

Deteksi Penyakit Katarak pada Citra Mata Manusia Menggunakan Metode ResNet-50

Rifki Fajar Nugraha*¹, Reni Rahmadewi²

^{1,2}Teknik Elektro, Universitas Singaperbangsa Karawang, Karawang, 41361, Indonesia

Corresponding Author: 2110631160020@student.unsika.ac.id

Riwayat Artikel

Diserahkan: 6 Mei 2025

Direvisi: 30 Mei 2025

Diterima: 30 Mei 2025

Dipublikasi: 31 Mei 2025

Abstrak

Katarak merupakan penyebab utama kebutaan yang membutuhkan diagnosis cepat dan akurat untuk mencegah penurunan kualitas penglihatan yang lebih parah. Namun, metode pemeriksaan konvensional seringkali memerlukan waktu lama dan keahlian khusus, sehingga sulit diakses secara luas. Seiring dengan perkembangan teknologi, pengolahan citra digital menawarkan solusi untuk mendeteksi katarak secara lebih efisien. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem identifikasi katarak berbasis image processing dengan menggunakan pendekatan deep learning melalui arsitektur ResNet-50 untuk pengenalan pola pada citra mata. Proses penelitian meliputi transformasi matriks citra dan kompresi file guna meningkatkan efisiensi pengolahan data. Dataset citra mata digunakan sebagai data pelatihan dan pengujian dalam proses klasifikasi menggunakan parameter orde satu dan 100 *epoch*. Hasil pengujian menunjukkan sistem mampu mengidentifikasi katarak dengan akurasi sebesar 95,7% dan waktu komputasi terbaik 1,888 detik, menggunakan 400 data pelatihan dan 381 data validasi. Simulasi perangkat lunak yang dihasilkan dapat menjadi alat bantu diagnosis awal katarak berbasis citra digital, yang diharapkan mampu mendukung tenaga medis dalam memberikan penanganan lebih cepat dan memperluas akses layanan kesehatan mata.

Kata kunci: Citra Digital, Image Processing dan Klasifikasi Mata Katarak

Abstract

Cataract is a leading cause of blindness that requires quick and accurate diagnosis to prevent further deterioration in vision quality. However, conventional examination methods often require a long time and specialized expertise, making them difficult to access widely. Along with technological developments, digital image processing offers a solution to detect cataracts more efficiently. This research aims to develop an image processing-based cataract identification system using a deep learning approach through the ResNet-50 architecture for pattern recognition in eye images. The research process includes image matrix transformation and file compression to improve data processing efficiency. Eye image datasets are used as training and testing data in the classification process using first-order parameters and 100 epochs. Test results showed the system was able to identify cataracts with an accuracy of 95.7% and the best computation time of 1.888 seconds, using 400 training data and

381 validation data. The resulting software simulation can be a digital image-based cataract early diagnosis tool, which is expected to support medical personnel in providing faster treatment and expanding access to eye health services.

Keywords: *Digital Image, Image Processing, and Cataract Eye Classification*

1. Pendahuluan

Katarak adalah salah satu masalah kesehatan mata yang paling banyak ditemui, terutama pada kelompok usia 40 hingga 50 tahun. Diperkirakan lebih dari 2 juta orang setiap tahunnya membutuhkan operasi katarak akibat gangguan penglihatan ini. Menurut Organisasi Kesehatan Dunia (WHO), sekitar 2,2 miliar orang di seluruh dunia mengalami kebutaan dan gangguan penglihatan, di mana lebih dari 50% kasus kebutaan tersebut disebabkan oleh katarak. Saat ini, sekitar 20 juta orang mengalami kebutaan karena penyakit ini, dan jumlah tersebut diperkirakan akan meningkat hingga 40 juta orang pada tahun 2025. Katarak sendiri merupakan kondisi di mana lensa mata menjadi keruh sehingga menurunkan kualitas penglihatan, dan prevalensinya bertambah seiring bertambahnya usia [1].

Menurut data Riskesdas, katarak menjadi masalah kesehatan yang harus menjadi prioritas penanganan oleh pemerintah. Diperkirakan, setiap tahun terdapat kasus baru (insidens) katarak sebesar 0,1% per tahun, yang berarti sekitar satu orang dari setiap 1.000 penduduk mengalami katarak baru setiap tahunnya, atau sekitar 250.000 kasus baru setiap tahun di Indonesia. Selain itu, penduduk Indonesia cenderung mengalami katarak sekitar 15 tahun lebih dini dibandingkan dengan penduduk yang tinggal di wilayah subtropic [2].

Katarak adalah salah satu penyebab kebutaan paling utama di dunia, termasuk di Indonesia. Di antara berbagai faktor yang berkontribusi pada tingginya prevalensi katarak di Indonesia adalah usia, pola hidup, serta kondisi lingkungan. Pada

kelompok usia di atas 50 tahun, katarak yang tidak mendapatkan tindakan operasi menjadi penyebab utama kebutaan dan gangguan penglihatan, dengan proporsi mencapai 77,7% di kalangan penduduk tersebut [3]. Berdasarkan data Kementerian Kesehatan Republik Indonesia tahun 2018 di Provinsi Nusa Tenggara Timur (NTT) jumlah penderita penyakit mata katarak berjumlah 12 ribu. Jumlah dokter spesialis mata di rumah sakit W.Z. Yohannes Kupang pada tahun 2023 sebanyak 3 orang. Dengan jam kerja yang terbatas, proses konsultasi antara pasien dan dokter menjadi tidak maksimal karena pasien harus menunggu lama untuk dapat melakukan konsultasi [4]. Deteksi dan pengobatan dini dapat mengurangi penderitaan pasien katarak dan mencegah transisi dari gangguan penglihatan menjadi kebutaan. Oleh karena itu, sangat penting bagi dokter mata yang berpengalaman untuk mendiagnosis katarak dengan benar [5].

Secara klinis, penilaian katarak dilakukan dengan membandingkan input dengan katarak yang diidentifikasi secara real time dengan tingkat keparahan katarak yang berbeda. Akuisisi citra yang mudah dan hemat biaya dan evaluasi keparahan katarak sangat dibutuhkan. Deteksi dan penilaian katarak berdasarkan citra fundus retina akan memudahkan diagnosis dan menghindari penundaan pengobatan bagi pasien di daerah yang kurang berkembang. Sebagian besar metode yang diusulkan membutuhkan lebih banyak penyimpanan selama pelatihan dan implementasi jaringan [6].

Penelitian terbaru dalam deteksi penyakit katarak pada citra mata manusia telah mengadopsi berbagai metode deep learning

yang mampu meningkatkan akurasi dan efisiensi diagnosis. Salah satu metode yang populer adalah arsitektur ResNet-50, yang menggunakan konsep shortcut connections untuk mengatasi permasalahan vanishing gradient pada jaringan saraf dalam sehingga dapat meningkatkan performa klasifikasi citra mata dengan akurasi mencapai 95,7%. Pendekatan ini melibatkan transformasi matriks citra dan pemrosesan menggunakan convolution layer yang mendukung ekstraksi fitur penting dari gambar mata. Selain itu, perkembangan algoritma deteksi objek real-time seperti YOLOv5 juga menawarkan keunggulan dalam hal kecepatan dan kemampuan deteksi dengan presisi tinggi (F1-Score 0,86), serta waktu proses yang sangat singkat (sekitar 0,037 detik per citra). YOLOv5 menggunakan arsitektur modern dengan Cross-Stage Partial Network (CSP) dan Spatial Pyramid Pooling (SPP) yang memungkinkan model mengekstrak fitur secara efektif dari berbagai ukuran citra sehingga sangat cocok untuk aplikasi real-time dalam diagnosis katarak. Dengan demikian, baik metode ResNet-50 maupun YOLOv5 memberikan kontribusi signifikan dalam pengembangan sistem deteksi penyakit katarak berbasis citra digital, masing-masing dengan fokus pada akurasi tinggi dan efisiensi waktu proses [7].

Meskipun kedua metode tersebut menunjukkan hasil yang menjanjikan, terdapat beberapa kesenjangan penelitian yang perlu mendapat perhatian. Pada metode ResNet-50, kendala utama terletak pada waktu komputasi yang relatif lama sehingga kurang cocok untuk aplikasi real-time, serta keterbatasan penggunaan dataset yang masih kecil dan kurang beragam secara klinis. Sementara itu, metode YOLOv5 yang mampu bekerja secara real-time dengan efisiensi tinggi masih membutuhkan validasi lebih lanjut pada dataset citra mata katarak yang lebih representatif dan beragam, terutama data asli dari pasien riil.

Selain itu, perbandingan sistematis antara metode ResNet-50 dan YOLOv5 secara empiris masih minim, sehingga belum memberikan gambaran jelas mengenai keunggulan relatif keduanya dalam konteks diagnostik katarak. Oleh karena itu, penelitian selanjutnya sebaiknya mengembangkan optimasi model yang menggabungkan keunggulan akurasi dan kecepatan, serta memperluas dataset yang mencakup variasi kondisi klinis lebih lengkap, guna meningkatkan keandalan dan aplikasi praktis sistem deteksi katarak berbasis pengolahan citra digital.

Gangguan penglihatan, yang secara signifikan memengaruhi kualitas hidup, berdampak buruk pada semua area tempat tinggal. Dalam beberapa tahun terakhir, peningkatan penggunaan perangkat teknologi telah meningkatkan gangguan penglihatan secara proporsional. Mengenai usia timbulnya penyakit penglihatan, penyakit ini sudah mulai terlihat pada usia yang sangat muda. Menurut WHO, setidaknya 450 juta anak di seluruh dunia memiliki masalah penglihatan yang membutuhkan diagnosis [8].

Katarak dapat dikategorikan ke dalam tiga kelompok utama berdasarkan lokasi dan area di mana katarak berkembang: *Nuclear Cataract*, *Cortical Cataract*, dan *Posterior Sub Capsular (PSC) Cataract* [9]. Algoritme pemrosesan gambar dan pembelajaran mesin telah dikembangkan untuk mendeteksi penyakit mata dengan menganalisis fitur gambar mata. Selain itu, analisis gambar telah diusulkan untuk sistem diagnostik mata terkomputerisasi yang dapat digunakan dalam diagnosis beberapa penyakit umum seperti retinopati diabetik, keratoconus, atau glaucoma [10].

Indonesia sebagai sebuah negara berkembang memiliki jumlah dokter mata dan fasilitas yang terbatas. Beberapa peneliti mengembangkan aplikasi pendeteksi katarak berdasarkan pengolahan citra digital seperti dalam penelitian Image Processing dalam hal ini dapat membantu

dalam mempercepat proses identifikasi mata katarak. Penulis akan membuat suatu rancangan simulasi perangkat lunak operasi matematika untuk memproses foto dari cetakan sebuah mata agar dapat teridentifikasi bentuk mata normal dan katarak.

2. Metode

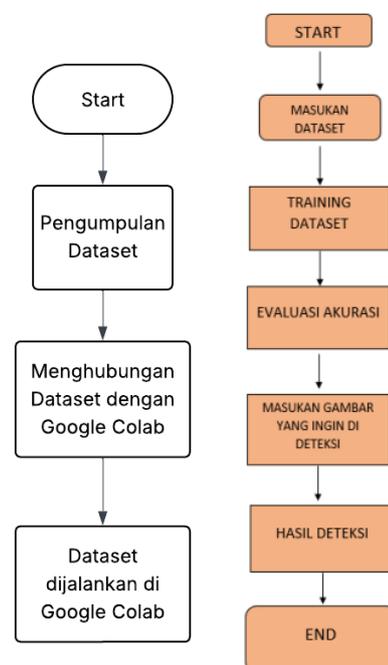
Dalam penelitian ini, metode yang digunakan meliputi *Categorical Cross-Entropy Loss*, *Convolution Layer*, serta pemanfaatan platform Google Collaboratory. Untuk keperluan pelatihan model, peneliti menggunakan dataset citra mata yang diperoleh dari situs Kaggle.com, yang terdiri dari gambar mata dengan kondisi katarak dan normal. Dataset tersebut berjumlah total 781 citra, yang dibagi menjadi 400 citra untuk pelatihan (training) dan 381 citra untuk validasi (validation). Seluruh data disimpan secara terorganisir di folder Google Drive peneliti untuk memudahkan pengelolaan selama proses pelatihan dan pengujian model.

Setiap citra telah diberi label dengan klasifikasi kondisi mata, yaitu katarak atau normal, sesuai dengan metadata dari sumber dataset Kaggle. Proses pelabelan tersebut dilakukan oleh penyedia dataset dan diverifikasi oleh peneliti untuk memastikan keakuratan label sebagai ground truth dalam pelatihan model. Ukuran gambar distandarisasi dan diproses terlebih dahulu untuk meningkatkan kualitas input, termasuk resizing citra ke ukuran 416x416 piksel dan augmentasi data untuk memperkaya variasi gambar serta mengurangi risiko *overfitting*.

Data citra yang telah dipersiapkan kemudian dianalisis menggunakan metode deep learning dengan arsitektur ResNet-50. Model dilatih dan divalidasi menggunakan Google Colaboratory dengan pemanfaatan GPU untuk mempercepat proses pelatihan. Dataset dibagi secara proporsional menjadi data training dan validation untuk menguji performa model secara optimal. validasi model dilakukan dengan

menggunakan 400 citra validasi yang berbeda dari data pelatihan. Model mencapai skor akurasi tertinggi sebesar 95,7% dan presisi sekitar 80% pada data validasi. Grafik recall versus precision memperlihatkan keseimbangan yang baik antara kemampuan model dalam mendeteksi citra positif dan meminimalkan kesalahan deteksi.

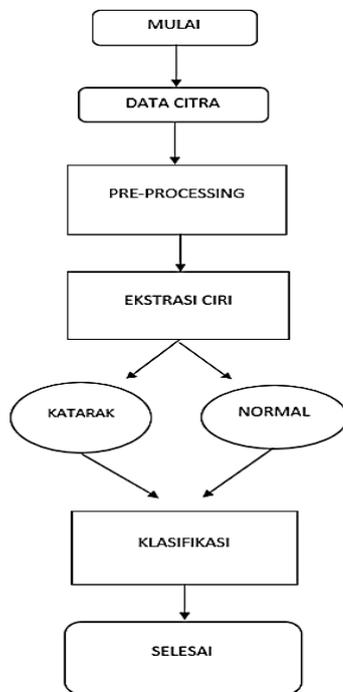
Tahap pelabelan merupakan proses pemberian label pada setiap gambar dalam dataset agar masing-masing citra memiliki nama yang sesuai. Dataset yang siap digunakan untuk proses pelatihan adalah dataset yang telah melalui tahapan ini dan sudah memiliki label pada setiap gambar. Objek yang berhasil terdeteksi akan ditampilkan melalui aplikasi khusus yang dirancang untuk menampilkan jumlah objek yang berhasil dikenali oleh sistem. Selain itu, sistem kontrol alat sepenuhnya akan dikembangkan melalui aplikasi yang dirancang menggunakan *Microsoft Visual Studio Code*.



Gambar 1. Kerangka Uji Sistem.

Pada Gambar 1 kerangka uji berwarna putih dilakukan pengujian menggunakan google colaboratory yang merupakan proses training dataset untuk tahap memasukan kumpulan citra image normal dan katarak yang di upload pada google drive yang dihubungkan dengan google

colaboratory. Kemudian diberikan label dan ditrainingkan menggunakan google collab dengan GPU 12 GB agar data bisa dilakukan dengan cepat, sesudah training data selesai. Kemudian pada kerangka uji berwarna jingga peneliti melakukan pengujian training dan listing secara bertahap menggunakan *Visual Studio Code*, untuk melakukan tahap selanjutnya yaitu pendeteksian objek dari mata normal dan katarak. Jika, objek yang ada sudah terdeteksi mata normal dan katarak yang ditraining maka proses training berhasil. Tahap selanjutnya adalah akurasi hasil training pada dataset karena objek yang stabil harus mempunyai nilai akurasi yang tinggi.



Gambar 2. Flowchart Program Python.

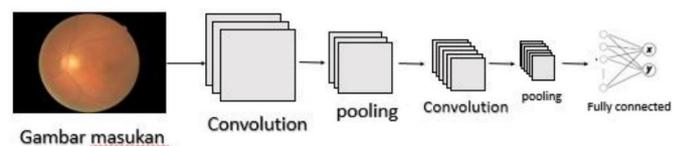
Flowchart pada Gambar 2 menunjukkan alur kerja sistem deteksi katarak menggunakan program Python berbasis pengolahan citra digital. Proses dimulai dari tahap "Mulai", dilanjutkan dengan pengambilan data citra mata yang akan dianalisis. Selanjutnya, citra tersebut masuk ke tahap pre-processing, yang bertujuan untuk meningkatkan kualitas gambar dan menghilangkan gangguan, seperti noise atau pencahayaan yang tidak merata. Setelah itu, dilakukan ekstraksi ciri, yaitu proses

pengambilan fitur penting dari citra mata yang dapat membedakan antara mata yang normal dan mata yang mengalami katarak.

Ciri-ciri yang telah diekstrak kemudian dianalisis untuk menentukan apakah citra tergolong sebagai "Katarak" atau "Normal". Hasil dari kedua kondisi ini selanjutnya dikirim ke tahap klasifikasi, di mana algoritma klasifikasi seperti CNN, SVM, atau lainnya akan memproses data dan memberikan hasil akhir berupa label diagnosis. Proses berakhir pada tahap "Selesai", di mana hasil klasifikasi dapat ditampilkan atau disimpan sebagai keluaran program. Flowchart ini mencerminkan struktur logis yang umum digunakan dalam sistem deteksi penyakit berbasis citra digital.

2.1. ResNet-50

ResNet-50 adalah salah satu arsitektur dari Convolutional Neural Network (CNN) yang memperkenalkan konsep inovatif bernama *shortcut connections*. Kehadiran *shortcut connections* dalam arsitektur ResNet-50 berkaitan erat dengan permasalahan *vanishing gradient* yang sering muncul ketika struktur jaringan diperluas dengan menambahkan banyak lapisan. Meskipun memperdalam jaringan bertujuan untuk meningkatkan kinerjanya, hal ini tidak dapat dilakukan hanya dengan menambah jumlah layer secara terus-menerus. Semakin dalam jaringan tersebut, risiko terjadinya *vanishing gradient* semakin besar, yang dapat menyebabkan nilai gradien menjadi sangat kecil sehingga berdampak pada penurunan akurasi dan performa model. [11].



Gambar 3. Arsitektur CNN Secara Umum.

2.2. Categorical Cross-Entropy Loss

Fungsi kerugian *cross-entropy* merupakan salah satu yang paling umum digunakan dalam

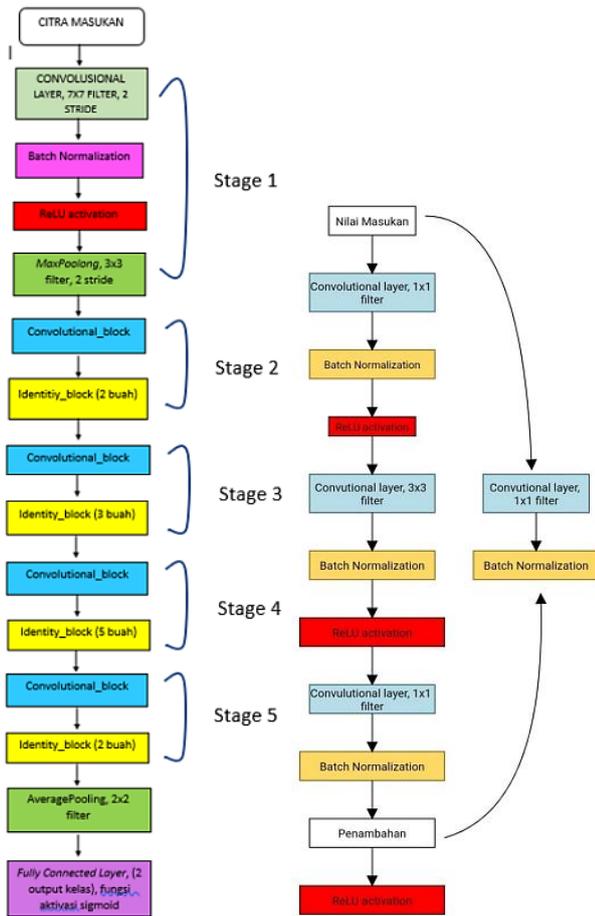
berbagai aplikasi. Fungsi ini setara dengan loss logistik yang diterapkan pada output dari jaringan saraf, terutama ketika fungsi aktivasi softmax digunakan. [12].

Dalam Categorical Cross-Entropy Loss ini digunakan dalam proses program label dalam menentukan klasifikasi data antara mata katarak (0) atau mata normal (1).

$$\text{logloss} = -\frac{1}{N} \sum_i \sum_j y_{ij} \log(p_{ij}) \tag{1}$$

- N adalah jumlah baris.
- M adalah jumlah kelas.

Nilai rata-rata negatif dari probabilitas terkoreksi yang peneliti hitung menjadi 0,214 yang merupakan kerugian *Log* atau entropi silang Biner peneliti untuk contoh khusus ini.



Gambar 4. Diagram Blok Arsitektur ResNet-50

Ketika observasi milik kelas 1 bagian pertama dari rumus diatas menjadi aktif dan bagian kedua menghilang dan sebaliknya dalam kasus

kelas observasi yang sebenarnya adalah 0. Ini adalah bagaimana kita menghitung *Binary cross-entropy*.

Fungsi cross entropy loss adalah fungsi optimasi yang digunakan dalam kasus pelatihan model klasifikasi yang mengklasifikasikan data dengan memprediksi probabilitas apakah data milik satu kelas atau kelas lain. Salah satu contoh dimana fungsi Cross entropy loss digunakan adalah Regresi Logistik. Berikut merupakan gambar dari fungsi *cross entropy loss*.

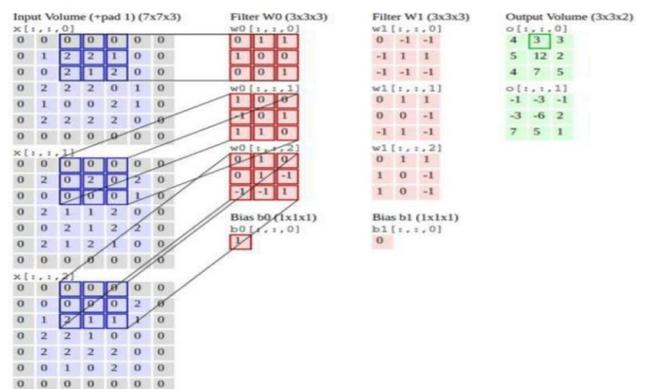
$$D(S,L) = - \sum_i L_i \log(S_i)$$

$D(S,L) \neq D(L,S)$

Gambar 5. Cross Entropy Loss

2.3. Convolution Layer

Pada citra yang memiliki fungsi dua dimensi, operasi *convolution* didefinisikan pada gambar 2. Konvolusi image dengan filter berbeda dapat melakukan operasi seperti deteksi tepi, buram dan penajaman citra dengan menerapkan filter. Sehingga *convolution* untuk (x,y) dapat didefinisikan sebagai berikut : (xy) = k1. (1,1) + k2. (2,1) + k3. (3,1) + k4. (1,2) + k5. (2,2) + k6. (3,2) + k7.(1,3) + k8. (2,3) + k9. (3,3). Operasi convolution dilakukan dengan menggeser *kernel convolution pixel per pixel/satu stride*. Hasil *convolution* di dalam matriks yang baru.



Gambar 6. Convolution Layer.

3. Hasil dan Pembahasan

Dalam menciptakan program pendeteksi mata katarak di penelitian ini, dataset berupa citra 2 dimensi dan membuat environment dalam laptop peneliti dengan nama environment “utsai”. Kemudian peneliti menginstal python, torch, opencv, torch vision dalam environment peneliti. Proses pelatihan dilakukan secara online menggunakan Google Collaboratory dan proses validasi model menggunakan laptop dengan spesifikasi intel core i3 dengan GPU berupa HD GFX 2000. Hasil output dari google colaboratory peneliti berupa model yang akan diteruskan ke Visual Studio Code untuk di testing. Hasil dari training dan testing peneliti dapat dilihat dalam paparan materi berikut.

3.1. Dataset

Dataset adalah proses pengumpulan citra berupa gambar atau *image* yang didapatkan dari kaggle.com. Penelitian ini menggunakan dataset sekunder. Peneliti mengambil 400 citra klasifikasi mata dan membaginya menjadi 300 citra yang akan digunakan untuk model mata normal dan 100 citra yang akan digunakan untuk model mata katarak.

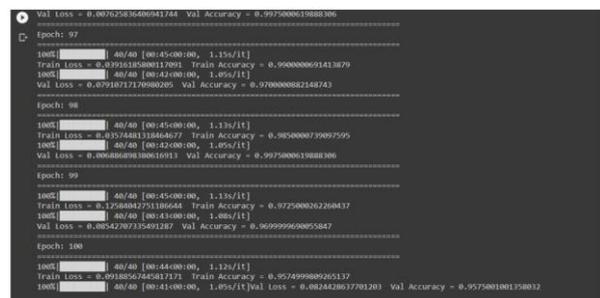
Masukan dataset merupakan tahap untuk memasukan kumpulan klasifikasi citra mata katarak dan normal yang diupload pada google collab. Tahap ini adalah tahap yang penting dikarenakan dataset harus benar-benar sedetail mungkin agar pendeteksian pada objek bisa stabil dan tingkat akurasi tinggi. Kemudian melakukan training menggunakan 400 gambar (100 gambar mata katarak, 400 gambar mata normal) dan testing sebanyak 20 gambar pada tiap klasifikasi (katarak dan normal). Tabel 1 memperlihatkan pembagian dataset.

Tabel 1. Dataset

Classes	Training	Validasi
Mata	400	381

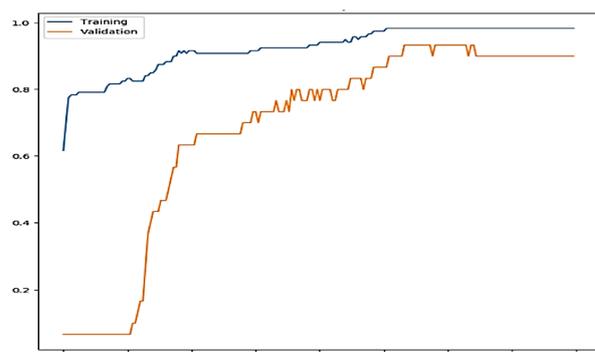
3.2. Training

Peneliti melakukan percobaan training menggunakan bantuan google colaboratory yang di mana hasil yang peneliti dapat dalam proses training dataset 400 buah gambar (100 gambar mata katarak, 100 gambar mata normal) yang kemudian peneliti gunakan 100 epoch yang masing-masing epoch terdiri dari 40 gambar pada setiap epochnya. Waktu yang peneliti perlukan dalam melakukan training dataset 100 epoch ini memerlukan 57 menit 12 detik. Pada Gambar 7. Memperlihatkan proses training dataset pada sistem deteksi mata katarak.



Gambar 7. Training Dataset, 100 Epoch.

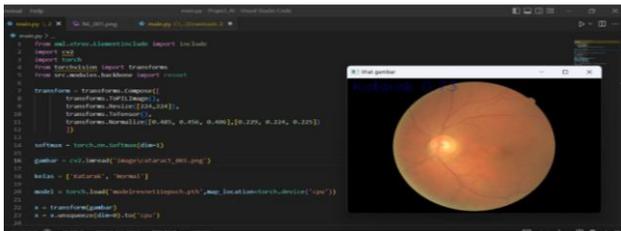
Pada pelatihan model di dalam projek ini, kita menggunakan proyeksi citra dua dimensi dalam 500 x 330 pixel. Jadi dalam program peneliti juga menggunakan pelatihan sebanyak 100 epochs dan batch size sebanyak 20 citra. Dari hasil pelatihan menggunakan metode yang peneliti usulkan, didapatkan skor Mean average Precision (MAP) tertinggi sebesar 0.855 pada epoch ke 50 dan skor MAP 0.920 pada epoch terakhir. Skor MAP pada tiap epoch divisualisasikan pada Gambar 8.



Gambar 8. MAP Training.

3.3. Testing

Program di bawah ini merupakan hasil dari testing dari proyek deteksi mata katarak dengan tingkat akurasi 0.73 menggunakan salah satu gambar katarak dalam dataset peneliti. Peneliti telah melakukan beberapa kali pengujian testing sebanyak kali, dengan 20 testing mata katarak dan 20 testing mata normal.



Gambar 9. MAP Testing.

3.4. Validasi

Setelah melewati proses *training & testing* model yang sudah di tes menggunakan Visual Code Studio yang digunakan dalam proses validasi dari model yang diusulkan. Peneliti menggunakan dataset validasi yaitu 400 gambar dan mendapatkan skor tertinggi yaitu 1 sebesar 0.957 dan presisi pada skor 0.8. Gambar 10 memperlihatkan grafik skor tertinggi dari validasi gambar yang digunakan.



Gambar 10. Recall vs Precision pada proses validasi

Setelah mendapatkan skor tertinggi dan nilai presisi skor Hasil dari proses validasi model yang peneliti usulkan dengan metode sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 2.

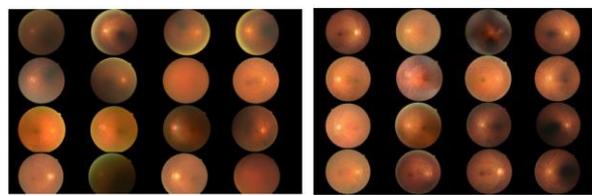
Tabel 2. Performa Model

Metode	Gambar	Akurasi
Google Colab	400	0.957
Visual Studio Code	40	0.8

Gambar 11 adalah gambar dari hasil dari hasil proses validasi dan akurasi yang berada pada nilai 0,957 atau 90% dengan menggunakan Google Collab.

```
0.03781173824390862, "train_acc": 0.9850000739097595, "val_loss": 0
"train_acc": 0.9950000047683716, "val_loss": 0.007847383630632976,
0.9399999785423279, "val_loss": 0.1759255907231144, "val_acc": 0.9
0.9774999618530273, "val_loss": 0.01374490806831412, "val_acc": 0.
0.9699999094009399, "val_loss": 0.02006621151958825, "val_acc": 0.9
0.987500011920929, "val_loss": 0.005224840232403949, "val_acc": 1.0
"val_loss": 0.009282089589804707, "val_acc": 0.9975000619888306, {
"val_loss": 0.002353071853463007, "val_acc": 1.0}, {"train_loss": 0
0.003094472776570689, "val_acc": 1.0}, {"train_loss": 0.04408723493
0.0030719482933363905, "val_acc": 1.0}, {"train_loss": 0.0159719125
0.007625836406941744, "val_acc": 0.9975000619888306}, {"train_loss":
0.07910717170980205, "val_acc": 0.9700000882148743}, {"train_loss":
0.006886898380616913, "val_acc": 0.9975000619888306}, {"train_loss":
0.08542707335491287, "val_acc": 0.96999990940055847}, {"train_loss":
0.0824428637701203, "val_acc": 0.9575001001358032}}]
```

Gambar 11. Visualisasi Validasi.



(A) (B)

Gambar 12. Citra mata digital (A). Katarak (B). Normal.

Gambar 12 merupakan citra mata digital gambar a menunjukkan hasil mata katarak dan gambar b menunjukkan mata normal. Gambar 12 inilah yang digunakan untuk *image processing* pengklasifasian dan menghasilkan output akurasi 90%. Image processing deteksi mata katarak pada manusia menggunakan metode ResNet-50 berjalan dengan lancar dan menghasilkan nilai akurasi yang cukup tinggi.

Berikut ini merupakan nilai akhir perhitungan validasi dari bagian akurasi yang dapat dihitung dengan Persamaan 2.

$$\begin{aligned}
 \text{Akurasi} &= \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN} \quad (2) \\
 &= \frac{0.94+0.0001}{0.0009+0.0821} \\
 &= 0.957 = 95.7\%
 \end{aligned}$$

Sehingga didapatkan hasil akurasi akhir sistem deteksi mata katarak adalah 95.7%.

Hasil pelatihan dan validasi model ResNet-50 menunjukkan tingkat akurasi yang tinggi

sebesar 95,7%, yang mengindikasikan kemampuan model dalam membedakan citra mata normal dan katarak dengan sangat baik. Angka ini sejalan dengan hasil penelitian terdahulu yang menggunakan metode *deep learning* untuk klasifikasi citra mata, namun dengan keunggulan penggunaan arsitektur ResNet-50 yang mampu mengatasi masalah *vanishing gradient* sehingga mendukung pelatihan jaringan yang lebih dalam dan kompleks.

Faktor utama yang memengaruhi keberhasilan model ini antara lain adalah kualitas dataset yang relatif baik serta penggunaan augmentasi data yang memperkaya variasi citra sehingga model lebih *robust* terhadap perubahan kondisi gambar. Namun, keterbatasan penelitian ini termasuk ukuran dataset yang masih terbatas dan ketergantungan pada data sekunder, yang dapat membatasi generalisasi model pada data citra mata yang lebih beragam di lapangan.

Oleh karena itu, penelitian selanjutnya direkomendasikan untuk memperluas dataset dengan citra yang lebih representatif dan mengeksplorasi metode optimasi lain guna meningkatkan akurasi serta mengurangi waktu komputasi, agar aplikasi praktis pada sistem deteksi katarak secara *real-time* dapat lebih optimal dan dapat diandalkan di lingkungan klinis.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil percobaan yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa program deteksi katarak berbasis *Image Processing* mampu membedakan antara mata normal dan mata yang mengalami katarak dengan tingkat akurasi yang tinggi dan hasil yang tepat. Dalam upaya meningkatkan akurasi, peneliti menggunakan metode ResNet-50, meskipun arsitektur ini dikenal memiliki tantangan berupa *vanishing gradient problem* ketika jaringan dibuat semakin dalam. Meskipun memperdalam jaringan bertujuan untuk meningkatkan

performa sistem, hal ini juga dapat menyebabkan nilai gradien menjadi sangat kecil, yang pada akhirnya menurunkan akurasi model. Namun demikian, sistem yang dikembangkan mampu mencapai tingkat akurasi sebesar 95,7% setelah proses pelatihan selesai dilakukan.

Selain itu pada klasifikasi cross entropy loss yang mengoptimasi probabilitas dataset yang telah disambungkan kepada google collab dimana convolution layer dalam membuat percobaan matriks pada tahap percobaan gambar mata normal dan katarak. Hal ini membuktikan bahwa program yang telah peneliti buat ini telah berhasil berjalan dengan lancar dan maksimal serta menghasilkan output yang jelas. Tingginya angka akurasi dalam proyek ini didapatkan dari jumlah model data set yang banyak dan bervariasi.

Temuan utama dari penelitian ini adalah keberhasilan pemanfaatan ResNet-50 dalam mendeteksi katarak dengan akurasi yang signifikan, sekaligus menunjukkan bahwa deep learning dapat diimplementasikan secara efektif dalam diagnosis medis berbasis citra.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan memperluas dataset dengan variasi citra yang lebih representatif dari populasi yang beragam, serta mengembangkan optimasi model untuk mempercepat waktu komputasi dan meningkatkan kemampuan deteksi secara *real-time*. Eksplorasi algoritma lain, seperti YOLOv5, juga dapat dilakukan untuk membandingkan performa dan efisiensi deteksi dalam aplikasi klinis.

Daftar Pustaka

- [1] M. Ghodpage, "Detection of Eye Cataract using MATLAB," *Int J Res Appl Sci Eng Technol*, vol. 9, no. 4, pp. 1417–1420, Apr. 2021, doi: 10.22214/ijraset.2021.33971.

- [2] J. Penelitian Kesehatan STIKes Dharma Husada Bandung, M. Pamungkas, Y. Mahwati, S. Sugih Hartiningsih, and W. Tusrini Program Studi Sarjana Kesehatan Masyarakat STIKes Dharma Husada Bandung, "FAKTOR RISIKO KEJADIAN KATARAK," 2024.
- [3] Y. Swastika Marcelino and A. Solichin, "Deteksi Mata Katarak Berdasarkan Tekstur Gray Level Co-Occurrence Matrix Dengan Metode Self Organizing Map," 2023.
- [4] S. A. S. Mola, A. E. Y. Saragih, and A. Y. Mauko, "IMPLEMENTASI SISTEM PAKAR PENYAKIT MATA KATARAK MENGGUNAKAN METODE CERTAINTY FACTOR," *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 8, no. 2, p. 301, Sep. 2024, doi: 10.26798/jiko.v8i2.1129.
- [5] Y. Wang, C. Tang, J. Wang, Y. Sang, and J. Lv, "Cataract detection based on ocular B-ultrasound images by collaborative monitoring deep learning," *Knowl Based Syst*, vol. 231, Nov. 2021, doi: 10.1016/j.knosys.2021.107442.
- [6] S. Jayachitra, K. Nitheesh Kanna, G. Pavithra, and T. Ranjeetha, "A Novel Eye Cataract Diagnosis and Classification Using Deep Neural Network," in *Journal of Physics: Conference Series*, IOP Publishing Ltd, Jun. 2021. doi: 10.1088/1742-6596/1937/1/012053.
- [7] A. Susilo and F. Adryansyah, "Optimalisasi Algoritma YOLOv5 untuk Deteksi Mata Katarak," *Journal TIFDA (Technology Information and Data Analytic)*, vol. 1, no. 2, pp. 63–68, Dec. 2024, doi: 10.70491/tifda.v1i2.55.
- [8] G. Arslan and Ç. B. Erdaş, "Detection Of Cataract, Diabetic Retinopathy and Glaucoma Eye Diseases with Deep Learning Approach," *Intelligent Methods In Engineering Sciences*, Jun. 2023, doi: 10.58190/imiens.2023.11.
- [9] M. S. Junayed, M. B. Islam, A. Sadeghzadeh, and S. Rahman, "CataractNet: An automated cataract detection system using deep learning for fundus images," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 128799–128808, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3112938.
- [10] B. Askarian, P. Ho, and J. W. Chong, "Detecting Cataract Using Smartphones," *IEEE J Transl Eng Health Med*, vol. 9, 2021, doi: 10.1109/JTEHM.2021.3074597.
- [11] Faiz Nashrullah, Suryo Adhi Wibowo, and Gelar Budiman, "The Investigation of Epoch Parameters in ResNet-50 Architecture for Pornographic Classification," *Journal of Computer, Electronic, and Telecommunication*, vol. 1, no. 1, Jul. 2020, doi: 10.52435/complete.v1i1.51.
- [12] A. Mao, M. Mohri, and Y. Zhong, "Cross-Entropy Loss Functions: Theoretical Analysis and Applications," Apr. 2023, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2304.07288>