

# ANALISIS PENGARUH TINGKAT AKURASI KLASIFIKASI CITRA MEBEL MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Azka Alqhifari<sup>1</sup>, Nurdin<sup>2\*</sup>, Taufiq<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Magister Teknologi Informasi Universitas Malikussaleh; Jl. Batam, Kampus Bukit Indah - Lhokseumawe, Aceh.

Received: 7 Februari 2025

Accepted: 10 Maret 2025

Published: 14 April 2025

## Keywords:

Neural Network;

ResNet50;

VGGNet-19;

MobileNet;

Citra Mebel;

## Correspondent Email:

nurdin@unimal.ac.id

**Abstrak.** Furniture merupakan kebutuhan rumah tangga yang berfungsi sebagai pelengkap ruangan. Model desain perabotan sangat beragam, mulai dari desain umum/pasar hingga desain khusus kebutuhan. Sofa, meja, kursi, kursi putar, bufet TV, lemari, tempat tidur dan rak buku adalah item yang dianalisa dalam penelitian ini. Fakta bahwa selalu ada model perabotan yang lebih banyak dan lebih baik menjadi salah satu alasan peneliti memilih item perabotan. Tujuan dari klasifikasi objek perabotan membantu dalam mengkategorikan objek secara otomatis, hal ini memudahkan pengguna untuk mencari produk perabotan yang mereka inginkan dengan lebih cepat, dan sistem dapat membantu merekomendasikan objek yang dicari oleh pengguna berdasarkan hasil klasifikasi perabotan yang sudah dilakukan. Penelitian ini menggunakan 3 Arsitektur dengan 3 skenario pengujian. Arsitektur yang digunakan adalah MobileNetV1, ResNet-50 dan VGGNet-19. Skenario S1 menggunakan dimensi gambar 128x128 dengan epoch 50, skenario S2 menggunakan dimensi gambar 128x128 dengan epoch 100 dan skenario S3 menggunakan dimensi gambar 128x128 + grayscale dengan epoch 50. Hasil akurasi dibedakan sesuai dengan skenario yang digunakan yaitu S1, S2 dan S3. Detail hasil akurasi dengan skenario S1 menggunakan arsitektur mobilenetv1 dengan akurasi 94.31%. Untuk akurasi tertinggi skenario S2 menggunakan arsitektur mobilenetv1 dengan akurasi 94.31%. Dan untuk akurasi tertinggi skenario S3 menggunakan arsitektur mobilenetv1 dengan akurasi 72.61%. Waktu komputasi tercepat untuk S1 yaitu 871,97 detik, untuk S2 1763,04 detik dan untuk S3 436,32 detik. Dari 3 arsitektur yang digunakan, dari sisi akurasi dan kecepatan klasifikasi MobileNetV1 merupakan arsitektur terbaik dalam penelitian ini.

**Abstract.** Furniture is a household necessity that serves to complement a room. The design models of furniture are varied, ranging from general or mass-market designs to those made for specific needs. Sofas, tables, chairs, swivel chairs, TV cabinets, wardrobes, beds, and bookshelves are the items analyzed in this study. The fact that there are always more and better furniture models available is one of the reasons the researcher chose these furniture items. The goal of furniture object classification is to help categorize objects automatically, making it easier for users to quickly search for the furniture products they want, and the system can recommend items based on the classification results. This study uses 3 architectures with 3 testing scenarios. The architectures used are MobileNetV1, ResNet-50, and VGGNet-19. Scenario S1 uses image dimensions of 128x128 with 50 epochs, scenario S2 uses image dimensions of 128x128 with 100 epochs, and scenario S3 uses image dimensions of 128x128 + grayscale with 50 epochs. The accuracy results are differentiated according to the scenarios used, namely S1, S2, and

*S3. The detailed accuracy results are as follows: Scenario S1 using the MobileNetV1 architecture achieved an accuracy of 94.31%. The highest accuracy in scenario S2 was also achieved with the MobileNetV1 architecture at 94.31%. For the highest accuracy in scenario S3, MobileNetV1 achieved an accuracy of 72.61%. The fastest computation time for S1 was 871.97 seconds, for S2 it was 1763.04 seconds, and for S3 it was 436.32 seconds. Among the three architectures used, MobileNetV1 stands out as the best architecture in terms of accuracy and classification speed in this study.*

## 1. PENDAHULUAN

Perabotan atau yang sering disebut dengan mebel merupakan kebutuhan keluarga yang berfungsi sebagai pelengkap suatu ruangan, model perabotan sangat beragam, mulai dari model dengan desain normal/pasaran hingga desain sesuai dengan kebutuhan. Perabot secara umum merupakan suatu benda yang dapat digunakan dan dipindah-pindahkan, berguna untuk kegiatan/aktivitas manusia, mulai dari duduk, tidur, bekerja, makan, memasak, bermain, dan sebagainya, yang memberikan kenyamanan dan keindahan bagi pemakainya. Jika dilihat dari segi kegunaannya, perabotan dapat dibagi dalam empat jenis yang diantaranya; tempat untuk menyimpan sesuatu di atasnya, tempat menyimpan sesuatu di dalamnya, tempat untuk berbaring atau tidur, dan tempat duduk [1].

Tujuan dari klasifikasi perabotan adalah untuk mengetahui tingkat akurasi yang dihasilkan sesuai dengan kategori yang telah ditentukan. Pada penelitian ini terdapat delapan kategori perabotan yang ingin diteliti, yaitu : Bed (tempat tidur), Chair (kursi), Sofa (sofa), dan Table (meja), Swivelchair (kursi putar), Bookshelf (rak buku), Cupboard (lemari) TvSideboard (bufet TV). Inovasi komputer pada saat ini mengalami kemajuan yang sangat cepat, yang mana komputer dapat memahami data gambar selayaknya manusia. Proses yang digunakan sebelumnya sangat terbatas komputer hanya mengerti mengenai data latih (gambar) yang diberikan manusia.

Citra adalah suatu representasi (gambaran), kemiripan, atau tiruan dari suatu objek. Citra sebagai keluaran suatu sistem perekaman data dapat bersifat optik berupa foto, bersifat analog berupa sinyal-sinyal video seperti gambar pada monitor televisi, atau bersifat digital yang dapat langsung

disimpan pada suatu media penyimpanan[2]. Citra digital adalah sesuatu yang mengarah ke sebuah gambar yang diterapkan kalkulasi dan teknik komputasi yang bertujuan untuk analisis data, seperti : pengenalan pola dan klasifikasi objek gambar. Klasifikasi dapat digunakan pada beberapa bidang seperti deep learning. Deep Learning adalah cabang ilmu machine learning berbasis Jaringan Saraf Tiruan (JST) atau bisa dikatakan sebagai perkembangan dari JST [3].

Kecerdasan Buatan atau Artificial Intelligence (AI) adalah teknik yang digunakan untuk meniru kecerdasan yang dimiliki oleh makhluk hidup maupun benda mati untuk menyelesaikan sebuah masalah yang biasanya hanya bisa diselesaikan oleh manusia. Revolusi Industri 4.0 telah mendorong lonjakan kemajuan teknologi, khususnya munculnya kecerdasan buatan. Kecerdasan buatan memberikan banyak manfaat, khususnya dalam bidang pendidikan dan ilmu pengetahuan[4]. Kecerdasan Buatan biasa dilakukan dengan cara pendekatan, algoritma bahkan metode tertentu. salah satu cabang dari Artificial Intelligence adalah Machine Learning. Machine learning merupakan metode untuk mengoptimalkan performansi dari sistem dengan mempelajari data sampel atau data histori [5].

Machine Learning atau pembelajaran mesin adalah pendekatan Artificial Intelligence yang banyak digunakan untuk meniru perilaku manusia dalam menyelesaikan masalah atau menggantikan aktifitas yang dilakukan manusia. Karakteristik dari Machine Learning adalah adanya proses pelatihan dan pembelajaran data. Oleh karena itu Machine Learning membutuhkan data sebagai bahan belajar yang disebut data training dan data uji untuk

pengujiannya. Teknik dalam machine learning yang paling populer dalam pengenalan citra adalah Convolutional Neural Network (CNN). Convolutional Neural Network merupakan metode yang dapat mempelajari sendiri fitur pada citra yang kompleks [6].

Convolution Neural Network adalah jaringan saraf tiruan yang menggunakan data sebagai masukan dan memprosesnya dengan menggunakan sejumlah lapisan tersembunyi, karakteristik dari Convolutional Neural Network salah satunya adalah memiliki lapisan konvolusi, konvolusi (convolution) adalah salah satu proses dimana gambar dimanipulasi dengan menggunakan eksternal mask atau subwindows untuk menghasilkan citra yang baru [7].

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui akurasi dan kecepatan klasifikasi pengenalan citra mebel atau perabotan serta untuk mengetahui pengaruh epoch dalam klasifikasi citra tersebut dengan menggunakan metode *Convolutional Neural Network*. Disamping penelitian ini ada beberapa penelitian yang telah dilakukan oleh peneliti diantaranya, penelitian analisis perbandingan kinerja perguruan tinggi negeri pada website di Aceh menggunakan metode Pieces [8], penelitian strategi perencanaan sistem informasi dalam rangka peningkatan layanan perpustakaan berbasis digital menggunakan tahapan anita Cassidy [9], penelitian implementasi platform e-commerce untuk home industri di Aceh dengan basis web menggunakan framework dan bootstrap [10] dan penelitian analisis tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan sistem informasi perpustakaan universitas malikussaleh menggunakan metode fuzzy service quality [11].

## 2. TINJAUAN PUSTAKA

### 2.1. Penelitian Terkait

Penelitian yang dilakukan oleh Wasil, dkk (2022) pengaruh epoch pada akurasi menggunakan *Convolutional Neural Network* untuk klasifikasi *fashion dan furniture*. Hasil yang diperoleh dari 2 kategori yaitu 90% yang menunjukkan bahwa penggunaan epoch sangat berpengaruh terhadap akurasi yang dihasilkan.

metode *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah metode yang sangat tepat untuk klasifikasi gambar karena terdapat banyak arsitektur yang bisa digunakan. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa akurasi terbaik pada perabotan=94,18% dengan penggunaan epoch=500, dan fashion=99,15% dengan penggunaan epoch=1500 [12].

Penelitian yang dilakukan oleh Alberto dan Hermanto (2023), klasifikasi jenis burung menggunakan metode CNN dan Arsitektur ResNet-50. Keanekaragaman burung di Indonesia terdapat banyak sekali sehingga sulit untuk membedakan jenis-jenis burung tertentu. Namun dengan berkembangnya teknologi pada masa kini, sekarang kita dapat membedakan jenis burung dengan teknologi. Pada penelitian ini dilakukan pengklasifikasian terhadap jenis burung menggunakan dataset 400 Bird Species – Classification yang sudah difilter hanya untuk burung di Indonesia dan diperoleh dataset berjumlah 63 jenis burung dengan total 9.445 citra yang terdiri dari 8.185 citra latih dan 1.260 citra uji. Klasifikasi jenis burung ini dilakukan dengan menggunakan metode CNN, model dibentuk dengan menggunakan arsitektur ResNet-50. Selanjutnya dilakukan proses training dengan optimizer ADAM dan SGD untuk dilihat hasil yang paling maksimal, dan didapat nilai *Accuracy* 98% dengan optimizer SGD dengan 10 epoch [13].

Penelitian lainnya yang dilakukan oleh Yuwan, dkk (2023), klasifikasi jenis buah-buahan menggunakan Citra Digital dengan metode *Convolutional Neural Networks*. Buah-buahan merupakan makanan kaya vitamin yang dibutuhkan tubuh untuk membangun imunitas pada masa pandemi ini. Jenis buah dikelompokkan menjadi 2, yaitu buah kering dan buah berdaging. Berdasarkan hasil klasifikasi yang telah dilakukan didapatkan nilai yaitu *Precision* sebesar 94% dan 85%, *Recall* sebesar 85% dan 95%, *F1-score* sebesar 90%, *Accuracy* sebesar 90%, *Macro Average* sebesar 90%, dan *Weighted Average* sebesar 90% [14].

Penelitian lainya dilakukan oleh Gunawan, dkk (2023) yaitu deteksi ikan segar secara realtime dengan yolov4 menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini membuat sistem pendeteksi ikan segar secara realtime. Seiring waktu, orang mengembangkan pengetahuan dan teknologi

untuk mendukung dan memfasilitasi pekerjaan mereka. Hasil dari pendeteksian kesegaran ikan menggunakan algoritma YOLOv4-CNN dapat dinilai bekerja dengan baik. Pengujian sistem pada YOLOv4-CNN memperoleh MAP sebesar 93.75%, dengan presisi 1.00%, recall 0.93%, fScore 0.96% dan juga rata-rata nilai IoU sebesar 74.17% [15].

Penelitian yang dilakukan oleh Gunawan, dkk (2022) perancangan prototipe sistem pengenalan pakaian adat Aceh berbasis augmented reality. Pada penelitian ini dilakukan perancangan sistem dengan menggunakan diagram *Unified Modeling Language* (UML). Sistem ini dibangun dengan menggunakan bahasa C++ dengan menggunakan aplikasi Unity dan vuforiaSDK platform. Kemudian diperoleh hasil pengujian pada aplikasi pengenalan pakaian adat Aceh Tenggara. Yaitu minimal jarak yang dapat menampilkan objek 3d adalah jarak 5 cm, dan jarak maksimal yang dapat dideteksi adalah 80 cm. Berdasarkan hasil tes pada tabel uji jarak diperoleh jarak terbaik yang menghasilkan pendeteksian marker yang masih jelas dan terang adalah pada jarak antara 5 cm hingga 70 cm. Sedangkan pada jarak lebih dari 80 cm, marker tidak dapat mendeteksi marker untuk menampilkan objek 3D karena jarak antara kamera dan penanda terlalu jauh. Berdasarkan hasil pengujian pada tabel sudut kemiringan, yang terbaik diperoleh sudut yang menghasilkan pendeteksian marker yang masih jelas dan terang pada jarak antara 0-60°. Setelah itu, pengujian juga dilakukan berdasarkan intensitas cahaya, dimana jika cahaya terlalu terang atau terlalu gelap maka kamera tidak dapat mendeteksi marker [16].

Beberapa penelitian yang diteliti dilakukan, CNN menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi dalam klasifikasi gambar. Berdasarkan uraian diatas peneliti tertarik untuk melakukan penelitian dengan judul “Analisis Pengaruh Tingkat Akurasi Klasifikasi Citra Perabotan Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN)”, dengan judul tersebut penelitian difokuskan pada Metode *Convolutional Neural Network* dan Arsitektur yang digunakan sehingga di harapkan menghasilkan akurasi yang baik.

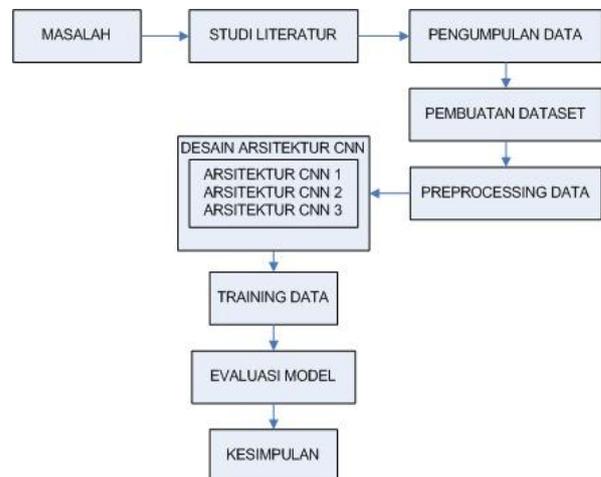
### 3. METODE PENELITIAN

#### 3.1. Tahapan Penelitian

Metode penelitian analisis pengaruh tingkat akurasi klasifikasi citra perabotan Menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). Berikut ini tahapan penelitian:

- a. Pengumpulan data  
Pada penelitian ini data di peroleh dari *scrapping image* dan kaggle yaitu gambar sofa, meja, kursi, kursi putar, bufet TV, rak buku, lemari dan tempat tidur masing masing label berisi jumlah gambar perabotan yang beragam.
- b. Tahapan *Preprocessing*  
tahapan yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas citra. Menentukan skenario pengujian di masing masing arsitektur yang bertujuan untuk mencari tingkat akurasi yang baik. Penelitian ini menggunakan 3 skenario, yaitu: *resize image* 128 dengan epoch 50, *resize image* 128 dengan epoch 100 dan *resize image* 128(*grayscale*) dengan epoch 50.
- c. Tahapan Training data  
Tahapan pelatihan dimulai dengan memberikan batch citra kepada model CNN.
- d. Evaluasi Model  
Pada tahapan ini setelah klasifikasi selesai, hasil prediksi dapat dievaluasikan yaitu tingkat akurasi dan kecepatan klasifikasi dengan menggunakan tabel *confusion matrix*.

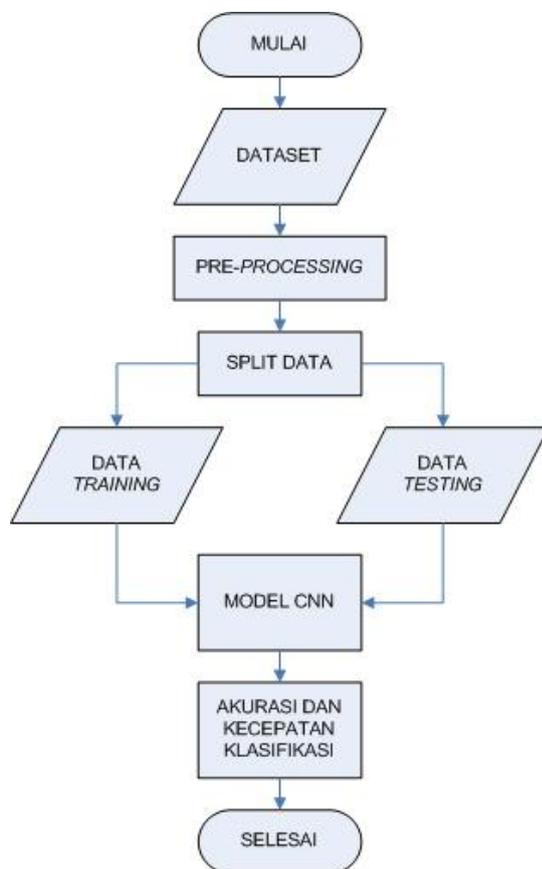
Adapun alur penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur penelitian

### 3.2. Skema Sistem

Metode Convolutional Neural Network digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi yang di hasilkan. Pada proses pengujian akurasi akan di lakukan beberapa skenario. Untuk skenario 1 dimensi gambar 128 x 128 dengan epoch 50, untuk skenario 2 dimensi gambar 128 x 128 dengan epoch 100 dan skenario 3 dimensi gambar 128 x 128 + Grayscale dengan epoch 50. Pengujian tersebut di lakukan untuk membuktikan bahwa tingkat akurasi dan kecepatan klasifikasi yang dihasilkan tidak semata - mata dilakukan dengan sekali pengujian. Untuk Skema sistem CNN dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Skema Sistem CNN

### 3.3. Penentuan Arsitektur CNN

Convolutional neural network adalah salah satu jenis neural network yang digunakan untuk proses klasifikasi. Secara keseluruhan CNN tidak jauh berbeda dengan neural network biasa, yang membedakannya adalah CNN dibagi menjadi 2 bagian secara umum yaitu, Feature

Extraction Layer dan Fully Connected Layer (MLP).

Arsitektur MobileNetV1, ResNet50, dan VGG19 memiliki pendekatan berbeda dalam mendesain jaringan convolutional. MobileNetV1 dirancang untuk efisiensi dan kesederhanaan, menggunakan teknik depthwise separable convolution untuk mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi. Arsitektur ini sangat cocok untuk perangkat dengan daya komputasi rendah, seperti perangkat telepon pintar. ResNet50 menggunakan konsep residual learning, di mana *shortcut connections* digunakan untuk mengatasi masalah vanishing gradient yang muncul pada jaringan yang sangat dalam. Hal ini memungkinkan ResNet50 memiliki kedalaman yang signifikan tanpa kehilangan performa pelatihan, sehingga cocok untuk tugas yang membutuhkan representasi fitur yang kompleks. Berbeda dari keduanya, VGG19 adalah arsitektur yang lebih konvensional, menggunakan lapisan convolutional dengan kernel kecil (3x3) yang diatur secara berurutan, menghasilkan model yang dalam namun dengan jumlah parameter yang jauh lebih besar.

Berikut adalah rumus persamaan (1) untuk mencari nilai akurasi pada klasifikasi CNN .

$$Akurasi = \frac{True\ Positives}{Total\ Prediksi} \quad (1)$$

Keterangan:

**Akurasi:** Metrik evaluasi yang menunjukkan seberapa baik model mampu memprediksi dengan benar secara keseluruhan

**True Positives:** Pada confusion matrix, prediksi benar/True Positives diwakili oleh elemen-elemen diagonal (dari kiri atas ke kanan bawah), yang menandakan objek di prediksi sesuai dengan kelas aktualnya.

**Total Prediksi:** Ini adalah total semua sampel yang diuji, yaitu jumlah seluruh elemen dalam confusion matrix.

#### 4. HASIL DAN PEMBAHASAN

##### 4.1. Dataset

Pada penelitian ini ada 8 jenis dataset mebel atau perabotan yang digunakan yaitu tempat tidur, rak buku, bufet TV, kursi, sofa, kursi putar, lemari dan meja. Dari kedelapan jenis mebel atau perabotan memiliki class masing-masing namun data dari tiap class berbeda-beda karena faktor dalam pengambilan data terjadi pengambilan data yang berulang-ulang. Adapun data penelitian dan contoh gambar yang ada di dalam dataset beserta jumlah data dari tiap class pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Penelitian

| No | Jenis Perabotan | Jumlah Data | Citra   |
|----|-----------------|-------------|---|
| 1  | Tempat Tidur    | 900         |   |
| 2  | Rak Buku        | 857         |  |
| 3  | Bufet TV        | 453         |  |
| 4  | Kursi           | 900         |  |
| 5  | Kursi Putar     | 900         |  |
| 6  | Sofa            | 900         |  |
| 7  | Meja            | 424         |  |

|               |        |      |   |
|---------------|--------|------|---|
| 8             | Lemari | 710  |  |
| Total Dataset |        | 6044 |   |

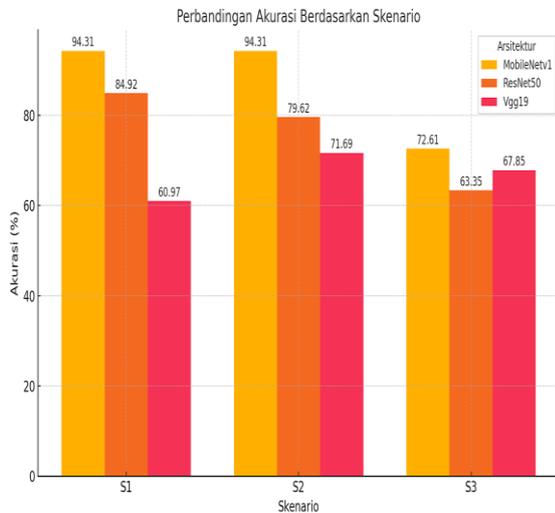
##### 4.2. Akurasi

Dalam menentukan nilai akurasi model dibutuhkan Confusion Matrix untuk masalah klasifikasi machine learning dimana keluaran dapat berupa dua kelas atau lebih. Confusion Matrix adalah tabel dengan 4 kombinasi berbeda dari nilai prediksi dan nilai aktual. Ada empat istilah yang merupakan representasi hasil proses klasifikasi pada confusion matrix yaitu *True Positif*, *True Negatif*, *False Positif*, dan *False Negatif*. Pada penelitian ini terdapat 3 arsitektur yang digunakan dan 3 skenario percobaan, Penggunaan beberapa arsitektur untuk melihat akurasi maksimal yang bisa didapat dari dataset yang dipakai dan diuji sesuai dengan skenario. Detail akurasi bisa dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Akurasi berdasarkan skenario dan arsitektur

| HASIL EVALUASI AKURASI |          |              |         |         |
|------------------------|----------|--------------|---------|---------|
| Tahapan Uji            | Skenario | Arsitektur   | Dataset | Akurasi |
| 1                      | S1       | MobileNet v1 | 6044    | 94,31 % |
| 2                      | S1       | ResNet50     | 6044    | 84,92 % |
| 3                      | S1       | Vgg19        | 6044    | 60,97 % |
| Tahapan Uji            | Skenario | Arsitektur   | Dataset | Akurasi |
| 1                      | S2       | MobileNet v1 | 6044    | 94,31 % |
| 2                      | S2       | ResNet50     | 6044    | 79,62 % |
| 3                      | S2       | Vgg19        | 6044    | 71,69 % |
| Tahapan Uji            | Skenario | Arsitektur   | Dataset | Akurasi |
| 1                      | S3       | MobileNet v1 | 6044    | 72,61 % |
| 2                      | S3       | ResNet50     | 6044    | 63,35 % |
| 3                      | S3       | Vgg19        | 6044    | 67,85 % |

Berikut ini grafik perbandingan akurasi berdasarkan skenario dan arsitektur dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Perbandingan akurasi berdasarkan skenario dan arsitektur

Pada penelitian ini Akurasi MobileNetv1 secara konsisten lebih tinggi di semua skenario menjadikannya arsitektur paling andal dan stabil untuk dataset ini, Performa VGG19 sangat bergantung pada skenario. Meskipun performanya paling rendah pada skenario 1, ada peningkatan signifikan pada skenario 2 dan skenario 3, menunjukkan bahwa kondisi tertentu lebih sesuai untuk arsitektur VGG.

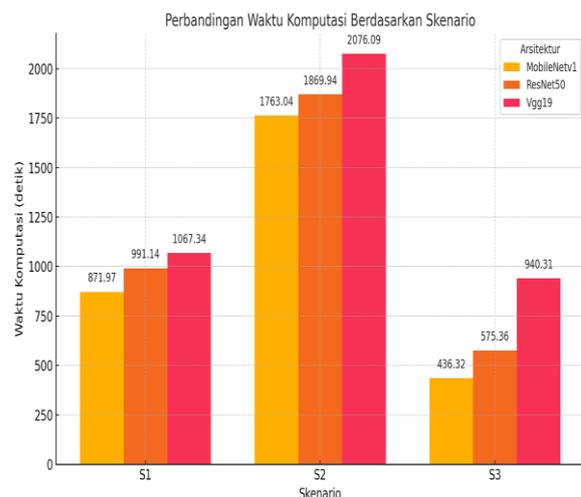
### 4.3. Kecepatan Klasifikasi

Evaluasi kecepatan klasifikasi sebuah model, biasanya dilakukan dengan mengukur waktu yang dibutuhkan untuk model mengklasifikasikan sejumlah besar data uji. Pengukuran ini dapat dilakukan menggunakan waktu eksekusi yang dihitung dalam kode Python atau dengan menggunakan fungsi bawaan dari pustaka machine learning yang digunakan. Berikut adalah kecepatan klasifikasi berdasarkan skenario dan arsitektur dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Kecepatan klasifikasi berdasarkan skenario dan arsitektur

| HASIL DATA UJI SKENARIO 1 (Dimensi 128x128, Epoch 50)             |            |                 |
|---|------------|-----------------|
| Skenario  | Arsitektur | Waktu komputasi |
| S1  | MobileNet  | 871,97 detik    |
| S1  | ResNet50   | 991,14 detik    |
| S1  | Vgg19      | 1067,34 detik   |
| HASIL DATA UJI SKENARIO 2 (Dimensi 128x128, Epoch 100)            |            |                 |
| Skenario  | Arsitektur | Waktu komputasi |
| S2  | MobileNet  | 1763,04 detik   |
| S2  | ResNet50   | 1869,94 detik   |
| S2  | Vgg19      | 2076,09 detik   |
| HASIL DATA UJI SKENARIO 3 (Dimensi 128x128, Epoch 50) + Grayscale |            |                 |
| Skenario  | Arsitektur | Waktu komputasi |
| S3  | MobileNet  | 436,32 detik    |
| S3  | ResNet50   | 575,36 detik    |
| S3  | Vgg19      | 940,31 detik    |

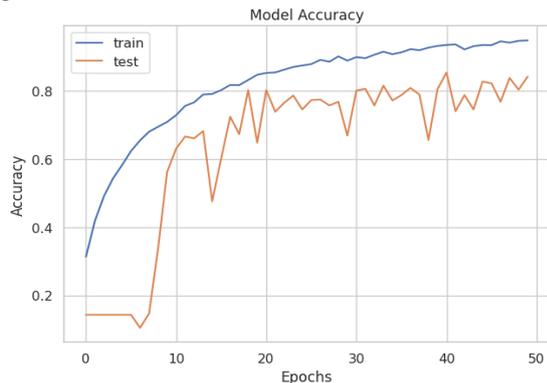
Berikut ini grafik hasil perbandingan waktu komputasi berdasarkan skenario dan arsitektur dalam satuan detik, dapat dilihat pada Gambar 4.



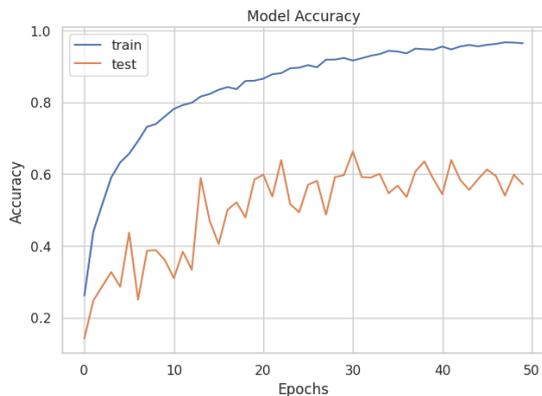
Gambar 4. Perbandingan Waktu komputasi berdasarkan skenario dan arsitektur

#### 4.4. Model Accuracy

Model akurasi ini digunakan untuk melihat akurasi yang dihasilkan dari 3 arsitektur akan diuji dengan menggunakan skenario yang telah ditentukan, untuk grafik model akurasi yang terakhir yaitu grafik akurasi mobilenetV1 S3 pada Gambar 5, grafik akurasi VGG19 S3 pada Gambar 6 dan grafik akurasi Resnet50 S3 pada Gambar 7.



Gambar 5. Model Accuracy MobilenetV1 S3



Gambar 6. Model Accuracy VGG19 S3



Gambar 7. Model Accuracy Resnet50 S3

#### 5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan maka dapat disimpulkan bahwa:

- MobileNetV1 adalah arsitektur yang paling andal dan stabil untuk penelitian ini. Model ini secara konsisten mencatat akurasi tertinggi di semua skenario dan memiliki waktu komputasi tercepat, menjadikannya pilihan terbaik untuk aplikasi yang membutuhkan akurasi tinggi dan efisiensi komputasi.
- Akurasi yang dihasilkan menggunakan metode Convolutional Neural Network tertinggi untuk skenario S1 menggunakan arsitektur mobilenetv1 dengan akurasi 94.31%. Untuk akurasi tertinggi skenario S2 menggunakan arsitektur mobilenetv1 dengan akurasi 94.31%. Dan untuk akurasi tertinggi skenario S3 menggunakan arsitektur mobilenetv1 dengan akurasi 72.61%. Waktu komputasi tercepat untuk S1 yaitu 871,97 detik, untuk S2 1763,04 detik dan untuk S3 436,32 detik.
- Peningkatan jumlah epoch (skenario 2) atau konversi data menjadi grayscale (skenario 3), memengaruhi waktu komputasi secara signifikan. MobileNetV1 tetap unggul dengan waktu komputasi paling cepat di setiap skenario, menegaskan bahwa Arsitektur ini ringan dan efisien.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] A Yusupa, "Pengembangan Augmented Reality Marketing (ARM) Menggunakan Algoritma Fast Corner Sebagai Media Promosi Produk Furniture Pelaku Usaha", *JIP*, vol. 10, no. 1, Dec. 2023.
- [2] N. Nurdin, and K. Pratama. "Klasifikasi Kecantikan Wanita Aceh Pada Citra Menggunakan Metode Adaptive Resonance Theory (ART1)", *Jurnal Techsi*, vol. 8, no. 1, 2016.
- [3] H. A. Pratiwi, M. Cahyanti, and M. Lamsani, "Implementasi Deep Learning Flower Scanner Menggunakan Metode Convolutional Neural Network", *Sebatik*, vol. 25, no. 1, pp. 124–130, Jun. 2021.
- [4] E. Susanto, "Analisis Implementasi Kecerdasan Buatan Dalam Pembelajaran", *Sindoro*, vol. 1, no. 8, pp. 91–100, Dec. 2023.
- [5] P. Dönmez, "Introduction to Machine Learning, 2nd ed., by Ethem Alpaydm. Cambridge, MA: The MIT Press 2010. ISBN: 978-0-262-01243-0. \$54/£ 39.95 + 584 pages.," *Natural Language Engineering*, vol.

- 19, no. 2, pp. 285–288, 2013. doi:10.1017/S1351324912000290
- [6] U. P. Sanjaya, Z. Alawi, A. R. Zayn, and G. P. Dirgantoro, “Optimasi Convolutional Neural Network dengan Standard Deviasi untuk Klasifikasi Pneumonia pada Citra X-rays Paru”, *Generation Journal*, vol. 7, no. 3, pp.40–47, 2023.
- [7] A Rohim, Y. A. Sari, and T. Tibyani, “Convolution Neural Network (CNN) Untuk Pengklasifikasian Citra Makanan Tradisional”, *J-PTIHK*, vol. 3, no. 7, pp. 7037–7042, 2019.
- [8] S. S. Muna, N. Nurdin, and T. Taufiq, Comparative Analysis of State Universities on Website Performance in Aceh Using the PIECES Method,” *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, vol. 7., no.1, pp. 71-83, 2023.
- [9] W. Saputra, and N. Nurdin, ”Strategi perencanaan sistem informasi dalam rangka peningkatan layanan perpustakaan berbasis digital menggunakan tahapan anita Cassidy,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol.12, no.3, pp. 461-4647, 2024.
- [10] S. Salimuddin, and N. Nurdin, “Implementasi platform e-commerce untuk home industri di Aceh dengan basis web menggunakan framework dan bootstrap,” *Jurnal Sains Riset*, vol. 13, no.2, pp. 577-582, 2024.
- [11] N. Siregar, and N. Nurdin, “Analisis tingkat kepuasan mahasiswa terhadap pelayanan sistem informasi perpustakaan universitas malikussaleh menggunakan metode fuzzy service quality,” *Jurnal Informatika dan Teknik Elektro Terapan*, vol. 12, no.3S1, pp. 4660-4673, 2024.
- [12] M. Wasil, H. Harianto, and F. Fathurrahman, “Pengaruh epoch pada akurasi menggunakan convolutional neural network untuk klasifikasi fashion dan furniture”, *Infotek: Jurnal Informatika dan Teknologi*, vol. 5, no.1, pp.53-61, 2022.
- [13] J. Alberto, and D. Hermanto, “Bird Species Classification Using CNN Method and ResNet-50 Architecture”, *JUTISI (Jurnal Teknik Informatika Dan Sistem Informasi)*, vol. 10, no.3, pp. 34-46, 2023.
- [14] J. Yuwan, A. M. Ihsan, and B. Priambodo, "Klasifikasi Jenis Buah-Buahan Menggunakan Citra Digital Dengan Metode Convolutional Neural Networks”, *KLIK: Kajian Ilmiah Informatika dan Komputer*, vol. 4, no.3, pp.1737-1746, 2023.
- [15] C. R. Gunawan, N. Nurdin, and F. Fajriana, “Deteksi Ikan Segar Secara Realtime dengan YOLOv4 menggunakan Metode Convolutional Neural Network”, *Jurnal Komtika (Komputasi dan Informatika)*, vol. 7, no.1, pp.1-11, 2023)
- [16] C. R. Gunawan, N. Nurdin, and F. Fajriana, “Acehnese Traditional Clothing Recognition Prototype System Design Based on Augmented Reality”, *International Journal of Engineering, Science and Information Technology*, vol. 2, no.3, pp. 100-105, 2022.