *Sustainability*, 15(3), 1906. <https://doi.org/10.3390/su15031906>
- Sunnetci, K. M., Kaba, E., Çeliker, F. B., & Alkan, A. (2022). Comparative parotid gland segmentation by using ResNet-18 and MobileNetV2 based DeepLab v3+ architectures from magnetic resonance images. *Concurrency and Computation Practice and Experience*, 35(1). <https://doi.org/10.1002/cpe.7405>
- S. A. Sanjaya and S. Adi Rakhmawan, "Face Mask Detection Using MobileNetV2 in The Era of COVID-19 Pandemic," 2020 International Conference on Data Analytics for Business and Industry: Way Towards a Sustainable Economy (ICDABI), Sakheer, Bahrain, 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICDABI51230.2020.9325631.
- Toğaçar, M., Cömert, Z., & Ergen, B. (2021). Intelligent skin cancer detection applying autoencoder, MobileNetV2 and spiking neural networks. *Chaos Solitons & Fractals*, 144, 110714. <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2021.110714>
- Annur, I. F., Umami, J., Annaifii, M. N., Trisnaningrum, N., & Putra, O. V. (2023). Klasifikasi tingkat keparahan penyakit leafblast tanaman padi menggunakan MobileNetV2. *Fountain of Informatics Journal*, 8(1), 7–14. <https://doi.org/10.21111/fij.v8i1.9419>
- Yang, L., Zhang, R., Li, L. & Xie, X. (2021). SimAM: A Simple, Parameter-Free Attention Module for Convolutional Neural Networks. *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning*, in *Proceedings of Machine Learning Research* 139:11863-11874 Available from <https://proceedings.mlr.press/v139/yang21o.html>.
- Liang, L., Zhang, Y., Zhang, S., Li, J., Plaza, A., & Kang, X. (2023). Fast hyperspectral image classification combining transformers and SIMAM-Based CNNs. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61, 1–19. <https://doi.org/10.1109/tgrs.2023.3309245>
- Xu, Q., Wei, Y., Gao, J., Yao, H., & Liu, Q. (2023). ICAPD Framework And SIMAM-YOLOV8N For Student Cognitive Engagement Detection In Classroom. *IEEE Access*, 11, 136063–136076. <https://doi.org/10.1109/Access.2023.3337435>
- You, H., Lu, Y., & Tang, H. (2023). Plant disease classification and adversarial attack using SIMAM-EfficientNet and GP-MI-FGSM. *Sustainability*, 15(2), 1233. <https://doi.org/10.3390/su15021233>

- Q. Xu, Y. Wei, J. Gao, H. Yao and Q. Liu (2023), "ICAPD Framework and simAM-YOLOv8n for Student Cognitive Engagement Detection in Classroom," in IEEE Access, vol. 11, pp. 136063-136076, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3337435.
- Xie, J., Wu, Z., Zhu, R., & Zhu, H. (2021). Melanoma Detection based on Swin Transformer and SimAM. 2020 IEEE 4th Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), 1517–1521. <https://doi.org/10.1109/itnec52019.2021.9587071>
- Li, N., Ye, T., Zhou, Z., Gao, C., & Zhang, P. (2024). Enhanced YOLOv8 with BiFPN-SimAM for Precise Defect Detection in Miniature Capacitors. Applied Sciences, 14(1), 429. <https://doi.org/10.3390/app14010429>
- Xu, J., Yang, H., Wan, Z., Mu, H., Qi, D., & Han, S. (2023). Wood surface defects detection based on the improved YOLOV5-C3Ghost with SimAM module. IEEE Access, 11, 105281–105287. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3303890>
- Chen, M., Qiu, F., Xiong, X., Chang, Z., Wei, Y., & Wu, J. (2024). BiLSTM-SimAM: An improved algorithm for short-term electric load forecasting based on multi-feature. Mathematical Biosciences & Engineering, 21(2), 2323–2343. <https://doi.org/10.3934/mbe.2024102>
- Wen, X., Maimaiti, M., Liu, Q., Yu, F., Gao, H., Li, G., & Chen, J. (2024). MNASNET-SIMAM: An improved deep learning model for the identification of common wheat diseases in complex Real-Field environments. Plants, 13(16), 2334. <https://doi.org/10.3390/plants13162334>
- Zou, Y., Zhang, G., & Fan, Y. (2024). Research on the detection of steel plate defects based on SIMAM and Twin-NMF transfer. Mathematics, 12(17), 2782. <https://doi.org/10.3390/math12172782>
- Wu, S., Ding, B., & Yang, J. (2023). Using SIMAM and SSD to detect prostate capsule. Studies in Health Technology and Informatics. <https://doi.org/10.3233/shiti230844>

