

## BAB 3

### ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

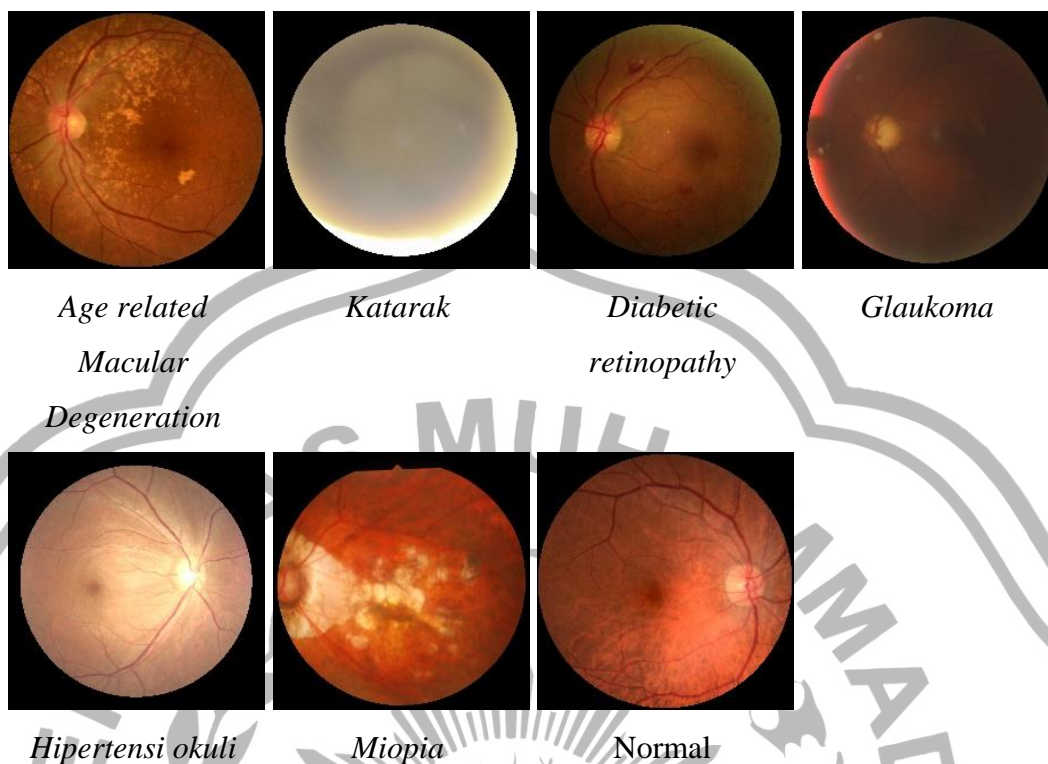
#### 3.1. ANALISA

Mata merupakan salah satu organ tubuh manusia yang paling penting. Selain sebagai organ tubuh, mata juga berperan sebagai alat indra penglihatan. Sebagai salah satu bagian dari organ tubuh tentunya mata tidak lepas dari serangan penyakit, entah itu serangan dari dalam maupun dari luar mata yang apabila dibiarkan dapat menyebabkan kebutaan.

Beberapa penyakit mata seperti *diabetic retinopathy*, *glaukoma*, *katarak*, degenerasi makula terkait usia, *hipertensi okuli* maupun *miopia* merupakan salah satu penyebab utama kebutaan pada manusia. Di Indonesia sendiri terdapat 19 provinsi yang rasio dokter spesialis mata belum mencapai 1:250.000. Karena banyaknya pasien dan kurangnya sumber daya medis di beberapa daerah, banyak pasien tidak dapat didiagnosis dan diobati tepat waktu, hingga akhirnya menyebabkan kehilangan ketajaman penglihatan yang bahkan kebutaan.

Deteksi dini penyakit mata merupakan cara yang ekonomis dan efektif untuk mencegah kebutaan yang disebabkan oleh *diabetic retinopathy*, *glaukoma*, *katarak*, degenerasi makula terkait usia (AMD), dan banyak penyakit lainnya. Pendeteksian penyakit pada retina dilakukan dengan pemeriksaan mata secara menyeluruh. Untuk saat ini penggunaan gambar *fundus* retina untuk pendeteksian dan diagnosis awal kelainan pada retina adalah salah satu bidang yang menarik perhatian di kalangan peneliti dan dokter.

Data citra *fundus* yang digunakan adalah data set yang didapatkan dari *Kaggle*. Dataset terdiri dari 5.254 citra *fundus* mata dengan format *.jpg* yang tidak memiliki batasan usia dan jenis kelamin. Dataset tersebut meliputi 237 *Age related Macular Degeneration*, 262 *Katarak*, 1.386 *Diabetic retinopathy*, 218 *Glaukoma*, 104 *Hipertensi okuli*, 237 *Miopia*, 2.816 *Normal*. Contoh citra yang digunakan dapat dilihat pada **Gambar 3.1**



Gambar 3.1. Contoh dataset tiap kelas


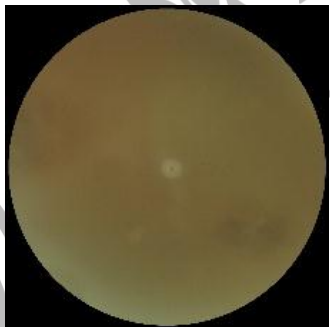
### 3.2. HASIL ANALISIS

Pentingnya diagnosis penyakit mata sedini dan seakurat mungkin agar dapat ditanggulangi sebelum menimbulkan gangguan ringan ataupun kebutaan. Penggunaan gambar *fundus* untuk pendeteksian dan diagnosis awal kelainan pada retina oleh dokter memungkinkan penerapan *Computer Vision* dan *Deep Learning* dapat dilatih untuk mengenali fitur pada gambar dan secara otomatis mengklasifikasi penyakit mata dengan membangun model klasifikasi menggunakan *Convolutional Neural Networks*.

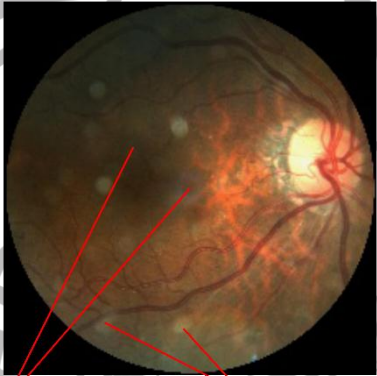

*Convolutional Neural Networks* atau CNN merupakan salah satu *Deep Learning* untuk *supervised learning* sehingga dapat dikembangkan sebuah sistem dapat membantu mengidentifikasi citra *fundus*. Pengembangan *convolutional neural network* untuk identifikasi penyakit mata ini dapat dilakukan dengan metode *transfer learning*. Dimana *transfer learning* digunakan jaringan saraf konvolusi yang sudah di latih menggunakan *dataset* ImageNet yang berjumlah 14 juta gambar

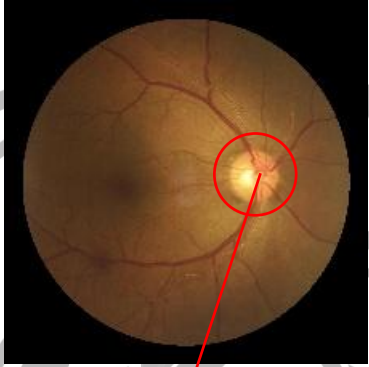
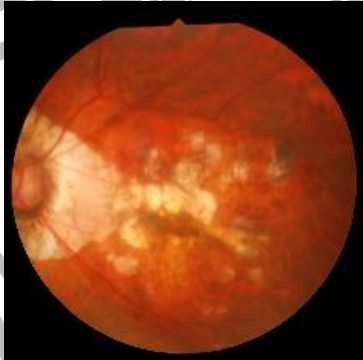
yaitu VGG-16. Kemudian hasil analisis dari penyakit mata berdasarkan citra *fundus* dapat dilihat pada **Tabel 3.1**

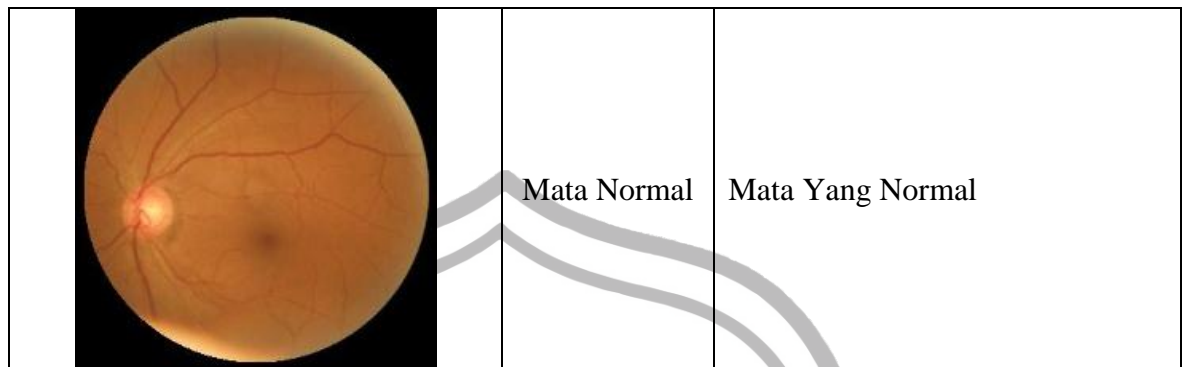
**Tabel 3.1.** Hasil analisis dari penyakit mata berdasarkan citra *fundus*.

 <p><i>Macula</i> yang berwarna kuning pucat yang dikelilingi bercak <i>drusen</i></p>	<p><i>Age-Related Macular Degeneration</i> (degenerasi makula terkait usia)</p>	<p>Pada gambaran <i>fundus</i>, <i>macula</i> tampak lebih kuning/pucat (normalnya <i>macula</i> berwarna lebih gelap daripada daerah disekitarnya). <i>Macula</i> merupakan bagian mata yang diperlukan untuk penglihatan sentral yang tajam yang memungkinkan kita melihat benda yang lurus ke depan. Dikelilingi oleh bercak-bercak di sekitar <i>macula</i>, dan pembuluh darah tampak melebar. Bercak-bercak ini disebut <i>drusen</i>, yaitu tanda yang khas berbentuk bulat, berwarna kekuningan. (Suhardjo, 2007).</p>
	<p><i>Katarak</i></p>	<p>Kekeruhan pada lensa penderita <i>Katarak</i> akan mengakibatkan lensa menjadi tidak transparan, sehingga <i>pupil</i> akan berwarna putih atau abu-abu. <i>Pupil</i> berada di tengah iris (bagian yang memberi warna pada mata kita). Fungsi <i>pupil</i> adalah untuk memungkinkan cahaya masuk ke mata sehingga dapat difokuskan pada retina untuk memulai proses penglihatan. Pada umumnya pupil akan terlihat bulat sempurna, berukuran sama dan berwarna hitam. Bisa terlihat pada foto <i>fundus</i> disamping terlihat keruh dan tidak transparan, sangat berbeda dengan foto <i>fundus</i> mata normal. (Mansjoer, 2009).</p>



 <p>microaneurisms, edema, exudates cotton wool spots</p>	<p>Kelainan yang didapat pada <i>Diabetic Retinopathy</i> bisa berupa kebocoran /kenaikan permeabilitas kapiler (kemampuan pembuluh darah untuk menahan partikel-partikel pengisinya. Jika permeabilitas kapiler meningkat berarti cairan yang berada di dalam pembuluh darah akan keluar yang mengakibatkan proses eksudasi) dengan akibat <i>edema retina</i>, <i>eksudat</i> keras. <i>Edema</i> adalah sebuah kondisi dimana terjadi pembengkakan di bagian sentral dari retina, yaitu pada bagian <i>macula</i>, sedangkan <i>eksudat</i> adalah pembuluh darah retina yang halus mengalami kebocoran berupa cairan dan darah ke retina (berwarna kuning, karena eksudasi plasma yang lama berlangsung), plak-plak wol kapas (<i>cotton wool spots</i>) yang berwarna putih, tak berbatas tegas, dan terkait dengan <i>iskemia retina</i> (jaringan retina yang kekurangan oksigen), serta timbulnya perdarahan retina akibat pecahnya kapiler. (Suhardjo, 2007).</p>
	<p><i>Glaukoma</i> adalah <i>neuropati</i> optik (kelainan pada fungsi penglihatan akibat kerusakan saraf optik) yang disebabkan oleh tekanan <i>intraokular</i> (TIO yang relatif tinggi (tekanan <i>intraokular</i> (TIO) adalah tekanan di dalam bola mata yang terbentuk sebagai akibat dari produksi dan sirkulasi cairan bola mata secara terus menerus), yang ditandai oleh kelainan lapangan pandang dan <i>atrofi papil</i> saraf optik. Jadi, di sini TIO tidak harus selalu (absolut) tinggi, tetapi TIO</p>

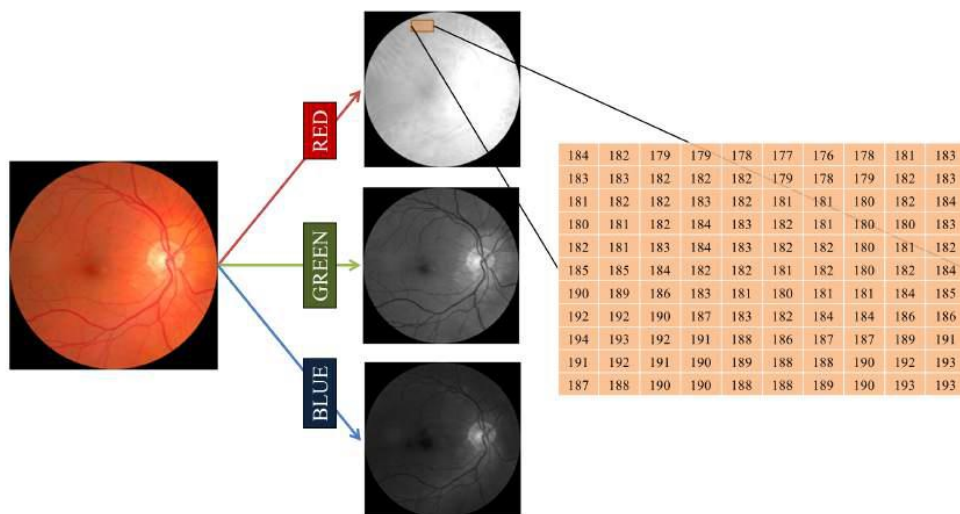
		relatif tinggi untuk individu tersebut. (Suhardjo, 2007).
 <p style="text-align: center;"><i>Optic Disc</i></p>	<i>Hipertensi okuli</i>	<p><i>Hipertensi okuli</i> adalah suatu keadaan dimana tampak tekanan <i>intra okuli</i> lebih besar dari 21 mmHg pada satu atau kedua mata seperti yang diukur dengan <i>tonometer applanasi</i> pada 2 kali atau lebih pemeriksaan. <i>Intra okuli</i> adalah tekanan yang dihasilkan oleh isi bola mata terhadap dinding bola mata. Tidak ada efek <i>glaukoma</i> pada pemeriksaan lapang pandangan. Penampakan normal pada <i>optic disc</i> dan lapisan serabut saraf. Sudut-sudut terbuka pada <i>gonioscopy</i> (pemeriksaan yang dilakukan untuk mengevaluasi sudut mata yang berfungsi sebagai tempat keluar cairan dari bola mata), tanpa ada riwayat sudut tertutup. Tidak adanya penyakit mata lain yang dapat menyebabkan peningkatan tekanan. (Siregar, 2009).</p>
	<i>Miopia</i>	<p><i>Miopia</i> atau rabun jauh adalah suatu kelainan <i>refraksi</i> pada mata dimana bayangan difokuskan di depan retina, ketika mata tidak dalam kondisi berakomodasi. Ini juga dapat dijelaskan pada kondisi <i>refraksi</i> dimana cahaya yang sejajar dari suatu objek yang masuk. . (Suhardjo, 2007).</p>



### 3.3. PERANCANGAN SISTEM

#### 3.3.1. *Preprocessing*

Citra *fundus* yang digunakan merupakan citra *true color*, di mana terdiri dari 3 channel yaitu *Red* (R), *Green* (G), *Blue* (B). Rentang nilai piksel pada tiap channel memiliki derajat keabuan dengan rentang 0 sampai 255. Pada **Gambar 3.2** menunjukkan lapisan channel yang terdapat pada citra fundus retina.

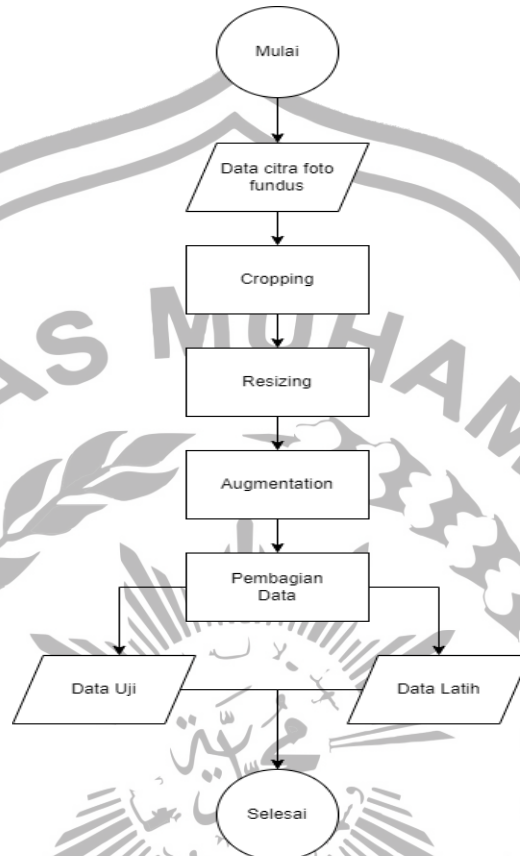


Gambar 3.2. Lapisan channel yang terdapat pada citra fundus retina

(Azizah, 2021)

Data yang digunakan dari Kaggle berjumlah 5.254 data citra perlu dilakukan *preprocessing* dengan tujuan agar data yang digunakan dapat

optimal dalam proses pengklasifikasian. **Gambar 3.3** adalah *flowchart preprocessing*.

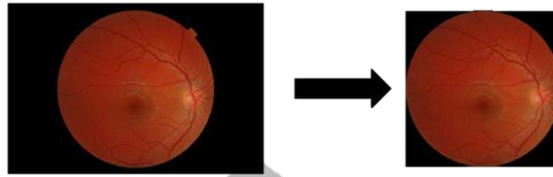


**Gambar 3.3** *Flowchart preprocessing*

1. *Cropping*

Dalam pengklasifikasian penyakit mata dengan citra *fundus* diperlukan agar data berfokus pada retina bola mata saja hal ini diperlukan *cropping* citra. Hasil citra *fundus* setelah *cropping* dapat dilihat pada **Gambar 3.4**.

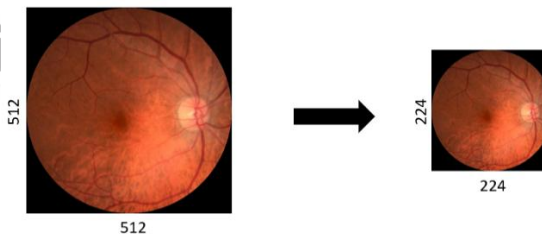




Gambar 3.4. Hasil cropping

## 2. Resizing

Setelah melakukan *cropping*, dataset perlu dilakukan proses *resize* karena ukuran citra pada data set berukuran 512 x 512 *pixel* dan belum sesuai ukuran *input* citra pada CNN arsitektur VGG-16 yaitu 224 x 224 *pixel*. Hasil citra *fundus* setelah *resize* dapat dilihat pada Gambar 3.5.



Gambar 3.5. Hasil resize

## 3. Augmentation

*Augmentation* data dilakukan untuk memperbanyak varian data. Selain itu juga dapat mempengaruhi kinerja sistem klasifikasi dan mengurangi terjadinya *overfitting* pada sistem. Pada penelitian ini menggunakan dua metode *augmentation* yaitu rotasi dan refleksi menggunakan persamaan (2.1) dan (2.2). Rotasi dilakukan dengan memutar *fundus* retina ke sudut-sudut yang ditentukan yaitu 30°, 45°, 60°, dan 90°. Refleksi dilakukan dengan merefleksikan *fundus* retina ke dalam sumbu x.

### 1. Perhitungan rotasi citra dengan sudut 30°.

$$\begin{aligned}
 (1,2) \rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos 30^\circ & -\sin 30^\circ \\ \sin 30^\circ & \cos 30^\circ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \\
 &= \begin{bmatrix} 0.866 & -0.5 \\ 0.5 & 0.866 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$



$$= \begin{bmatrix} -0.134 \\ 2.232 \end{bmatrix}$$

2. Perhitungan rotasi citra dengan sudut  $45^\circ$ .

$$\begin{aligned} (1,2) \rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos 45^\circ & -\sin 45^\circ \\ \sin 45^\circ & \cos 45^\circ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 0.71 & -0.71 \\ 0.71 & 0.71 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} -0.71 \\ 2.13 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

3. Perhitungan rotasi citra dengan sudut  $60^\circ$ .

$$\begin{aligned} (1,2) \rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos 60^\circ & -\sin 60^\circ \\ \sin 60^\circ & \cos 60^\circ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 0.5 & -0.866 \\ 0.866 & 0.5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} -1.232 \\ 1.866 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

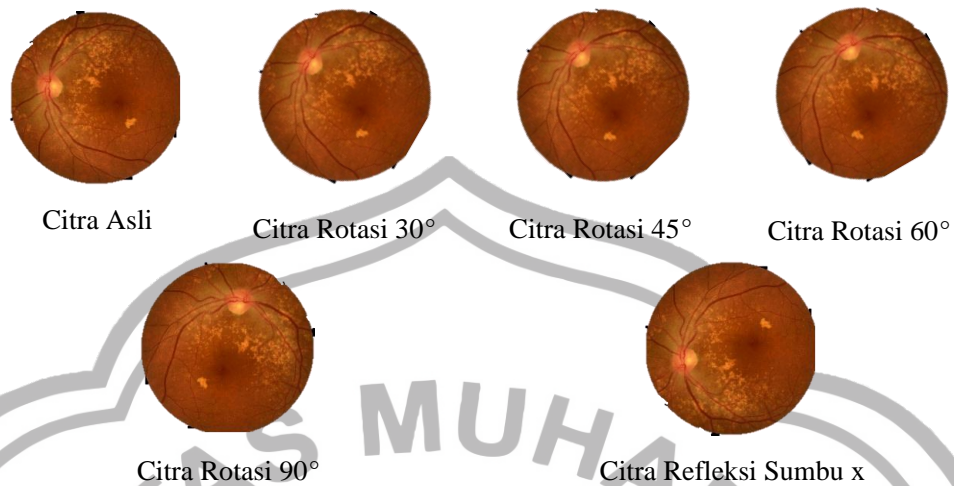
4. Perhitungan rotasi citra dengan sudut  $90^\circ$ .

$$\begin{aligned} (1,2) \rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \cos 90^\circ & -\sin 90^\circ \\ \sin 90^\circ & \cos 90^\circ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

5. Perhitungan refleksi citra pada sumbu x

$$\begin{aligned} (1,2) \rightarrow \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Hasil augmentasi data dapat dilihat pada **Gambar 3.6**. sehingga data yang diperoleh menjadi 31.524 citra fundus retina. Data tersebut terdiri dari 1.422 *Age related Macular Degeneration*, 1.572 *Katarak*, 8.316 *Diabetic retinopathy*, 1.308 *Glaukoma*, 624 *Hipertensi okuli*, 1.422 *Miopia*, 16.896 *Normal*.



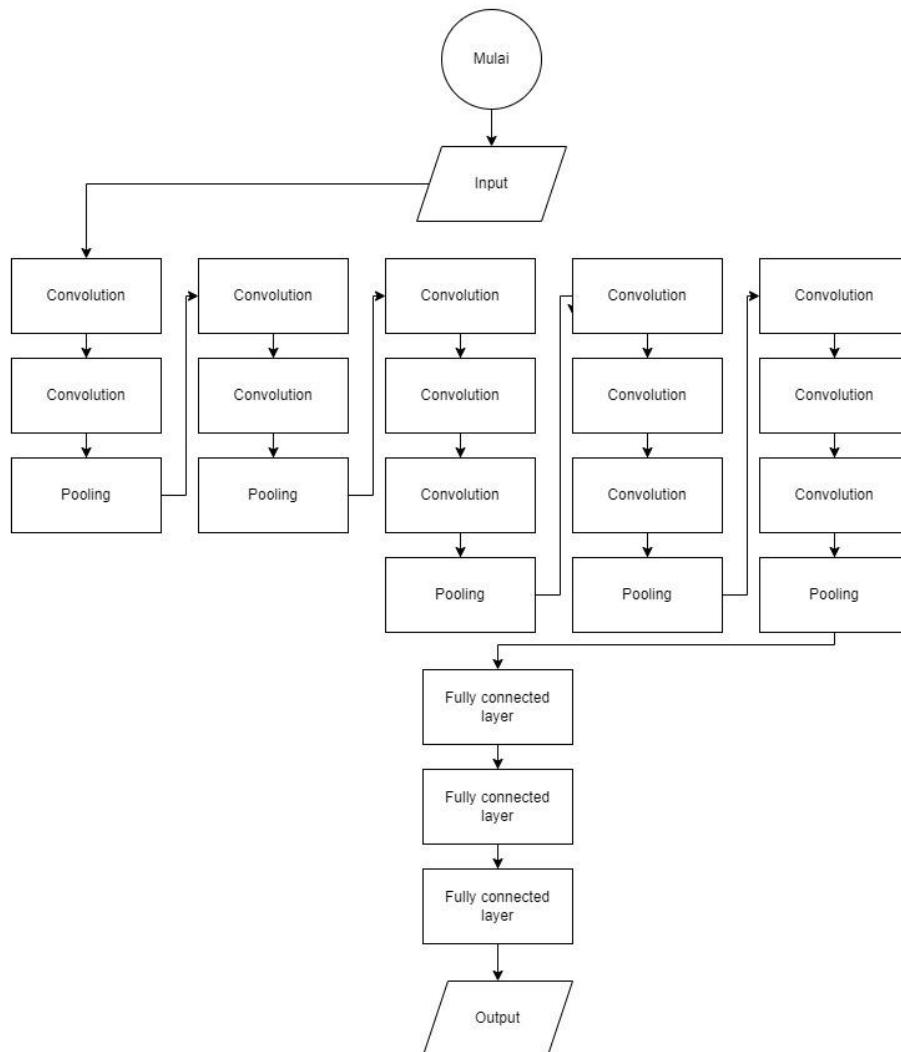
**Gambar 3.6.** Hasil augmentation

#### 4. Pembagian Dataset

Pembagian data set dilakukan dengan tujuan membagi data citra menjadi data latih dan data uji. Dari 31.524 data citra dibagi secara acak dengan perbandingan 7:3 data latih dan data uji sehingga data latih terdiri dari 22.067 citra dan data uji terdiri dari 9.457 citra.

#### 3.3.2. Arsitektur CNN VGG-16

Klasifikasi citra *fundus* menggunakan CNN dengan arsitektur VGG-16 yang diperlihatkan pada **Gambar 2.9** dan secara rinci pada **Tabel 2.1**. Pada **Gambar 3.7** adalah *flowchart* arsitektur VGG-16. Terdapat beberapa jenis lapisan dan perhitungannya dijelaskan sebagai berikut.



**Gambar 3.7.** *Flowchart* arsitektur VGG-16

### 1. *Convolution Layer*

Pada lapisan conv1, matriks filter berukuran 3x3 sebanyak 94. Pada perhitungan nilai matriks **H** diambil sampel matriks pada *channel R* citra *fundus* pada **Gambar 3.2**. Kemudian operasi *convolution* dilakukan dengan cara mengalikan matriks *input I* dengan filter **K**. **Gambar 3.8** sampai **Gambar 3.10** merupakan contoh perhitungan *convolution layer*.

Matriks Sampel Citra										Matriks Filter							
184	182	179	179	178	177	176	178	181	183	*	-0,0107	0,0038	0,0063	-0,0075	0,0023	-0,0014	0,0114
183	183	182	182	182	179	178	179	182	183		0,0102	-0,0202	-0,0091	-0,0533	-0,048	-0,034	0,0004
181	182	182	183	182	181	181	180	182	184		0,0135	0,0003	-0,0173	-0,0054	0,016	-0,0089	0,0169
180	181	182	184	183	182	181	180	180	183		0,0381	0,052	0,1383	0,1789	0,2119	0,1443	0,0709
182	181	183	184	183	182	182	180	181	182		-0,0068	-0,0371	0,0888	-0,1807	-0,2325	-0,167	-0,0698
185	185	184	182	182	181	182	180	182	184		-0,0458	-0,0342	-0,0355	-0,0244	0,0073	0,0077	-0,0139
190	189	186	183	181	180	181	181	184	185		-0,0033	0,0191	0,0287	0,0437	0,0427	0,0197	0,0039
192	192	190	187	183	182	184	184	186	186								
194	193	192	191	188	186	187	187	189	191								
191	192	191	190	189	188	188	190	192	193								
187	188	190	190	188	188	189	190	193	193								

19,8134	20,2379	20,3136	20,2986
20,7019	20,5045	20,6768	20,4117
20,7783	20,5797	20,4534	20,0901
19,48	18,9441	18,3496	18,4058
19,5102	19,2139	18,887	18,5077

Gambar 3.8. Contoh perhitungan convolution layer

(Azizah, 2021)

$$H_1 = ((184 \times -0,0107) + (182 \times 0,0038) + (179 \times -0,0075) + \dots + (181 \times 0,0039))$$

$$H_1 = 19,8134$$

Matriks Sampel Citra										Matriks Filter							
184	182	179	179	178	177	176	178	181	183	*	-0,0107	0,0038	0,0063	-0,0075	0,0023	-0,0014	0,0114
183	183	182	182	182	179	178	179	182	183		0,0102	-0,0202	-0,0091	-0,0533	-0,048	-0,034	0,0004
181	182	182	183	182	181	181	180	182	184		0,0135	0,0003	-0,0173	-0,0054	0,016	-0,0089	0,0169
180	181	182	184	183	182	181	180	180	183		0,0381	0,052	0,1383	0,1789	0,2119	0,1443	0,0709
182	181	183	184	183	182	182	180	181	182		-0,0068	-0,0371	0,0888	-0,1807	-0,2325	-0,167	-0,0698
185	185	184	182	182	181	182	180	182	184		-0,0458	-0,0342	-0,0355	-0,0244	0,0073	0,0077	-0,0139
190	189	186	183	181	180	181	181	184	185		-0,0033	0,0191	0,0287	0,0437	0,0427	0,0197	0,0039
192	192	190	187	183	182	184	184	186	186								
194	193	192	191	188	186	187	187	189	191								
191	192	191	190	189	188	188	190	192	193								
187	188	190	190	188	188	189	190	193	193								

19,8134	20,2379	20,3136	20,2986
20,7019	20,5045	20,6768	20,4117
20,7783	20,5797	20,4534	20,0901
19,48	18,9441	18,3496	18,4058
19,5102	19,2139	18,887	18,5077

Gambar 3.9. Contoh perhitungan convolution layer (lanjutan)

(Azizah, 2021)



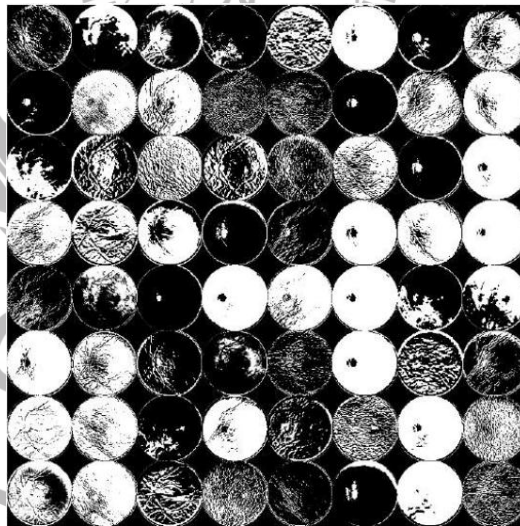
Matriks Sampel Citra										Matriks Filter						
184	182	179	179	178	177	176	178	181	183	-0,0107	0,0038	0,0063	-0,0075	0,0023	-0,0014	0,0114
183	183	182	182	182	179	178	179	182	183	0,0102	-0,0202	-0,0091	-0,0533	-0,048	-0,034	0,0004
181	182	182	183	182	181	181	180	182	184	0,0135	0,0003	-0,0173	-0,0054	0,016	-0,0089	0,0169
180	181	182	184	183	182	181	180	180	183	0,0381	0,052	0,1383	0,1789	0,2119	0,1443	0,0709
182	181	183	184	183	182	182	180	181	182	-0,0068	-0,0371	0,0888	-0,1807	-0,2325	-0,167	-0,0698
185	185	184	182	182	181	182	180	182	184	-0,0458	-0,0342	-0,0355	-0,0244	0,0073	0,0077	-0,0139
190	189	186	183	181	180	181	181	184	185	-0,0033	0,0191	0,0287	0,0437	0,0427	0,0197	0,0039
192	192	190	187	183	182	184	184	186	186							
194	193	192	191	188	186	187	187	189	191							
191	192	191	190	189	188	188	190	192	193							
187	188	190	190	188	188	189	190	193	193							

19,8134	20,2379	20,3136	20,2986
20,7019	20,5045	20,6768	20,4117
20,7783	20,5797	20,4534	20,0901
19,48	18,9441	18,3496	18,4058
19,5102	19,2139	18,887	18,5077

Gambar 3.10. Contoh perhitungan convolution layer (lanjutan)

(Azizah, 2021)

Hasil perhitungan di atas merupakan hasil *feature map*. Bentuk visualisasi dari *feature map* citra penyakit mata pada *convolution layer* dapat dilihat pada Gambar 3.11.

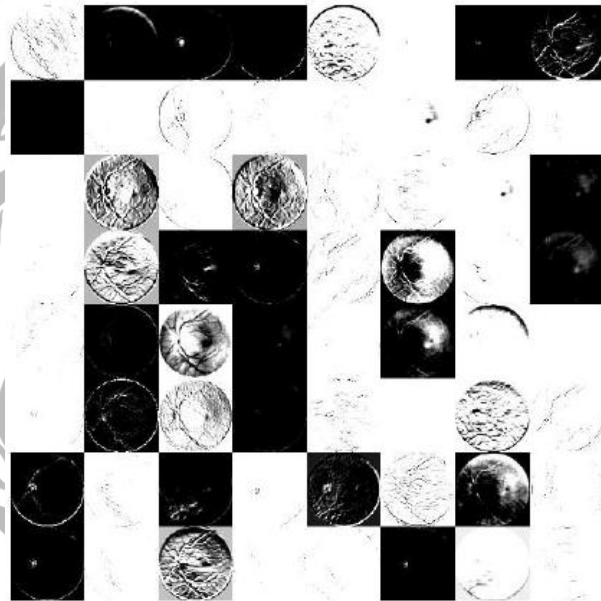


Gambar 3.11. Visualisasi output convolution layer

## 2. ReLU

Pada layer ReLU merupakan layer yang berfungsi sebagai fungsi aktivasi sehingga nilai pada *feature map* bernilai positif. Pada layer ini mengganti nilai *feature map* yang negatif menjadi sama dengan 0 dan tetap jika nilai *feature map* lebih dari 0.

Hasil *feature map* setelah aktivasi ReLU divisualisasikan seperti pada **Gambar 3.12** dengan jumlah sebanyak 64 kali hasil *feature map*. Proses pada *convolution layer*, *batch normalization*, dan menerapkan fungsi aktivasi ReLU dilakukan berkali-kali sesuai dengan arsitektur VGG-16.



**Gambar 3.12.** Visualisasi output ReLU

## 3. Max Pooling layer

Layer ini digunakan untuk mengurangi ukuran *feature map* dengan cara reduksi secara spasial. Visualisasi hasil *max pooling* dapat dilihat pada **Gambar 3.13**.

2,37	2,39	1,58	1,41	1,68	1,83	1,32	0,72
2,41	1,74	1,79	1,76	1,49	1,79	1,57	0,00
1,45	1,61	1,31	1,42	1,18	1,57	1,65	2,51
1,36	1,65	1,50	1,42	1,30	1,17	1,46	2,76
1,43	1,53	1,42	1,36	1,24	1,14	1,53	1,03
1,31	1,27	1,36	1,30	1,37	1,09	1,30	2,18
1,44	1,40	1,30	1,38	1,32	1,24	1,15	2,02
1,14	1,19	1,17	1,41	1,24	1,25	1,31	1,82
1,41	1,49	1,19	1,22	1,31	0,96	1,18	1,87

2,41	2,39	1,79	1,83	1,83	2,51
2,41	1,79	1,79	1,79	1,79	2,76
1,65	1,65	1,5	1,57	1,65	2,76
1,65	1,65	1,5	1,42	1,53	2,76
1,53	1,53	1,42	1,38	1,53	2,18
1,44	1,41	1,41	1,41	1,37	2,18
1,49	1,49	1,41	1,41	1,32	2,02

Gambar 3.13. Perhitungan max pooling layer dengan matrix 3x3

$$P_{max} = \text{MAX}(2.37, 2.39, 1.58, 2.41, 1.74, 1.79, 1.45, 1.61, 1.31)$$

$$P_{max} = 2.41$$



Gambar 3.14. Visualisasi output max pooling

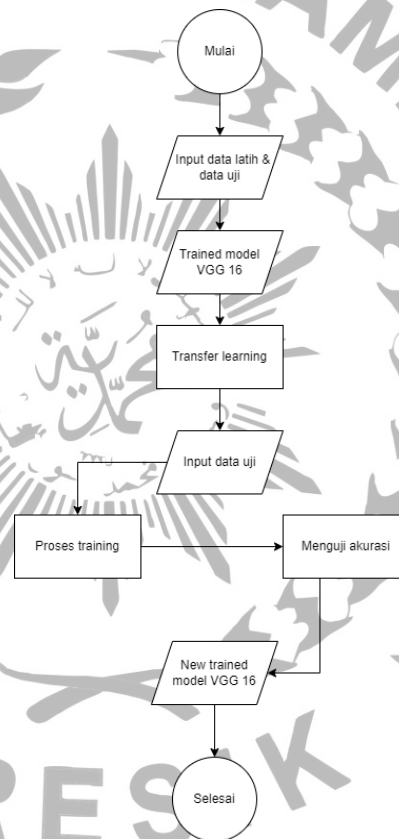
#### 4. Fully Connected Layer

Pada lapisan *dense* terdapat 2.048 *neuron* yang saling berhubungan. Hasil *feature map* dari *layer flatten* akan dikalikan dengan bobot masing-masing *neuron* dan dijumlah dengan bias pada

lapisan *dense*. Visualisasi *Fully Connected Layer* terdapat pada **Gambar 2.15**

### 3.3.3. *Transfer Learning*

Model VGG-16 yang akan digunakan *transfer learning* adalah model yang sudah dilatih dari *dataset* dari *Imagenet*. Pada **Tabel 2.1** yang akan di *train* adalah *batch\_normalization* sampai *dense\_2*, sedangkan yang lainnya akan di *freeze* atau tidak dilatih. *Flowchart transfer learning* dapat dilihat pada **Gambar 3.15**.



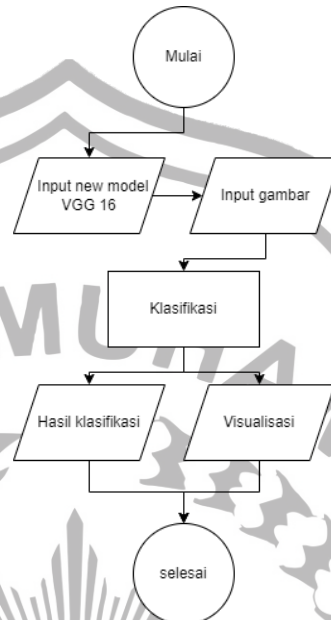
**Gambar 3.15.** *Flowchart transfer learning*

### 3.3.4. *Klasifikasi dan Visualisasi*

Model dari VGG-16 yang sudah dilatih dengan dataset penyakit mata kemudian dilakukan klasifikasi pada satu gambar penyakit dan kemudian



dilakukan visualisasi proses tiap layer-nya. **Gambar 3.16** merupakan *flowchart* klasifikasi dan visualisasi.



**Gambar 3.16.** *Flowchart klasifikasi & visualisasi*

### 3.4. KEBUTUHAN PENGEMBANGAN SISTEM

Dalam melakukan analisis dan perancangan pada sebuah sistem diperlukan perangkat lunak (*software*) dan perangkat keras (*hardware*) sebagai berikut:

#### 3.4.1. Spesifikasi Perangkat Lunak

Perangkat lunak (*Software*) adalah suatu sistem yang terkomputerisasi berupa program – program yang berfungsi menjalankan perangkat keras yang diperlukan pada pembuatan sistem identifikasi penyakit mata sebagai berikut:

##### 1. Sistem Operasi Windows 10

Dalam perancangan dan pembuatan sistem identifikasi penyakit ini dilakukan dalam sistem operasi windows 10. Dipilihnya sistem operasi windows 10 dikarenakan untuk menyesuaikan spesifikasi perangkat keras yang tidak terlalu bagus.

## 2. Visual Studio Code

*Visual Studio Code (VS Code)* adalah sebuah teks editor *multiplatform* yang komplit dan handal buatan Microsoft. Teks editor mendukung banyak bahasa pemrograman seperti JavaScript, Typescript, dan Node.js, serta bahasa pemrograman lainnya dengan bantuan *plugin* yang dapat dipasang di Visual Studio Code seperti C++, C#, Python, Go, Java, dan Bahasa pemrograman lainnya.

## 3. Google Chrome

Google Chrome (*Web Browser*) merupakan aplikasi yang digunakan untuk menampilkan hasil keluaran sistem di layar monitor. Google Chrome disini digunakan untuk mengakses Google *Colaboratory* yang mana di Google *Colaboratory* tersebut digunakan untuk mengembangkan, melatih, dan menguji model CNN.

## 4. Python Versi 3

Python adalah bahasa pemrograman berorientasi objek (berbasis data) tingkat tinggi (lebih mudah dipahami manusia). Python dibuat dengan cara yang relatif intuitif untuk ditulis dan dipahami. Dengan demikian, Python merupakan bahasa *coding* yang ideal bagi mereka yang menginginkan perkembangan pesat. Python digunakan sebagai bahasa pemrograman utama dalam pengembangan model CNN dan pembuatan sistem.

## 5. Google Colaboratory

Google *Colaboratory* adalah layanan berbasis *cloud* Google yang mereplika Jupyter Notebook di *cloud*. Dalam banyak hal *Colaboratory* dapat digunakan seperti halnya instalasi desktop Jupyter Notebook. Google *Colaboratory* digunakan untuk mengembangkan, melatih dan menguji model CNN.

### 3.4.2. Spesifikasi Perangkat Keras

Sistem perangkat keras (*hardware*) adalah komponen – komponen pendukung kinerja dari sistem komputer. Adapun spesifikasi perangkat keras yang dipakai dalam mengembangkan model CNN dan membuat sistem identifikasi penyakit mata adalah :

1. *Processor Intel Core i3-4020U @1.90GHz*
2. *Memori RAM 8GB*
3. *SSD 120 GB*
4. *Mouse*
5. *Keyboard*
6. *Monitor*

### 3.5. PENGUJIAN SISTEM

Pengujian model CNN dilakukan dengan menguji model CNN yang sudah dilatih menggunakan data latih untuk melakukan klasifikasi terhadap data uji citra *fundus* dengan jumlah data sebanyak 9.457 citra *fundus* mata. Pengujian menggunakan *Confusion matrix* pada model CNN dapat dilakukan di Google Colab. Dari *Confusion matrix* ini didapatkan *accuracy*, *precision*, dan *recall* yang masing-masing didapatkan menggunakan rumus (2.3) untuk *accuracy*, rumus (2.4) untuk *precision*, dan rumus (2.5) untuk *recall*. Pengujian pada model CNN dilakukan sebanyak satu kali, dikarenakan pada data *testing* yang sama nilai akurasi tidak akan berubah. Nilai akurasi akan berubah apabila *training* dilakukan dengan jumlah *epoch* (iterasi) atau data *testing* yang berbeda. Kemudian pada tabel berikut merupakan representasi tabel dari hasil pengujian.

**Tabel 3.2.** Representasi hasil pengujian

	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>f1-score</i>	<i>support</i>
<i>Age related Macular Degeneration</i>				
<i>Cataract</i>				
<i>Diabetes</i>				

<i>Glaucoma</i>				
<i>Hypertension</i>				
<i>Myopia</i>				
<i>Normal</i>				

