



Klasifikasi Penyakit Kronis Melalui Mata Menggunakan Algoritma *Convolutional Neural Network* Dengan Model *MobileNet-V3*

Mohammad Haydir Awaludin Waskito

Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

Email : haydirawaludin@gmail.com

Andreas Nugroho Sihananto

Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

Email : andreas.nugroho.jarkom@upnjatim.ac.id

Achmad Junaidi

Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur

Jl. Rungkut Madya No.1, Gn. Anyar, Kec. Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294

Koresponden penulis : haydirawaludin@gmail.com

Abstract. Chronic diseases in humans are very difficult to detect visually, for example glaucoma, hypertension, diabetes, and others. So it takes a lot of time for further medical examination by visiting a health center or hospital. Therefore, this research aims to find a solution combining medical and computer science to classify quickly and precisely. Classifying eye images requires good features and characteristics so that disease images can be classified. This research uses the Deep Learning method, namely Convolutional Neural Network with MobileNet-V3 architecture which can extract features from large resolution images very well. This research resulted in accurate classification of images of chronic diseases Normal, Diabetes, Glucoma, Cataract, Age related macular degeneration, Hypertension, Pathological Myopia. uses the MobileNet-V3 architecture, with transfer learning reaching 81%, and loss only 0.4913.

Keywords: Convolutional Neural Network, Chronic Diseases, eye, Image, MobileNet-V3

Abstrak. Penyakit Kronis pada manusia sangat sulit di deteksi melalui visual, contohnya seperti Glukoma, hipertensi, Diabetes, dan lainnya. Sehingga banyak memerlukan waktu untuk pemeriksaan medis lebih lanjut dengan mengunjungi puskesmas atau rumah sakit. Oleh karena itu penelitian ini bertujuan mencari solusi menggabungkan ilmu medis dan komputer untuk mengklasifikasi dengan cepat dan tepat. Dalam mengklasifikasikan citra mata membutuhkan fitur maupun karakteristik yang baik agar citra penyakit dapat diklasifikasikan. Pada penelitian ini menggunakan metode Deep Learning yaitu Convolutional Neural Network dengan arsitektur *MobileNet-V3* yang dapat mengekstraksi fitur dari citra yang beresolusi besar dengan sangat baik. Pada penelitian ini menghasilkan akurasi pengklasifikasian citra penyakit kronis Normal, Diabetes, Glucoma, Cataract, Age related macular degeneration, Hypertension, Pathological Myopia. menggunakan arsitektur *MobileNet-V3*, dengan transfer learning mencapai 81%, dan loss hanya 0.4913.

Kata kunci: Citra, Convolutional Neural Network, Penyakit Kronis, Mata, MobileNet-V3

LATAR BELAKANG

Ada beberapa jenis penyakit kronis, antara lain katarak, glaukoma, dan penyakit retina. Katarak adalah suatu kondisi dimana serat-serat pada kapsul atau bahan lensa menjadi keruh lensa. Menurut informasi Kementerian Kesehatan RI, penyebabnya mencapai 50%. Kegelapan Indonesia adalah katarak. Secara global, negara Indonesia sendiri kini mempunyai posisinya sendiri negara kedua dengan jumlah pasien katarak terbanyak setelah Ethiopia .(Fani Nurona Cahya., 2021).

Teknologi *Artificial Intelligence* (AI). penyakit mata katarak dan Glukoma dapat dilakukan deteksi dini menggunakan AI. tidak hanya penyakit pada mata saja yg dapat diteksi, bahkan penyakit kronis yang ada dalam tubuh juga dapat dideteksi melalui citra mata pada pengidap penyakit tersebut. Seiring berjalannya waktu(CNN) merupakan metode pembelajaran mendalam yang adalah hasil terpenting dalam pengenalan gambar. Berdasarkan latar belakang tersebut, untuk mengatasi masalah dalam mengidentifikasi penyakit melalui mata, dapat dilakukan menggunakan *Deep Learning* dengan algoritma (CNN).

Dengan menggunakan algoritma (CNN) salah satu cara menyelesaikan permasalahan tersebut. Dengan Memanfaatkan Model *MobileNet V3* yang menggunakan rsitektur CNN efisiensi dan peningkatan dari versi sebelumnya, *MobileNetV1* dan *MobileNetV2*. Pada *MobileNetV1*. *MobileNetV3* terbagi menjadi 2 jenis yaitu *MobileNetV3-Large* dan *MobileNetV3-Small*.

Tujuan dilakukan penelitian untuk mengklasifikasikan penyakit kronis melalui mata dengan memanfaatkan algoritma *MobileNet V3*, maanfat dilakukannya penelitian ini agar dapat mendiagnosa penyakit kronis pada manusia dengan cepat tanpa harus melakukan pemeriksaan medis lebih lanjut.

KAJIAN TEORITIS

Penyakit kronis adalah suatu penyakit yang diderita selama waktu yang lama, biasanya lebih dari enam bulan atau bahkan bertahun-tahun. Penyakit kronis biasanya tidak menunjukkan gejala pada tahap awal, tetapi gejala akan muncul ketika penyakit mulai memburuk atau semakin parah. Karena perjalanan penyait yang lama, penyakit kronis dapat menyebabkan pasien menjadi lebih lemah atau bahkan tidak dapat disembuhkan.

Ada beberapa penyakit kronis yang menyerang usia muda, yaitu:

- Penyakit jantung

Salah satu jenis penyakit kronis yang mengganggu kemampuan jantung untuk memompa darah adalah penyakit jantung. Penyakit jantung tidak berhenti. Artis muda yang meninggal karena penyakit jantung adalah salah satu kasus yang sering kita lihat. Sesak napas, nyeri di dada, dan kelelahan adalah gejala utama penyakit jantung. Apabila semakin parah, gejala ini dapat berkembang secara bertahap.

- Kanker

Selain penyakit jantung, kanker juga adalah penyakit kronis dengan angka kematian yang tinggi. Penyakit ini dapat menyerang orang dari usia balita hingga tua. Gejala kanker sering

kali tidak muncul pada tahap awal penyakit, sehingga baru ditemukan ketika penyakit itu sudah memasuki tahap yang berat atau stadium lanjut.

- Hipertensi

Tekanan darah tinggi, juga dikenal sebagai hipertensi, adalah kondisi jangka panjang yang dapat menyebabkan penyakit jantung dan stroke jika tidak diobati. Tekanan darah tinggi adalah gejala hipertensi, tetapi penyakit kronis ini biasanya tidak menunjukkan gejala. Ada kemungkinan gejala seperti sakit kepala, lemas, masalah penglihatan, nyeri dada, dada berdebar, dan sesak napas. Mengonsumsi obat antihipertensi sesuai resep dokter dan mengurangi konsumsi garam sangat penting bagi mereka yang menderita hipertensi.

- Diabetes

Diabetes, yang ditandai dengan tingginya kadar gula darah, adalah penyakit kronis selanjutnya. Penyakit jangka panjang ini dapat menyebabkan penderitanya mengalami beberapa gejala, seperti sering haus dan lapar, sering buang air kecil (terutama pada malam hari), pandangan kabur, luka yang sulit sembuh, sering mengalami infeksi, kulit gatal, dan munculnya sensasi kesemutan, perih, atau mati rasa.

CNN adalah evolusi dari *multilayer perceptron* (MLP) yang dirancang untuk pemrosesan data dua dimensi CNN adalah jenis jaringan saraf dalam yang terlibat karena kedalaman jaringan tinggi dan banyak digunakan untuk data gambar. Cara kerja CNN mirip dengan MLP, namun semua neuron terwakili dalam CNN menjadi bentuk dua dimensi, tidak seperti MLP, setiap neuron hanya satu dimensi.

MobileNetV3 adalah arsitektur CNN yang menggabungkan efisiensi dan peningkatan dari versi sebelumnya, *MobileNetV1* dan *MobileNetV2*. Pada *MobileNetV1*, fitur utama yang ditambahkan adalah pergeseran jarak jauh dan penggunaan normalisasi batch (A. G. Howard et al., 2017). kedua metode tersebut meningkatkan kinerja. Arsitektur ini menawarkan keunggulan karena memiliki akurasi yang tinggi dengan latensi yang rendah.

Input	Operator	exp size	#out	SE	NL	s
$224^2 \times 3$	conv2d	-	16	-	HS	2
$112^2 \times 16$	bneck, 3x3	16	16	-	RE	1
$112^2 \times 16$	bneck, 3x3	64	24	-	RE	2
$56^2 \times 24$	bneck, 3x3	72	24	-	RE	1
$56^2 \times 24$	bneck, 5x5	72	40	✓	RE	2
$28^2 \times 40$	bneck, 5x5	120	40	✓	RE	1
$28^2 \times 40$	bneck, 5x5	120	40	✓	RE	1
$28^2 \times 40$	bneck, 3x3	240	80	-	HS	2
$14^2 \times 80$	bneck, 3x3	200	80	-	HS	1
$14^2 \times 80$	bneck, 3x3	184	80	-	HS	1
$14^2 \times 80$	bneck, 3x3	184	80	-	HS	1
$14^2 \times 80$	bneck, 3x3	480	112	✓	HS	1
$14^2 \times 112$	bneck, 3x3	672	112	✓	HS	1
$14^2 \times 112$	bneck, 5x5	672	160	✓	HS	2
$7^2 \times 160$	bneck, 5x5	960	160	✓	HS	1
$7^2 \times 160$	bneck, 5x5	960	160	✓	HS	1
$7^2 \times 160$	conv2d, 1x1	-	960	-	HS	1
$7^2 \times 960$	pool, 7x7	-	-	-	-	1
$1^2 \times 960$	conv2d 1x1, NBN	-	1280	-	HS	1
$1^2 \times 1280$	conv2d 1x1, NBN	-	k	-	-	1

Gambar 1. Arsitektur MobileNet-V3 Large

Input	Operator	exp size	#out	SE	NL	s
$224^2 \times 3$	conv2d, 3x3	-	16	-	HS	2
$112^2 \times 16$	bneck, 3x3	16	16	✓	RE	2
$56^2 \times 16$	bneck, 3x3	72	24	-	RE	2
$28^2 \times 24$	bneck, 3x3	88	24	-	RE	1
$28^2 \times 24$	bneck, 5x5	96	40	✓	HS	2
$14^2 \times 40$	bneck, 5x5	240	40	✓	HS	1
$14^2 \times 40$	bneck, 5x5	240	40	✓	HS	1
$14^2 \times 40$	bneck, 5x5	120	48	✓	HS	1
$14^2 \times 48$	bneck, 5x5	144	48	✓	HS	1
$14^2 \times 48$	bneck, 5x5	288	96	✓	HS	2
$7^2 \times 96$	bneck, 5x5	576	96	✓	HS	1
$7^2 \times 96$	bneck, 5x5	576	96	✓	HS	1
$7^2 \times 96$	conv2d, 1x1	-	576	✓	HS	1
$7^2 \times 576$	pool, 7x7	-	-	-	-	1
$1^2 \times 576$	conv2d 1x1, NBN	-	1280	-	HS	1
$1^2 \times 1280$	conv2d 1x1, NBN	-	k	-	-	1

Gambar 2. Arsitektur MobileNet-V3 Small

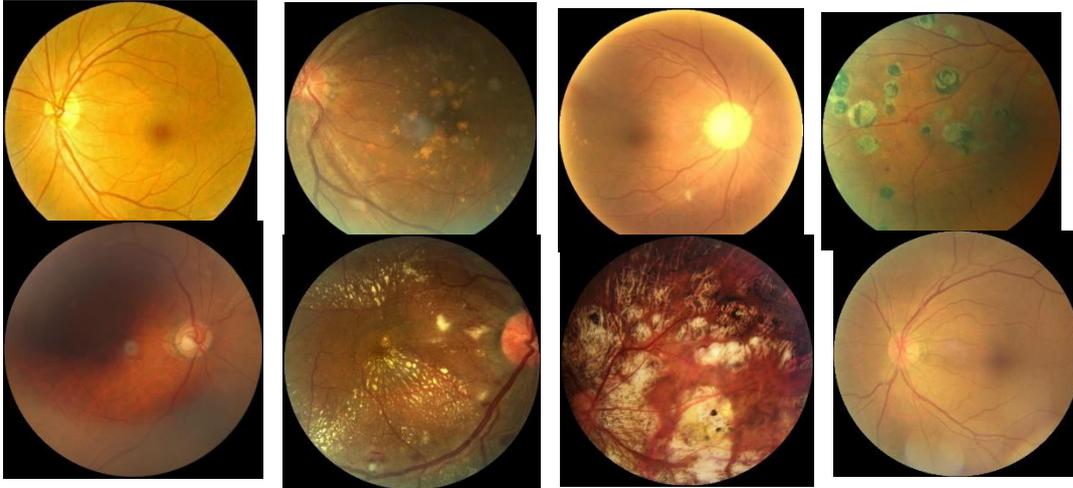
METODE PENELITIAN

Pengumpulan Dataset

Dalam dunia ilmiah dan teknologi, data adalah informasi atau fakta yang dikumpulkan atau direkam, yang dapat dianalisis, ditafsirkan, atau digunakan untuk membuat keputusan. Dalam ilmu komputer dan pembelajaran mesin, data adalah bahan mentah yang digunakan untuk menguji algoritma, melatih model komputer, atau mendukung pengambilan keputusan. Data primer dan data sekunder adalah dua jenis kumpulan data yang digunakan dalam penelitian ini. Data primer berasal dari objek yang diteliti secara langsung, sedangkan data sekunder berasal dari sumber lain yang telah digunakan sebelumnya. Data sekunder diambil dari website dataset Kaggle.

Populasi yang digunakan dalam penelitian ini berbentuk sebuah objek citra mata. Sedangkan sampel yang digunakan berupa dataset yang dibagi menjadi 8 jenis penyakit kronis

, masing-masing penyakit memiliki beragam data latih dan uji citra dimulai dari 10% sampai 40% setiap jenis total dari semua dataset adalah 2000 citra penyakit kronis melalui mata.



Gambar 3. Contoh Gambar Penyakit Kronis Melalui Citra Mata

Prerancangan Model

Berikut ini adalah flowchart perancangan model menggunakan diagram alur. Diagram alur adalah grafik yang berisi berbagai struktur, termasuk loop, seleksi, dan lain-lain yang berbeda dari teks, hubungan antar node pada diagram alir (flowchart) beragam sesuai kebutuhan program yang akan dibangun pada penelitian dan dapat dilihat pada gambar 4 sebagai berikut.



Gambar 4. Flowchart Model Perancangan

Perancangan model program yang dilakukan adalah memasukkan dataset yang digunakan, lalu dilanjutkan dengan proses pre-processing, mengimplementasikan kedalam algoritma *Convolutional Neural Network* dengan model arsitektur *MobileNet-V3* yang telah disusun, melakukan pengujian, menampilkan hasil pengujian (data latih, data validasi, dan data tes), dan terakhir adalah menampilkan hasil klasifikasi. Pada tahapan ini harus dilakukan secara berurutan, agar programnya bisa berjalan.

Preprocessing

Mengolah data awal agar siap digunakan pada model klasifikasi dikenal sebagai tahap persiapan data, juga dikenal sebagai preprocessing data. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah mengubah ukuran gambar menjadi 224 x 224 piksel, yang merupakan ukuran standar gambar yang dimasukkan ke dalam Arsitektur MobileNet-V3. Ini memastikan bahwa semua gambar memiliki ukuran yang sama. Dataset kemudian dibagi menjadi delapan bagian untuk dimasukkan ke dalam model klasifikasi. 75% dari data ini digunakan untuk melatih model klasifikasi, 25% digunakan untuk memvalidasi model klasifikasi untuk mencegah overfitting, dan 25% digunakan untuk menguji ketepatan model klasifikasi

Split Dataset

Setelah menyelesaikan langkah preprocessing, langkah selanjutnya adalah membagi data menjadi training dan test set dengan rasio yang telah ditentukan berdasarkan skenario saat ini. Hasil yang diperoleh pada langkah preprocessing akan dimasukkan ke dalam variabel. Variabel x merepresentasikan data citra, sedangkan variabel y merepresentasikan data label. Dataset dibagi menjadi dua set, yaitu *train set* dan *validation set*. Set pelatihan adalah data yang digunakan untuk melatih model yang dihasilkan. *Validation set* adalah data yang digunakan untuk mengevaluasi model pengujian model yang sudah dilatih pada *train set*.

Tahap Klasifikasi

Proses klasifikasi gambar dilakukan menggunakan arsitektur MobileNet-V3 dan teknik transfer learning. Teknik ini dapat memecahkan masalah keterbatasan data dengan melatih model pada dataset kecil dengan pre-trained. Proses ini terdiri dari dua langkah: ekstraksi fitur dan klasifikasi gambar. Langkah pertama menggunakan MobileNet-V3, yang telah dilatih sebelumnya sebagai ekstraktor fitur oleh ImageNet. Selanjutnya, gunakan lapisan konvolusi 1x1 Global Average Pooling dan lapisan Dense dengan aktivasi Softmax untuk proses klasifikasi.

1. Memasukkan citra input dengan resolusi 224x224 pada arsitektur *MobileNetV3*. Resolusi ini merupakan resolusi standar dari arsitektur *MobileNetV3*. Setiap baris menjelaskan 1 urutan atau lebih lapisan identik yang diulang sebanyak (n) kali. Lapisan pertama dari setiap urutan memiliki langkah (s).
2. Pada Linear Residual Block (Bottleneck) terdiri dari 3 lapisan Konvolusi yaitu Expansion Layer, Depthwise Convolution dan Projection Layer. Ekspansi layer merupakan konvolusi 1x1 yang bertujuan untuk memperluas jumlah saluran data sebelum masuk ke depthwise convolution sehingga ekspansi layer memiliki lebih banyak saluran keluaran (c) daripada saluran masukan, seberapa banyak data yang diperluas diberikan oleh factor ekspansi (t) dan factor ekspansi (t) memiliki default 6. Depthwise convolution melakukan penyaringan apapun yang penting pada tahap jaringan ini. Lapisan Projection mengembalikan data menjadi semula atau lebih kecil.
3. Resolusi Output dari jaringan dasar berupa citra 7x7x1280. Ukuran citra ini akan masuk ke dalam Pengklasifikasian pertama menggunakan Global Average Pooling untuk mengurangi ukuran dari 7x7 menjadi 1x1.

Training

Proses pelatihan kumpulan data dilakukan dengan mengkompilasi model dan membuat model dengan augmentasi data gambar; ini adalah proses mengubah gambar asli dalam bentuk standar sehingga bentuk dan posisinya berubah. Tujuan augmentasi data adalah untuk memberi mesin kemampuan untuk mempelajari dan memahami berbagai gambar sekaligus memanfaatkannya untuk memperbanyak data. Kebanyakan kali, kinerja model ditingkatkan dengan sukses dengan penggunaan augmentasi data. Peningkatan ini adalah hasil dari kemampuan mesin untuk mengenali lebih banyak objek dari berbagai bentuk dan pola jenisnya.

Testing

Untuk mengetahui nilai keakuratan dari model yang sudah kita training dilakukan proses *testing*. Dengan menggunakan fungsi *predict* generator dan gambar sebagai parameter yang diuji akan diperoleh hasil klasifikasi atau validasi data yang berupa angka *class label*. Untuk akurasi *train*, *validation*, dan *testing*, digunakan fungsi model *evaluate*.

Klasifikasi Nilai dengan Confusion Matrix

Melakukan klasifikasi hasil testing pada model dengan menggunakan confusion matrix, dari confusion matrix ini akan diketahui nilai precision, recall, f1-score, dan akurasi dari setiap scenario. Hasil dari nilai akurasi berguna untuk mengetahui seberapa baik model untuk

mengklasifikasikan data yang baru sedangkan f1-score digunakan untuk menggambarkan nilai keseimbangan dari nilai recall dan precision.

Tabel 1. Confusion Matrix

	Actual Values Positive	Actual Values Negative
Predicted Values Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)
Predicted Values Negative	True Negative (TN)	False Negative (FN)

Berdasarkan Tabel 1 terdapat 4 istilah dalam confusion matrix yaitu true positive (TP) dimana data positif diprediksi sebagai data positif, false positive (FP) sebagai data negatif yang diprediksi sebagai data positif, false negative (FN) sebagai data positif yang diprediksi sebagai data negatif dan true negative (TN) sebagai data negatif yang diprediksi sebagai data negatif.

Untuk menghitung Performance Metrics digunakan Confusion Matrix. Performance Metrics ini digunakan sebagai alat untuk mengukur kinerja model yang telah dibuat. Tingkat keakuratan model dalam memprediksi nilai yang benar, atau hasil dari perhitungan antara nilai data positif. Accuracy adalah perhitungan antara jumlah data yang diprediksi benar dan total semua data. Precision adalah tingkat keakuratan model dalam memprediksi nilai yang benar, atau hasil dari perhitungan antara nilai data positif, f1-score, atau f-value adalah hasil dari kombinasi perhitungan precision dan recall .

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} * 100\%$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} * 100\%$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} * 100\%$$

F1 –

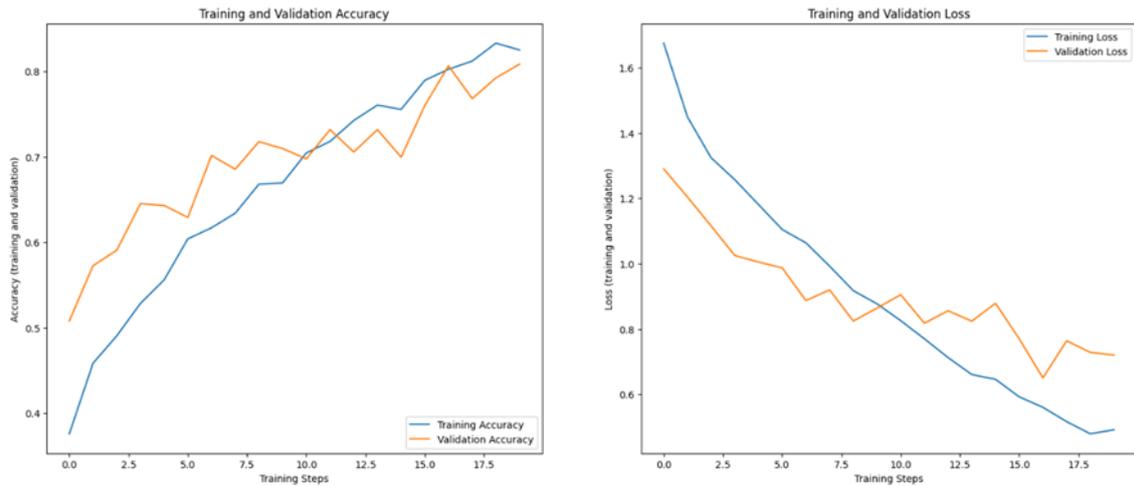
$$\text{score} = 2 \times \frac{\text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} * 100\%$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Training dan Validasi

Tabel 2. Hasil Training dan Validation

Nama Model	Epoch	Waktu Proses	Loss	Training Accuracy	Validation Accuracy
<i>MobileNet-V3 Small</i>	20	10 Menit	0.4913	82,5%	80,85%



Gambar 5. Hasil Training dan Validation

Gambar 5 akurasi *Epoch 20* pada hasil latih *MobileNet V3 Small* tersebut memperlihatkan kondisi kurva akurasi model. Pada *epoch* terakhir yaitu *epoch 20* diperoleh nilai *accuracy* 0.825 (82,5%) dan *validation accuracy* sebanyak 0.8085 (80,85%). Pada nilai *loss* mengalami penurunan yang cukup signifikan dari *loss train* dari *epoch* pertama 0.5615 (56.1%) sampai *epoch 20* sebanyak 0.4257 (42.5%), sedangkan pada *validation loss* dari 0.6207 (62.1%) sampai *epoch 20* sebanyak 0.4079 (40.1%).

Hasil Counfion Matrix

Tabel 3. Hasil Confusion Matrix

	Abnormalities	Age	Cataract	Diabetes	Glucoma	Hypertension	Myopia	Normal
Abnormalites	17	0	0	4	0	3	0	1
Age	5	17	1	1	1	0	0	0
Cataract	1	2	40	3	1	0	0	3
Diabetes	3	2	0	38	2	2	0	3
Glucoma	3	0	2	3	58	0	2	7
Hypertension	0	0	0	0	2	73	0	0
Myopia	1	0	0	0	0	0	99	0
Normal	9	3	0	18	6	3	0	61

Pada Tabel 3 menunjukan data uji mana yang benar menjadi TP dan TN dan data uji yang salah menjadi FP dan FN. Untuk mengetahui Nilai *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Accuracy*, melalui perhitungan berikut ini :

1. Precision

$$\text{Abnormalities} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{17}{17+(5+1+3+3+1+9)} = 0.44$$

$$\text{Age Macular} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{17}{17+(3+3+2)} = 0.71$$

$$\text{Cataract} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{40}{40+(1+2)} = 0.93$$

$$\text{Diabetes} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{38}{38+(18+4+1+3+3)} = 0.57$$

$$\text{Glucoma} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{58}{58+(1+1+2+2+6)} = 0.83$$

$$\text{Hypertension} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{73}{73+(3+2+3)} = 0.90$$

$$\text{Myopia} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{99}{99+1} = 0.99$$

$$\text{Normal} = \frac{TP}{TP+FP} = \frac{61}{61+(1+3+3+7)} = 0.81$$

2. Recall

$$\text{Abnormalities} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{17}{17+(4+3+1)} = 0.68$$

$$\text{Age Macular} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{17}{17+(5+1+1+1)} = 0.68$$

$$\text{Cataract} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{40}{40+(1+2+3+1+3)} = 0.80$$

$$\text{Diabetes} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{38}{38+(3+2+2+2+3)} = 0.76$$

$$\text{Glucoma} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{58}{58+(3+2+3+2+7)} = 0.77$$

$$\text{Hypertension} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{73}{73+2} = 0.97$$

$$\text{Myopia} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{99}{99+2} = 0.99$$

$$\text{Normal} = \frac{TP}{TP+FN} = \frac{61}{61+(1+3+3+7)} = 0.61$$

3. F1-Score

$$\text{Abnormalities} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} = \frac{2 \times 0.44 \times 0.68}{0.44 + 0.68} = 0.53 = 53\%$$

$$\text{Age Macular} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} = \frac{2 \times 0.71 \times 0.68}{0.71 + 0.68} = 0.69 = 69 \%$$

$$\text{Cataract} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} = \frac{2 \times 0.93 \times 0.80}{0.93 + 0.80} = 0.86 = 86\%$$

$$\text{Diabetes} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} = \frac{2 \times 0.57 \times 0.76}{0.57 + 0.76} = 0.65 = 65\%$$

$$\text{Glucoma} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} = \frac{2 \times 0.83 \times 0.77}{0.83 + 0.77} = 0.80 = 80\%$$

$$\text{Hypertension} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} = \frac{2 \times 0.90 \times 0.97}{0.90 + 0.99} = 0.94 = 94\%$$

$$\text{Myopia} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} = \frac{2 \times 0.98 \times 0.99}{0.98 + 0.99} = 0.99 = 99\%$$

$$\text{Normal} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} = \frac{2 \times 0.61 \times 0.81}{0.61 + 0.81} = 0.70 = 70\%$$

4. Total Accuracy

$$\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} = \frac{405}{500} \times 100\% = 81\%$$

KESIMPULAN DAN SARAN

Penerapan Algoritma *MobileNet-V3* dalam penelitian ini cukup efisien, dataset awal yang memiliki 500x500 pixel di rubah menjadi 224x224 pixel, setelah mendapat pixel yang sesuai dataset akan diproses menjadi nilai matrix untuk ditraining dan diuji. Data yang diuji akan dicocokkan dengan nilai matrix (*Class,x,y,bacth Size*) dalam data train. Hasilkan proses training dan validasi akan mendapat *True Positive(TP)*, *True Negative(TN)*, *False*

Positive(FP), dan *False Negative(FN)*, nilai tersebut yang digunakan menghitung *Precision*, *recall*, *f1-score*, dan *accuracy*. Nilai akurasi yang didapat dalam penelitian ini mencapai 81%.

Adapun saran, diharap meningkatkan jumlah dataset untuk mendapat nilai akurasi yang lebih baik, serta dataset citra penyakit kronis lainnya agar mendapat beragam nilai dan keakuarat bervariasi.

DAFTAR REFERENSI

- Agarwal, M., Gupta, S. K., & Biswas, K. K. (2020). Development of efficient CNN model for tomato crop disease identification. *Sustainable Computing: Informatics and Systems*, 28, 100407.
- Cahya, F. N., Hardi, N., Riana, D., & Hadiyanti, S. (2021). Klasifikasi penyakit mata menggunakan convolutional neural network (CNN). *Sistemasi*, 10(3), 618. <https://doi.org/10.32520/stmsi.v10i3.1248>
- Chu, X., Zhang, B., & Xu, R. (2020). MOGA: Searching beyond MobileNetV3. *ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 4042–4046.
- Fadli, R. (2022). Katarak. Halodoc. <https://www.halodoc.com/kesehatan/katarak>
- Fadli, R. (2022). Degenerasi makula. Halodoc. <https://www.halodoc.com/kesehatan/degenerasi-makula>
- Fadli, R. (n.d.). Hipertensi. Halodoc. <https://www.halodoc.com/kesehatan/hipertensi>
- Fahmi, H. (2019). Sistem pakar mendiagnosa penyakit mata katarak dengan metode certainty factor berbasis web. *Matics*, 11(1), 27. <https://doi.org/10.18860/mat.v11i1.7673>
- Howard, A. G., Zhu, M., Chen, B., Kalenichenko, D., Wang, W., Weyand, T., Andreetto, M., & Adam, H. (2017). MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. *ArXiv Preprint ArXiv:1704.04861*.
- Howard, A., Sandler, M., Chu, G., Chen, L.-C., Chen, B., Tan, M., Wang, W., Zhu, Y., Pang, R., & Vasudevan, V. (2019). Searching for MobileNetV3. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 1314–1324.
- Lestari, Z., Zulkarnain, & Sijid, S. A. (2021). Diabetes melitus: Review etiologi, patofisiologi, gejala, penyebab, cara pemeriksaan, cara pengobatan dan cara pencegahan. *UIN Alauddin Makassar*, November, 237–241.
- Mustofa, A., Ulfa, N. M., & Suryandari, M. (2018). Profil persepan penyakit mata glaukoma pada pasien BPJS rawat jalan (Studi dilaksanakan di RS Mata Masyarakat Jawa Timur periode Januari - Desember 2015). *Journal of Pharmacy and Science*, 1(1), 27–33. <https://doi.org/10.53342/pharmasci.v1i1.57>

- Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. (2018). MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.
- Suyuti, M. (2023). Pengembangan model klasifikasi mata tertutup dan terbuka dalam identifikasi kelelahan menggunakan arsitektur Mobile CNN.
- Winnarto, M. N., Mailasari, M., & Purnamawati, A. (2022). Klasifikasi jenis tumor otak menggunakan arsitektur MobileNet V2. *Jurnal SIMETRIS*, 13(2), 1–12.