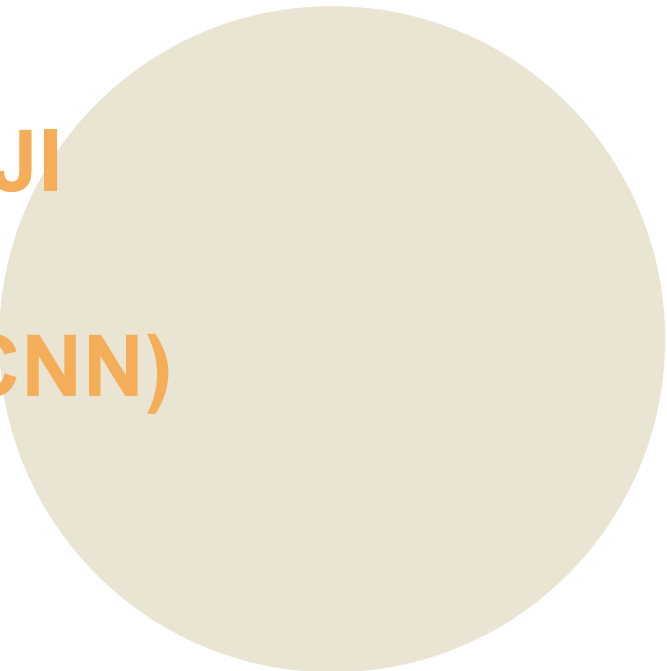

KLASIFIKASI TINGKAT KEMATANGAN BIJI KOPI MENGGUNAKAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DENGAN ARSITEKTUR DENSENET-121



Mochamad Arival Khoiruddin H

BAB 1

PENDAHULUAN

LATAR BELAKANG

Pengolahan tingkat kematangan biji kopi merupakan proses penting dalam industri kopi. Kematangan biji kopi sangat berperan penting dalam menentukan kualitas dan citra rasa kopi. Proses klasifikasi biji kopi pada saat ini dilakukan secara visual dan pemahaman subjektif manusia dan diperlukan seorang pakar atau ahli pada bidang ini, sehingga memungkinkan terjadinya human error yang diakibatkan kelelahan ataupun kelalaian.

Oleh karena itu, adanya **bantuan teknologi** secara alternatif diharapkan dapat membantu meningkatkan efektifitas dari proses klasifikasi biji kopi berdasarkan tingkat kematangannya menjadi lebih baik dan lebih efisien.

BAB 1

PENDAHULUAN

LATAR BELAKANG

Saat ini metode yang populer dalam bidang computer vision termasuk klasifikasi citra adalah deep learning. Dalam beberapa tahun terakhir, deep learning telah mencapai hasil yang luar biasa dalam berbagai machine learning.

Maka arsitektur Densenet121 dipilih karena beberapa hasil penelitian terdahulu mencatat keunggulan kinerja model ini terhadap model lainnya dan diharapkan bisameningkatkan efisiensi proses klasifikasi tingkat kematangan biji kopi

RUMUSAN MASALAH

Penelitian ini berfokus pada pertanyaan yaitu bagaimana tingkat performansi arsitektur DenseNet-121 dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan biji kopi jenis arabica dengan mengeksplorasi tuning parameter, seperti learning rate, dan jumlah epochs terhadap peningkatan akurasi model.

BAB 1

PENDAHULUAN

MAKSUD DAN TUJUAN

MAKSUD

Melakukan implementasi metode Convolutional Neural Network dengan arsitektur DenseNet121 untuk klasifikasi biji kopi .

TUJUAN

Mengetahui performa dari arsitektur DenseNet121 yang efisien dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan biji kopi



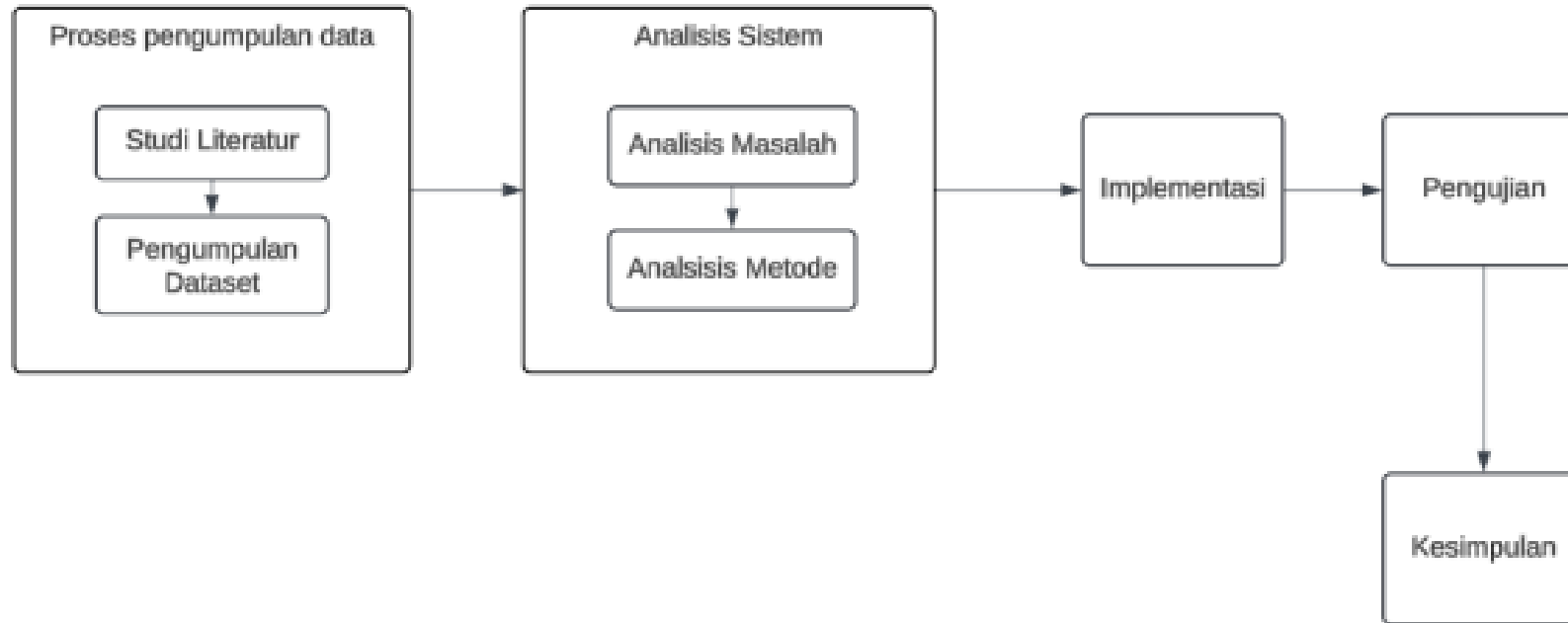
BATASAN MASALAH

- JENIS BIJI KOPI YANG DIGUNAKAN DALAM PENELITIAN INI ADALAH JENIS BIJI KOPI ARABIKA.
- DATA YANG DIGUNAKAN YAITU CITRA BIJI KOPI YANG TELAH DI ROASTING YANG TERDIRI DARI 4 JENIS YAITU GREEN BEAN, LIGHT ROAST, MEDIUM ROAST, DAN DARK ROAST.DAN MEMILIKI UKURAN **224X224**
- DATASET PENELITIAN INI MENGGUNAKAN DATASET PUBLIK YANG DIPEROLEH DARI KAGGLE

BAB 1

PENDAHULUAN

METODE PENELITIAN



BAB 1

PENDAHULUAN

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

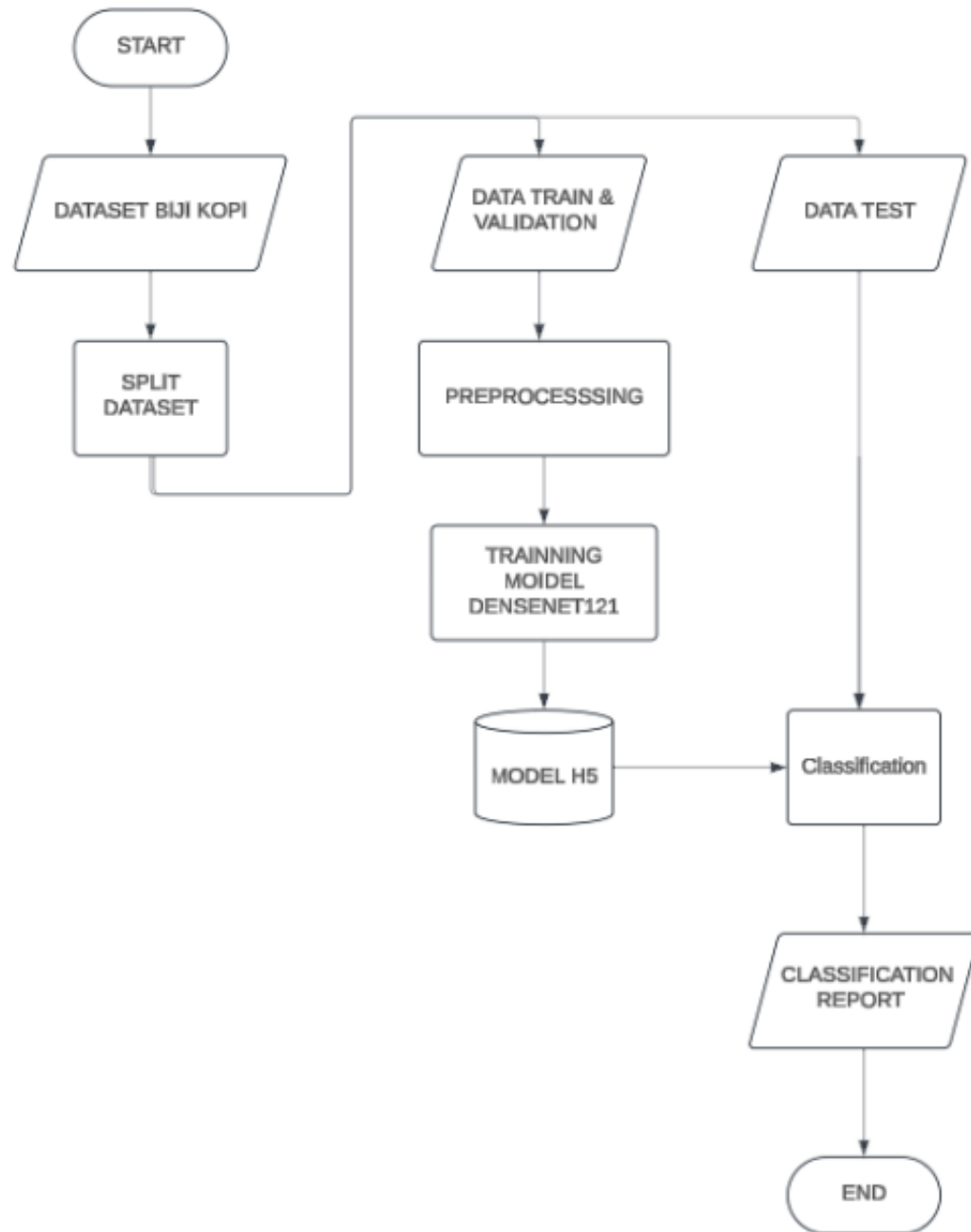
ANALISIS MASALAH

Penelitian berjudul Analisis Perbandingan Kinerja Arsitektur Transfer learning pada Model Jaringan CNN dengan Kumpulan Data Beragam dilakukan perbandingan kinerja MobileNet, VGG-19, Resnet50V2, DenseNet121, dan NASNetMobile.

Dari lima arsitektur tersebut diperoleh bahwa bahwa arsitektur DenseNet121 memberikan skor evaluasi tertinggi dan cepat pada proses klasifikasi citra dengan menggunakan learning rate yang sama sebesar 0.001

Maka dari itu pada penelitian ini akan mengimplementasikan algoritma CNN yang menggunakan arsitektur DenseNet121 pada objek biji kopi.

GAMBARAN UMUM

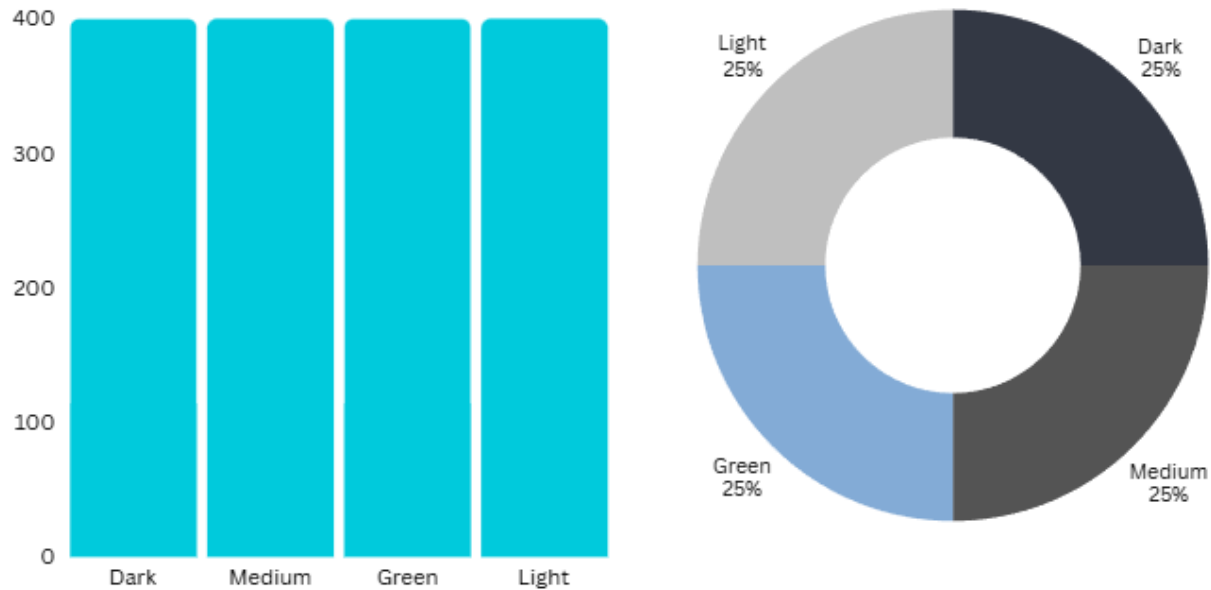


BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM



DATASET



Dataset penelitian ini menggunakan dataset publik yang diambil dari Kaggle kaggle.com/datasets/gpiosenka/coffee-bean-dataset-resized-224-x-224 dengan format png. Dataset berjumlah **1600 gambar** yang terdiri dari 400 citra dark, 400 citra medium, 400 citra green, dan 400 citra light.

Dark



Medium



Green



Light



DATASET

Data	Training (60%)	Testing (25%)	Validation (15%)
	Jumlah	Jumlah	Jumlah
Dark	240	100	60
Medium	240	100	60
Green	240	100	60
Light	240	100	60
Total	960	400	240

Data dibagi menjadi data training, data testing dan data validasi. Dari total **1600** data citra, akan dibagi sebanyak 60% data latih, 25% data validasi dan 15% data tes.

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM



BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

ANALISIS METODE PREPROCESSING



Dimensions	224 x 224
Width	224 pixels
Height	224 pixels

Dikarenakan data yang diambil sudah berukuran 224x224 dan sudah memenuhi kebutuhan model DenseNet121, maka tahap ini akan dilakukan augmentasi data yaitu horizontal flip.

PREPROCESSING

HORIZONTAL FLIP

dari gambar input diambil sample matrix dengan ukuran 5x5 untuk contoh perhitungan horizontal flip dan melakukan perhitungan dengan rumus:

$$M'[i][j][k] = M[i][n-j+1][k]$$



	0	1	2	3	4
0	R=120 G=210 B=121	R=67 G=208 B=223	R=12 G=234 B=124	R=111 G=78 B=99	R=121 G=123 B=221
1	R=90 G=78 B=122	R=190 G=54 B=19	R=220 G=110 B=11	R=212 G=23 B=67	R=111 G=123 B=32
2	R=132 G=142 B=90	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11
3	R=99 G=56 B=121	R=120 G=210 B=121	R=131 G=67 B=45	R=12 G=56 B=123	R=100 G=210 B=131
4	R=88 G=211 B=129	R=120 G=210 B=121	R=11 G=34 B=123	R=111 G=200 B=156	R=90 G=202 B=90

i adalah indeks baris (dari 0 hingga n-1)
j adalah indeks kolom (dari 0 hingga n-1)
k adalah indeks channel warna (0 untuk merah, 1 untuk hijau, 2 untuk biru)
n adalah ukuran matriks (dalam kasus ini, n = 5)



PREPROCESSING

HORIZONTAL FLIP

diambil contoh perhitungan pada titik 0.0

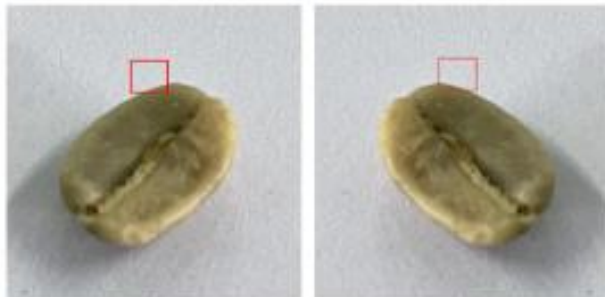
$$M'[i][j][k] = M[i][n-j+1][k]$$

$$M'[0][0][0] = M[0][5-1+1][0] = M[0][5][0] = 121 \text{ (merah)}$$

$$M'[0][0][1] = M[0][5-1+1][1] = M[0][5][1] = 123 \text{ (hijau)}$$

$$M'[0][0][2] = M[0][5-1+1][2] = M[0][5][2] = 221 \text{ (biru)}$$

maka nilai pada koordinat (0.0) yang semula adalah [120, 210, 121] telah berpindah ke koordinat (0, 4) dengan nilai [121,123, 221] dan berikut matriks baru menjadi:



	0	1	2	3	4
0	R=120 G=210 B=121	R=67 G=208 B=223	R=12 G=234 B=124	R=111 G=78 B=99	R=121 G=123 B=221
1	R=90 G=78 B=122	R=190 G=54 B=19	R=220 G=110 B=11	R=212 G=23 B=67	R=111 G=123 B=32
2	R=132 G=142 B=90	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11
3	R=99 G=56 B=121	R=120 G=210 B=121	R=131 G=67 B=45	R=12 G=56 B=123	R=100 G=210 B=131
4	R=88 G=211 B=129	R=120 G=210 B=121	R=11 G=34 B=123	R=111 G=200 B=156	R=90 G=202 B=90

	0	1	2	3	4
0	R=121 G=123 B=221	R=111 G=78 B=99	R=12 G=234 B=124	R=67 G=208 B=223	R=120 G=210 B=121
1	R=111 G=123 B=32	R=212 G=23 B=67	R=220 G=110 B=11	R=190 G=54 B=19	R=90 G=78 B=122
2	R=67 G=210 B=11	R=34 G=89 B=23	R=190 G=248 B=145	R=120 G=210 B=121	R=132 G=142 B=90
3	R=100 G=210 B=131	R=12 G=56 B=123	R=131 G=67 B=45	R=120 G=210 B=121	R=99 G=56 B=121
4	R=90 G=202 B=90	R=111 G=200 B=156	R=11 G=34 B=123	R=120 G=210 B=121	R=88 G=211 B=129

ARSITEKTUR DENSENET

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

Layers	Output Size	DenseNet-121	DenseNet-169	DenseNet-201	DenseNet-264
Convolution	112×112	7×7 conv, stride 2			
Pooling	56×56	3×3 max pool, stride 2			
Dense Block (1)	56×56	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$
Transition Layer (1)	56×56	1×1 conv			
	28×28	2×2 average pool, stride 2			
Dense Block (2)	28×28	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$
Transition Layer (2)	28×28	1×1 conv			
	14×14	2×2 average pool, stride 2			
Dense Block (3)	14×14	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 24$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 48$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 64$
Transition Layer (3)	14×14	1×1 conv			
	7×7	2×2 average pool, stride 2			
Dense Block (4)	7×7	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 16$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 32$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 48$
Classification Layer	1×1	7×7 global average pool			
		1000D fully-connected, softmax			

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

CITRA INPUTAN

Pada proses konvolusi ini matriks dikeluarkan diambil dari gambar untuk proses perhitungan



	0	1	2	3	4	...	223
0	R=120 G=210 B=121	R=67 G=208 B=223	R=12 G=234 B=124	R=111 G=78 B=99	R=121 G=123 B=221	...	R=76 G=89 B=224
1	R=90 G=78 B=122	R=190 G=54 B=19	R=220 G=110 B=11	R=212 G=23 B=67	R=111 G=123 B=32	...	R=210 G=12 B=87
2	R=132 G=142 B=90	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11	...	R=121 G=67 B=45
3	R=99 G=56 B=121	R=120 G=210 B=121	R=131 G=67 B=45	R=12 G=56 B=123	R=100 G=210 B=131	...	R=67 G=122 B=90
4	R=88 G=211 B=129	R=120 G=210 B=121	R=11 G=34 B=123	R=111 G=200 B=156	R=90 G=202 B=90	...	R=91 G=80 B=111
...
223	R=113 G=45 B=189	R=156 G=40 B=91	R=80 G=99 B=124	R=120 G=243 B=187	R=98 G=102 B=249	...	R=50 G=201 B=191

PEMODELAN DENSENET 121

ZERO PADDING

Pada proses zero padding dilakukan penambahan angka 0 di setiap sisi matriks sehingga ketika melakukan convolutional layer jumlah matriksnya akan sama

	0	1	2	3	4	...	223
0	R=120	R=67	R=12	R=111	R=121	...	R=76
	G=210	G=208	G=234	G=78	G=123		G=89
	B=121	B=223	B=124	B=99	B=221		B=224
1	R=90	R=190	R=220	R=212	R=111	...	R=210
	G=78	G=54	G=110	G=23	G=123		G=12
	B=122	B=19	B=11	B=67	B=32		B=87
2	R=132	R=120	R=190	R=34	R=67	...	R=121
	G=142	G=210	G=248	G=89	G=210		G=67
	B=90	B=121	B=145	B=23	B=11		B=45
3	R=99	R=120	R=131	R=12	R=100	...	R=67
	G=56	G=210	G=67	G=56	G=210		G=122
	B=121	B=121	B=45	B=123	B=131		B=90
4	R=88	R=120	R=11	R=111	R=90	...	R=91
	G=211	G=210	G=34	G=200	G=202		G=80
	B=129	B=121	B=123	B=156	B=90		B=111
...
223	R=113	R=156	R=80	R=120	R=98	...	R=50
	G=45	G=40	G=99	G=243	G=102		G=201
	B=189	B=91	B=124	B=187	B=249		B=191



	0	1	2	3	4	5	6	7	...	226			
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	R=120 G=210 B=121	R=67 G=208 B=223	R=12 G=234 B=124	R=111 G=78 B=99	R=121 G=123 B=221	...	R=76 G=89 B=224	0	0	0
4	0	0	0	R=90 G=78 B=122	R=190 G=54 B=19	R=220 G=110 B=11	R=212 G=23 B=67	R=111 G=123 B=32	...	R=210 G=12 B=87	0	0	0
5	0	0	0	R=132 G=142 B=90	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11	...	R=121 G=67 B=45	0	0	0
6	0	0	0	R=88 G=211 B=129	R=120 G=210 B=121	R=11 G=34 B=123	R=111 G=200 B=156	R=90 G=202 B=90	...	R=91 G=80 B=111	0	0	0
...	0	0	0	0	0	0
226	0	0	0	R=113 G=45 B=189	R=156 G=40 B=91	R=80 G=99 B=124	R=120 G=243 B=187	R=98 G=102 B=249	...	R=50 G=201 B=191	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM



PEMODELAN DENSENET 121

PERHITUNGAN KERNEL

$$(O) = \frac{I - K + 2P}{S} + 1$$

- O ADALAH UKURAN OUTPUT
- I ADALAH UKURAN INPUT
- K ADALAH UKURAN KERNEL
- P ADALAH PADDING
- S ADALAH STRIDE

$$(O) = \frac{224 - 7 + 2 \times 3}{2} + 1$$

$$(O) = \frac{222}{2} + 1$$

$$(O) = 111 + 1$$

$$(O) = 112$$

Jadi, ukuran output C1 adalah 112x112. Ini adalah ukuran matriks hasil konvolusi setelah kernel 7×7 diterapkan ke matriks input dengan stride 2.



PEMODELAN DENSENET 121

KONVOLUSI 7X7 STRIDE 2

Pada proses konvolusi ini dilakukan proses perkalian antara matriks citra input dengan kernel filter 7x7.

	0	1	2	3	4	5	6	7	...	226			
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	R=120 G=210 B=121	R=67 G=208 B=223	R=12 G=234 B=124	R=111 G=78 B=99	R=121 G=123 B=221	...	R=76 G=89 B=224	0	0	0
4	0	0	0	R=90 G=78 B=122	R=190 G=54 B=19	R=220 G=110 B=11	R=212 G=23 B=67	R=111 G=123 B=32	...	R=210 G=12 B=87	0	0	0
5	0	0	0	R=132 G=142 B=90	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11	...	R=121 G=67 B=45	0	0	0
6	0	0	0	R=88 G=211 B=129	R=120 G=210 B=121	R=11 G=34 B=123	R=111 G=200 B=156	R=90 G=202 B=90	...	R=91 G=80 B=111	0	0	0
...	0	0	0	0	0	0
226	0	0	0	R=113 G=45 B=189	R=156 G=40 B=91	R=80 G=99 B=124	R=120 G=243 B=187	R=98 G=102 B=249	...	R=50 G=201 B=191	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

matriks citra inputan 15x15

X

0	0	-1	-1	-1	0	0
0	-1	-3	-3	-3	-1	0
-1	-3	0	7	0	-3	-1
-1	-3	7	24	7	-3	-1
-1	-3	0	7	0	-3	-1
0	-1	-3	-3	-3	-1	0
0	0	-1	-1	-1	0	0

Kernel filter 7x7



PEMODELAN DENSENET 121

KONVOLUSI 7X7 STRIDE 2 (0,0)

Pada proses konvolusi ini dilakukan proses perkalian antara matriks citra input dengan kernel filter 7x7.

	0	1	2	3	4	5	6	7	...	226
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	R=120 G=210 B=121	R=67 G=208 B=223	R=12 G=234 B=124	R=111 G=78 B=99	R=121 G=123 B=221	...	R=76 G=89 B=224
4	0	0	0	R=90 G=78 B=122	R=190 G=54 B=19	R=220 G=110 B=11	R=212 G=23 B=67	R=111 G=123 B=32	...	R=210 G=12 B=87
5	0	0	0	R=132 G=142 B=90	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11	...	R=121 G=67 B=45
6	0	0	0	R=88 G=211 B=129	R=120 G=210 B=121	R=11 G=34 B=123	R=111 G=200 B=156	R=90 G=202 B=90	...	R=91 G=80 B=111
...	0	0	0
226	0	0	0	R=113 G=45 B=189	R=156 G=40 B=91	R=80 G=99 B=124	R=120 G=243 B=187	R=98 G=102 B=249	...	R=50 G=201 B=191
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

RED

	1	2	3	4	5	6	7
1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	120	67	12	111
5	0	0	0	90	190	220	212
6	0	0	0	132	120	190	34
7	0	0	0	88	120	11	111

X

0	0	-1	-1	-1	0	0
0	-1	-3	-3	-3	-1	0
-1	-3	0	7	0	-3	-1
-1	-3	7	24	7	-3	-1
-1	-3	0	7	0	-3	-1
0	-1	-3	-3	-3	-1	0
0	0	-1	-1	-1	0	0

$$\text{RED}(0,0)=(0*0)+(0*0)+(0*-1)+(0*-1)+(0*-1)+(0*0)+(0*0)+(0*0)\dots+(111*0) = 65$$

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM



PEMODELAN DENSENET 121

KONVOLUSI 7X7 STRIDE 2 (0,0)

Pada proses konvolusi ini dilakukan proses perkalian antara matriks citra input dengan kernel filter 7x7.

	0	1	2	3	4	5	6	7	...	226
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	R=120 G=210 B=121	R=67 G=208 B=223	R=12 G=234 B=124	R=111 G=78 B=99	R=121 G=123 B=221	...	R=76 G=89 B=224
4	0	0	0	R=90 G=78 B=122	R=190 G=54 B=19	R=220 G=110 B=11	R=212 G=23 B=67	R=111 G=123 B=32	...	R=210 G=12 B=87
5	0	0	0	R=132 G=142 B=90	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11	...	R=121 G=67 B=45
6	0	0	0	R=88 G=211 B=129	R=120 G=210 B=121	R=11 G=34 B=123	R=111 G=200 B=156	R=90 G=202 B=90	...	R=91 G=80 B=111
...	0	0	0	0
226	0	0	0	R=113 G=45 B=189	R=156 G=40 B=91	R=80 G=99 B=124	R=120 G=243 B=187	R=98 G=102 B=249	...	R=50 G=201 B=191
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

GREEN

	1	2	3	4	5	6	7
1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	210	208	234	78
5	0	0	0	78	54	110	23
6	0	0	0	142	210	248	89
7	0	0	0	211	210	34	200

X

0	0	-1	-1	-1	0	0
0	-1	-3	-3	-3	-1	0
-1	-3	0	7	0	-3	-1
-1	-3	7	24	7	-3	-1
-1	-3	0	7	0	-3	-1
0	-1	-3	-3	-3	-1	0
0	0	-1	-1	-1	0	0

$$\text{GREEN}(0,0)=(0*0)+(0*0)+(0*-1)+(0*-1)+(0*-1)+(0*0)+(0*0)+(0*0)\dots+(200*0) = 74$$

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM



PEMODELAN DENSENET 121

KONVOLUSI 7X7 STRIDE 2 (0,0)

Pada proses konvolusi ini dilakukan proses perkalian antara matriks citra input dengan kernel filter 7x7.

	0	1	2	3	4	5	6	7	...	226
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	R=120 G=210 B=121	R=67 G=208 B=223	R=12 G=234 B=124	R=111 G=78 B=99	R=121 G=123 B=221	...	R=76 G=89 B=224
4	0	0	0	R=90 G=78 B=122	R=190 G=54 B=19	R=220 G=110 B=11	R=212 G=23 B=67	R=111 G=123 B=32	...	R=210 G=12 B=87
5	0	0	0	R=132 G=142 B=90	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11	...	R=121 G=67 B=45
6	0	0	0	R=88 G=211 B=129	R=120 G=210 B=121	R=11 G=34 B=123	R=111 G=200 B=156	R=90 G=202 B=90	...	R=91 G=80 B=111
...	0	0	0	0
226	0	0	0	R=113 G=45 B=189	R=156 G=40 B=91	R=80 G=99 B=124	R=120 G=243 B=187	R=98 G=102 B=249	...	R=50 G=201 B=191
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

BLUE

	1	2	3	4	5	6	7
1	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	121	223	124	99
5	0	0	0	122	19	11	67
6	0	0	0	90	121	145	23
7	0	0	0	129	121	123	156

X

0	0	-1	-1	-1	0	0
0	-1	-3	-3	-3	-1	0
-1	-3	0	7	0	-3	-1
-1	-3	7	24	7	-3	-1
-1	-3	0	7	0	-3	-1
0	-1	-3	-3	-3	-1	0
0	0	-1	-1	-1	0	0

$$\text{Blue}(0,0)=(0*0)+(0*0)+(0*-1)+(0*-1)+(0*-1)+(0*0)+(0*0)+(0*0)...+(0*0) = 91$$

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM



PEMODELAN DENSENET 121

HASIL KONVOLUSI 7X7 STRIDE 2

DAPAT DISIMPULKAN BAHWA HASIL DARI KONVOLUSI 7X7 DENGAN STRIDE 2 PADA POSISI 0.0 UNTUK SETIAP SALURAN (R,G,B) ADALAH (65,74,91) DAN HASIL TERSEBUT AKAN DIMASUKAN KEDALAM MATRIKS BARU BERUKURAN 112X112

	0	1	2	3	4	...	111
0	R=65 G=74 B=91	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11	...	R=76 G=89 B=224
1	R=45 G=19 B=121	R=89 G=90 B=12	R=131 G=99 B=11	R=89 G=23 B=67	R=90 G=56 B=32	...	R=45 G=19 B=121
2	R=132 G=142 B=90	R=120 G=210 B=121	R=190 G=248 B=145	R=34 G=89 B=23	R=67 G=210 B=11	...	R=121 G=67 B=45
3	R=222 G=207 B=24	R=224 G=210 B=23	R=219 G=209 B=15	R=220 G=210 B=22	R=100 G=210 B=131	...	R=221 G=22 B=131
4	R=222 G=208 B=24	R=221 G=211 B=20	R=224 G=215 B=20	R=214 G=206 B=17	R=90 G=202 B=90	...	R=91 G=90 B=78
...
111	R=136 G=122 B=33	R=143 G=129 B=40	R=158 G=144 B=55	R=166 G=152 B=63	R=174 G=162 B=71	...	R=50 G=212 B=90

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM



BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

BATCH NORMALIZATION

Setelah proses convolutional layer maka hasilnya dilakukan untuk kebutuhan proses ***batch normalization***, pada tahap proses batch normalization terdapat beberapa tahapan diantaranya ***mean mini batch, varians mini batch, normalize***.

1. ***MEAN MINI BATCH***

DIASUMSIKAN UNTUK HASIL MEAN MINI BATCH DARI PADA BATCH PERTAMA ADALAH
 $R = 117.28, G = 126.4, B = 46.12$

2. ***VARIANS MINI BATCH***

DI ASUMSIKAN UNTUK HASIL VARIANCE MINI BATCH DARI PADA BATCH PERTAMA ADALAH
 $R = 117.28, G = 126.4, B = 46.12$

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

HASIL BATCH NORMALIZATION - NOMALIZE

	0	1	2	3	4	...	111
0	R= -0.688 G= -0.643 B= 0.709	R= 0.035 G= 1.026 B= 1.184	R= 0.912 G= -0.643 B= 0.709	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709	R=0.694 G=0.616 B=-0.812	...	R=0.914 G=0.875 B=-0.114
1	R= 0.122 G= 0.012 B=-0.686	R=1.688 G=1.643 B= -0.709	R=0.757 G=0.686 B=-0.843	R=0.678 G=0.616 B=-0.859	R=0.718 G=0.647 B=-0.788	...	R=-0.688 G=-0.643 B=0.709
2	R=-0.239 G=0.129 B=-0.569	R=1.288 G=0.893 B=0.709	R=0.710 G=0.639 B=-0.867	R=0.678 G=0.616 B=-0.859	R=0.631 G=0.561 B=-0.898	...	R=1.688 G=0.943 B=1.909
3	R=0.302 G=0.192 B=-0.506	R= -0.881 G= -0.234 B= 0.455	R= 0.912 G= -0.643 B= 0.709	R=-0.688 G=-0.643 B=0.709	R=0.671 G=0.592 B=-0.843	...	R=-0.688 G=-0.643 B=0.709
4	R=0.749 G=0.671 B=-0.725	R= 0.912 G= -0.643 B= 0.709	R=0.749 G=0.671 B=-0.725	R= 0.912 G= -0.643 B= 0.709	R=0.749 G=0.671 B=-0.725	...	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709
...
111	R=0.741 G=0.631 B=-0.812	R=0.733 G=0.655 B=-0.843	R=0.757 G=0.686 B=-0.843	R=0.678 G=0.616 B=-0.859	R=-0.123 G=-0.634 B=0.234	...	R=-0.645 G=-0.234 B= 0.342

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

RELU ACTIVATION

	0	1	2	3	4	...	111
0	R=-0.688 G=-0.643 B=0.709	R=0.035 G=1.026 B=1.184	R=0.912 G=-0.643 B=0.709	R=0.956 G=1.643 B=1.709	R=0.694 G=0.616 B=-0.812	...	R=0.914 G=0.875 B=-0.114
1	R=0.122 G=0.012 B=-0.686	R=1.688 G=1.643 B=-0.709	R=0.757 G=0.686 B=-0.843	R=0.678 G=0.616 B=-0.859	R=0.718 G=0.647 B=-0.788	...	R=-0.688 G=-0.643 B=0.709
2	R=0.239 G=0.129 B=-0.569	R=1.288 G=0.893 B=0.709	R=0.710 G=0.639 B=-0.867	R=0.678 G=0.616 B=-0.859	R=0.631 G=0.561 B=-0.898	...	R=1.688 G=0.943 B=1.909
3	R=0.302 G=0.192 B=-0.506	R=-0.881 G=-0.234 B=0.455	R=0.912 G=-0.643 B=0.709	R=-0.688 G=-0.643 B=0.709	R=0.671 G=0.592 B=-0.843	...	R=-0.688 G=-0.643 B=0.709
4	R=0.749 G=0.671 B=-0.725	R=0.912 G=-0.643 B=0.709	R=0.749 G=0.671 B=-0.725	R=0.912 G=-0.643 B=0.709	R=0.749 G=0.671 B=-0.725	...	R=0.956 G=1.643 B=1.709
...
111	R=0.741 G=0.631 B=-0.812	R=0.733 G=0.655 B=-0.843	R=0.757 G=0.686 B=-0.843	R=0.678 G=0.616 B=-0.859	R=-0.123 G=-0.634 B=0.234	...	R=-0.645 G=-0.234 B=0.342

R (RED) = -0.688
F(X)=MAKS(0,X)
F(0.0) =MAKS(0, -0.688) = 0

G (GREEN) = -0.688
F(X)=MAKS(0,X)
F(0.0) =MAKS(0, -0.688) = 0

B (BLUE) = 0.709
F(X)=MAKS(0,X)
F(0.0) =MAKS(0, 709) = 0.709

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

HASIL RELU ACTIVATION

	0	1	2	3	4	...	111
0	R= 0 G= 0 B= 0.709	R= 0.035 G= 1.026 B= 1.184	R= 0.912 G= 0 B= 0.709	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709	R=0.694 G=0.616 B= 0	...	R=0.914 G=0.875 B=0
1	R= 0.122 G= 0.012 B= 0	R=1.688 G=1.643 B= 0	R=0.757 G=0.686 B= 0	R=0.678 G=0.616 B= 0	R=0.718 G=0.647 B= 0	...	R= 0 G= 0 B=0.709
2	R=0.239 G=0.129 B= 0	R=1.288 G=0.893 B=0.709	R=0.710 G=0.639 B= 0	R=0.678 G=0.616 B= 0	R=0.631 G=0.561 B= 0	...	R=1.688 G=0.943 B=1.909
3	R=0.302 G=0.192 B= 0	R=0 G= 0 B= 0.455	R= 0.912 G= 0 B= 0.709	R=-0.688 G= 0 B=0.709	R=0.671 G=0.592 B= 0	...	R= 0 G= 0 B=0.709
4	R=0.749 G=0.671 B= 0	R= 0.912 G= 0 B= 0.709	R=0.749 G=0.671 B= 0	R= 0.912 G= 0 B= 0.709	R=0.749 G=0.671 B= 0	...	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709
...
111	R=0.741 G=0.631 B= 0	R=0.733 G=0.655 B= 0	R=0.757 G=0.686 B= 0	R=0.678 G=0.616 B= 0	R= 0 G= 0 B= 0.234	...	R=-0.645 G=-0.234 B= 0.342

MATRIKS RGB SETELAH RELU ACTIVATION

PEMODELAN DENSENET 121

MAX POOLING 3X3 STRIDE 2

PADA PROSES MAX POOLING AKAN MEMILIH OPERASI MATRIKS 3X3 2 STRIDES DAN DIAMBIL NILAI PALING BESAR

	0	1	2	3	4	...	111
0	R= 0 G= 0 B= 0.709	R= 0.035 G= 1.026 B= 1.184	R= 0.912 G= 0 B= 0.709	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709	R=0.694 G=0.616 B= 0	...	R=0.914 G=0.875 B=0
1	R= 0.122 G= 0.012 B= 0	R=1.688 G=1.643 B= 0	R=0.757 G=0.686 B= 0	R=0.678 G=0.616 B= 0	R=0.718 G=0.647 B= 0	...	R= 0 G= 0 B=0.709
2	R=0.239 G=0.129 B= 0	R=1.288 G=0.893 B=0.709	R=0.710 G=0.639 B= 0	R=0.678 G=0.616 B= 0	R=0.631 G=0.561 B= 0	...	R=1.688 G=0.943 B=1.909
3	R=0.302 G=0.192 B= 0	R=0 G= 0 B= 0.455	R= 0.912 G= 0 B= 0.709	R=-0.688 G= 0 B=0.709	R=0.671 G=0.592 B= 0	...	R= 0 G= 0 B=0.709
4	R=0.749 G=0.671 B= 0	R= 0.912 G= 0 B= 0.709	R=0.749 G=0.671 B= 0	R= 0.912 G= 0 B= 0.709	R=0.749 G=0.671 B= 0	...	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709
...
111	R=0.741 G=0.631 B= 0	R=0.733 G=0.655 B= 0	R=0.757 G=0.686 B= 0	R=0.678 G=0.616 B= 0	R= 0 G= 0 B= 0.234	...	R=-0.645 G=-0.234 B= 0.342

Proses max pooling 3x3 stride 2

- A) R (RED) = MAX{0, 0.035, 0.912, 0.122, 1.688, 0.757, 0.239, 1.288, 0.710}
= 1.688
- B) G (GREEN) = MAX{ 0, 1.026, 0, 0.012, 1.643, 0.686, 0.129, 0.893, 0.639}
= 1.643
- C) B (BLUE) = MAX{0.709, 1.184, 0.709,0, 0, 0, 0, 0.709, 0}
= 1.184

	0	1	2	3	4	...	55
0	R= 1.688 G= 1.643 B= 1.184	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R= 0.912 G= 1.643 B= 0.709	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	...	R=1.234 G=1.452 B=1.322
1	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.688 G=1.643 B= 0.871	R= 1.694 G= 0.161 B= 1.909	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	...	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184
2	R=1.239 G=1.129 B= 1.236	R=1.288 G=0.893 B=0.709	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	...	R=1.688 G=0.943 B=1.909
3	R=1.302 G=1.192 B= 0.872	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R=1.749 G=0.981 B= 1.125	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	...	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184
4	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.912 G= 1.123 B= 1.709	R=1.749 G=0.981 B= 1.125	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.749 G=0.671 B= 1.762	...	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709
...
55	R=0.741 G=0.631 B= 1.125	R=1.733 G=0.655 B= 0.987	R=1.757 G=1.686 B= 1.896	R=1.678 G=0.616 B= 1.243	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709	...	R= 1.956 G= 0.633 B= 1.709

hasil max pooling 3x3 stride 2



PEMODELAN DENSENET 121

AVERAGE POOLING 3X3 STRIDE 2

SETELAH MELAKUKAN MAX POOLING DAN MENGHASILKAN OUTPUT BERUKURAN 56 X 56 MAKA DILAKUKAN PROSES AVERAGE POOLING 3X3 STRIDE 2

	0	1	2	3	4	...	56
0	R= 1.688 G= 1.643 B= 1.184	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R= 0.912 G= 1.643 B= 0.709	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	...	R=1.234 G=1.452 B=1.322
1	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.688 G=1.643 B= 0.871	R= 1.694 G= 0.161 B= 1.909	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	...	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184
2	R=1.239 G=1.129 B= 1.236	R=1.288 G=0.893 B=0.709	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	...	R=1.688 G=0.943 B=1.909
3	R=1.302 G=1.192 B= 0.872	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R=1.749 G=0.981 B= 1.125	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	...	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184
4	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.912 G= 1.123 B= 1.709	R=1.749 G=0.981 B= 1.125	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.749 G=0.671 B= 1.762	...	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709
...
56	R=0.741 G=0.631 B= 1.125	R=1.733 G=0.655 B= 0.987	R=1.757 G=1.686 B= 1.896	R=1.678 G=0.616 B= 1.243	R= 0.956 G= 1.643 B= 1.709	...	R= 1.956 G= 0.633 B= 1.709

Proses average pooling 3x3 stride 2

$$\text{A) R (RED)} = (1.688+0.956+0.912+1.122+1.688+1.694 +1.239+1.288+0.694)/9 = 1.253$$

$$\text{A) G (GREEN)} = (1.122+1.026+0.643+1.012+1.643+1.161 +1.129+0.893+0.616)/9 = 1.027$$

$$\text{A) B (BLUE)} = (1.184+0.184+0.709+0.987+1.688+0.871 +1.909+1.709+0.709)/9 = 1.016$$

	0	1	2	3	4	...	27
0	R=1.253 G=1.027 B= 1.016	R=1.757 G=1.686 B= 1.896	R=1.688 G=0.943 B=1.909	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	...	R=1.749 G=1.671 B= 0.982
1	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R= 1.688 G= 1.643 B= 1.184	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R=1.733 G=0.655 B= 0.987	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	...	R=1.749 G=0.981 B= 1.125
2	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.688 G= 1.643 B= 1.184	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	...	R=1.688 G=0.943 B=1.909
3	R=1.688 G=0.943 B=1.909	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.688 G=1.643 B= 0.871	...	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184
4	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	...	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184
...
27	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.688 G=0.943 B=1.909	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.688 G=0.943 B=1.909	...	R=1.749 G=1.671 B= 0.982

hasil average pooling 3x3 stride 2

BAB 3

ANALISIS DAN
PERANCANGAN SISTEM



PEMODELAN DENSENET 121

AVERAGE POOLING 3X3 STRIDE 2

LANGKAH AVERAGE POOLING DILAKUKAN SELAMA 3X HINGGA MENGHASILKAN OUTPUT SEBESAR 7X7 UNTUK DILAKUKAN PROSES GLOBAL AVERAGE POOLING

	0	1	2	3	4	5	6
0	R=1.253 G=1.027 B= 1.016	R=1.757 G=1.686 B= 1.896	R=1.688 G=0.943 B=1.909	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R=1.749 G=1.671 B= 0.982
1	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R= 1.688 G= 1.643 B= 1.184	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R=1.733 G=0.655 B= 0.987	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.749 G=0.981 B= 1.125
2	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.688 G= 1.643 B= 1.184	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.688 G=0.943 B=1.909
3	R=1.688 G=0.943 B=1.909	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.688 G=1.643 B= 0.871	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184
4	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184
5	R= 0.694 G= 0.616 B= 1.709	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R= 0.956 G= 1.026 B= 1.184	R=1.733 G=0.655 B= 0.987	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987
6	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R=1.688 G=0.943 B=1.909	R=1.749 G=1.671 B= 0.982	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.688 G=0.943 B=1.909	R= 1.122 G= 1.012 B= 0.987	R=1.749 G=1.671 B= 0.982

BAB 3

ANALISIS DAN
PERANCANGAN SISTEM



PEMODELAN DENSENET 121

PENGGABUNGAN RGB

MATRIKS HASIL PROSES AVERAGE POOLING DIJUMLAHKAN YANG SUDAH MELALUI TAHAPAN PERHITUNGAN DIJUMLAHKAN SEHINGGA MENGHASILKAN OUTPUT 1 CHANNEL SEBAGAI CHANNEL GABUNGAN RGB

	0	1	2	3	4	5	6
0	3.296	5.339	4.54	4.402	3.121	3.166	4.402
1	3.166	4.515	3.166	3.375	3.121	4.402	3.855
2	4.402	3.121	4.402	4.515	3.166	3.121	4.54
3	4.54	4.402	3.121	3.121	4.202	3.019	3.166
4	4.402	4.402	4.402	3.019	3.166	4.402	3.166
5	3.019	3.166	3.166	3.375	4.402	4.402	3.121
6	4.402	4.54	4.402	3.121	4.54	3.121	4.402



BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

RATA-RATA MATRIKS DEPTH KE-1: 3.8131020
RATA-RATA MATRIKS DEPTH KE-2: 1.9650167
RATA-RATA MATRIKS DEPTH KE-3: 1.1138386
RATA-RATA MATRIKS DEPTH KE-4: 0.5953090

SEHINGGA HASIL AKHIR DARI GLOBAL AVERAGE POOLING YAITU:
AVGPOOL = [3.8131020 1.9650167 1.1138386 0.5953090]

PEMODELAN DENSENET 121

GLOBAL AVERAGE POOLING

GLOBAL AVERAGE POOLING MENERIMA INPUT DARI LAYER SEBELUMNYA DALAM BENTUK TENSOR TIGA DIMENSI: TINGGI (HEIGHT), LEBAR (WIDTH), DAN KEDALAMAN (DEPTH), DI MANA KEDALAMAN BIASANYA MEREPRESENTASIKAN JUMLAH FITUR DARI LAYER KONVOLUSIONAL TERAKHIR.

	0	1	2	3	4	5	6
0	3.296	5.339	4.54	4.402	3.121	3.166	4.402
1	3.166	4.515	3.166	3.375	3.121	4.402	3.855
2	4.402	3.121	4.402	4.515	3.166	3.121	4.54
3	4.54	4.402	3.121	3.121	4.202	3.019	3.166
4	4.402	4.402	4.402	3.019	3.166	4.402	3.166
5	3.019	3.166	3.166	3.375	4.402	4.402	3.121
6	4.402	4.54	4.402	3.121	4.54	3.121	4.402

MATRIKS DEPTH KE-1

	0	1	2	3	4	5	6
0	0.3123068	0.2566034	0.3310717	0.584289	0.38414	0.118639	0.033414
1	0.7452625	0.128656	0.315082	0.209081	0.459879	0.200774	0.043624
2	0.1345116	0.2187247	0.2520268	0.087098	0.417744	0.255531	0.065901
3	0.100553	0.194032	0.309808	0.672858	0.315028	0.228153	0.077039
4	0.205511	0.288344	0.068523	0.702123	0.253016	0.157425	0.065901
5	0.301139	0.109685	0.070251	0.355313	0.38414	0.282909	0.094674
6	0.3123068	0.2566034	0.3310717	0.584289	0.38414	0.118639	0.033414

MATRIKS DEPTH KE-2

	0	1	2	3	4	5	6
0	1.325568	0.9566034	0.3310717	1.584289	0.38414	0.118639	0.033414
1	2.3242625	0.128656	0.315082	0.209081	0.459879	0.200774	0.043624
2	4.1425216	0.5187247	0.2520268	1.087098	1.411744	0.255531	0.065901
3	0.3205253	0.894032	0.109808	2.672858	0.315028	0.228153	0.077039
4	0.2551211	0.318344	1.068523	1.702123	0.253016	0.157425	0.065901
5	0.3314439	0.809685	0.070251	4.355313	0.38414	0.282909	0.094674
6	0.3412447	15.74777	0.261335	2.942110	1.631712	0.310288	0.033414

MATRIKS DEPTH KE-3

	0	1	2	3	4	5	6
0	1.584289	0.38414	0.118639	0.118639	0.2310717	1.484289	0.18414
1	0.209081	0.459879	0.200774	0.200774	0.115082	0.309081	0.259879
2	1.087098	1.411744	0.255531	0.255531	0.5520268	2.23098	1.347744
3	2.672858	0.315028	0.228153	0.228153	0.109808	1.452858	0.355028
4	1.702123	0.253016	0.157425	0.157425	2.128523	0.672123	0.553016
5	4.355313	0.38414	0.282909	0.282909	1.320251	0.765313	0.68414
6	2.942110	1.631712	0.310288	0.310288	0.2310717	1.484289	0.18414

MATRIKS DEPTH KE-4

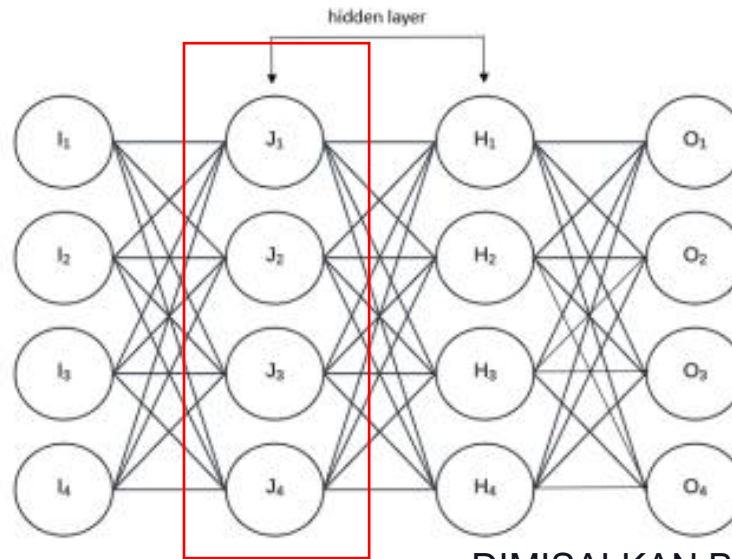
BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

FULLY CONNECTED LAYER

TAHAPAN AKHIR DARI MODEL CNN YANG DIBANGUN INI ADALAH DENSE DENGAN FUNGSI AKTIVASI SOFTMAX DIMANA I YANG ADA PADA GAMBAR MERUPAKAN OUTPUT DARI GLOBAL AVERAGE POOLING.



DIMISALKAN BOBOT UNTUK PERHITUNGAN ADALAH 0.1, 0.4, 0.5, 0.3 DAN BERIKUT MERUPAKAN PERHITUNGAN PADA SETIAP HIDDEN LAYER

$$J1 = (3.8131020 \cdot 0.1) + (1.9650167 \cdot 0.1) + (1.1138386 \cdot 0.1) + (0.5953090 \cdot 0.1) \\ = 0.74872663$$

$$J2 = (3.8131020 \cdot 0.4) + (1.9650167 \cdot 0.4) + (1.1138386 \cdot 0.4) + (0.5953090 \cdot 0.4) \\ = 2.99490652$$

$$J3 = (3.8131020 \cdot 0.2) + (1.9650167 \cdot 0.2) + (1.1138386 \cdot 0.2) + (0.5953090 \cdot 0.2) \\ = 1.49745326$$

$$J4 = (3.8131020 \cdot 0.3) + (1.9650167 \cdot 0.3) + (1.1138386 \cdot 0.3) + (0.5953090 \cdot 0.3) \\ = 2.24617989$$

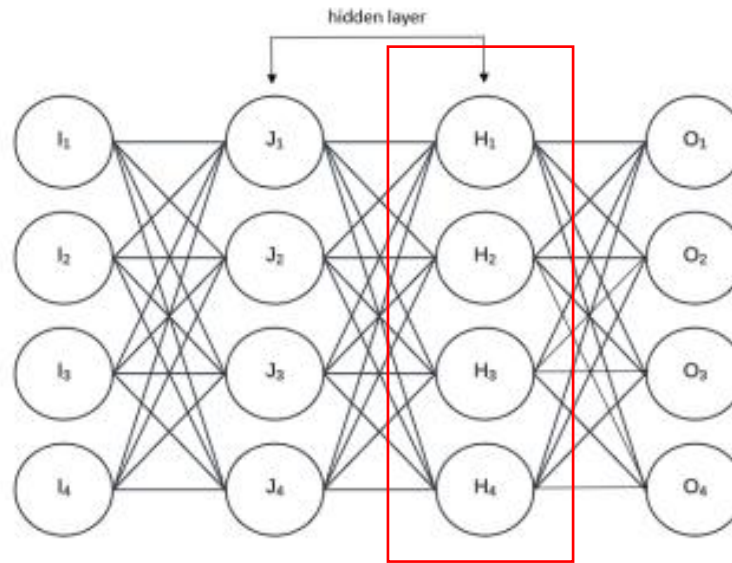
BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

FULLY CONNECTED LAYER

HIDDEN LAYER PERTAMA DI ILUSTRASIKAN DENGAN J1,J2,J3,J4 DIMANA SETIAP NEURON DARI J1-J4 INI AKAN DIKALIKAN LAGI DENGAN BOBOT YANG BERBEDA BEDA UNTUK MENGHASILKAN NILAI H1-H4 SEBAGAI HIDDEN LAYER SELANJUTNYA.



$$H1 = (0.74872663 \cdot 0.3) + (2.99490652 \cdot 0.3) + (1.49745326 \cdot 0.3) + (2.24617989 \cdot 0.3) \\ = 2.24617990$$

$$H2 = (0.74872663 \cdot 0.5) + (2.99490652 \cdot 0.5) + (1.49745326 \cdot 0.5) + (2.24617989 \cdot 0.5) \\ = 3.74363316$$

$$H3 = (0.74872663 \cdot 0.2) + (2.99490652 \cdot 0.2) + (1.49745326 \cdot 0.2) + (2.24617989 \cdot 0.2) \\ = 1.49745326$$

$$H4 = (0.74872663 \cdot 0.4) + (2.99490652 \cdot 0.4) + (1.49745326 \cdot 0.4) + (2.24617989 \cdot 0.4) \\ = 2.99490652$$

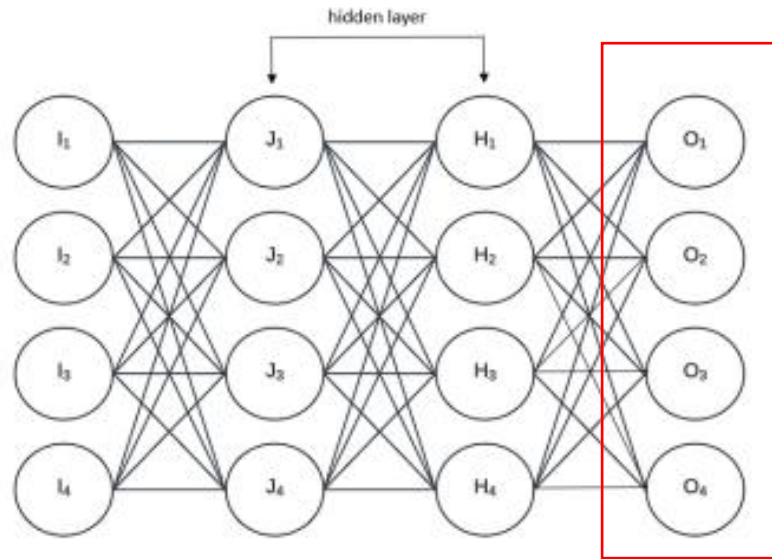
BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

FULLY CONNECTED LAYER

DARI HASIL HIDDEN LAYER H AKAN DIKALIKAN LAGI DENGAN BOBOT YANG BERBEDA LAGI DAN MENGHASILKAN NILAI O1-O4



$$O1 = (2.24617990 \cdot 0.1) + (3.74363316 \cdot 0.1) + (1.49745326 \cdot 0.1) + (2.99490652 \cdot 0.1) = 0.5615$$

$$O2 = (2.24617990 \cdot 0.2) + (3.74363316 \cdot 0.2) + (1.49745326 \cdot 0.2) + (2.99490652 \cdot 0.2) = 0.1142$$

$$O3 = (2.24617990 \cdot 0.3) + (3.74363316 \cdot 0.3) + (1.49745326 \cdot 0.3) + (2.99490652 \cdot 0.3) = 0.0917$$

$$O4 = (2.24617990 \cdot 0.4) + (3.74363316 \cdot 0.4) + (1.49745326 \cdot 0.4) + (2.99490652 \cdot 0.4) = 0.0917$$

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

SOFTMAX ACTIVATION

PADA STUDI KASUS INI MEMILIKI 4 KELAS. SETIAP KELAS DILAKUKAN ONE-HOT ENCODING UNTUK MENGHASILKAN OUTPUT SEPERTI BERIKUT :

- KELAS GREEN : [1, 0, 0, 0]
- KELAS LIGHT : [0, 1, 0, 0]
- KELAS MEDIUM: [0, 0, 1, 0]
- KELAS DARK : [0, 0, 0, 1]

DIASUMSIKAN BAHWA NILAI DARI PERHITUNGAN MENGGUNAKAN INPUT DARI FULLY CONNECTED LAYER DENGAN OUTPUT 0.561500, 0.1142, 0.0917, 0.0917

1. MENGHITUNG DENOMINATOR

$$denominator = e^{0.561500} + e^{0.1142} + e^{0.0917} + e^{0.0917} = 5.692584$$

2. MELAKUKAN PERHITUNGAN SESUAI DENGAN RUMUS

$$Softmax(x_1) = \frac{e^{0.561500}}{5.692584} = 0.36511747$$

$$Softmax(x_2) = \frac{e^{0.1142}}{5.692584} = 0.19198633$$

$$Softmax(x_3) = \frac{e^{0.0917}}{5.692584} = 0.16978345$$

$$Softmax(x_4) = \frac{e^{0.0917}}{5.692584} = 0.23212713$$

DARI HASIL PROBABILITAS TERSEBUT DICARI NILAI TERTINGGI MENJADI ANGKA 1 SEPERTI BERIKUT :

[0.36511747 0.19198633 0.16978345 0.16978345]

[1 0 0 0]

Sehingga hasil akhirnya dari citra inputan awal pada model DenseNet121 menghasilkan probabilitas kelas **Green bean**.

PEMODELAN DENSENET 121

LOSS FUNTION CROSS ENTROPY

FUNGSI LOSS MENGUKUR PERBEDAAN ANTARA PROBABILITAS YANG DIPREDIKSI OLEH MODEL DAN LABEL YANG SEBENARNYA. FUNGSI LOSS INI MEMBERIKAN NILAI YANG MENUNJUKAN SEBERAPA BAIK ATAU BURUK MODEL DALAM MEMPREDIKSI LABEL YANG BENAR.

ASUMSI LABEL SEBENARNYA ADALAH GREEN BEAN YAITU

$Y_1 = 1$, $Y_2 = 0$, $Y_3 = 0$, $Y_4 = 0$, $Y_5 = 0$

[1 0 0 0].

MENGHITUNG LOSS CROSS ENTROPY PADA KELAS PERTAMA
MENGUNAKAN PERSAMAAN

$$Loss = - \sum_{i=0}^n y_i \log(p_i)$$

n = jumlah kelas

y_i = nilai 1 jika kelas sebenarnya adalah kelas ke- i , dan 0 jika bukan.

P_i = probabilitas prediksi untuk kelas ke- i .

KARENA $Y_1 = 1$ MAKA RUMUS CROSS ENTROPY LOSS
DISEDERHANAKAN MENJADI: $Loss = -\log(\text{softmax}(x_1))$

$$Loss = -\log(0.36511747)$$

$$Loss \approx 1.0075$$

DAPAT DISIMPULKAN BAHWA MODEL INI MEMPREDIKSI BIJI KOPI DENGAN
INPUTAN GAMBAR TERSEBUT MENGHASILKAN OUTPUT “**GREEN BEAN**”
DENGAN LOSS SEBESAR **1.0075**

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

BACKPROPAGATION

Setelah loss dihitung, backpropagation digunakan untuk menghitung gradien dari loss terhadap setiap parameter dalam model. Kemudian gradien digunakan untuk memperbarui parameter model melalui algoritma optimisasi seperti Adam.

Untuk cross-entropy loss dengan softmax, derivatifnya adalah:

$$\frac{\partial L}{\partial f_{c0i}} = y_i - t_i \quad \text{dimana } Y_i \text{ adalah output dari softmax dan } T_i \text{ adalah target } [1,0,0,0] \text{ untuk kelas pertama}$$

SEHINGGA

$$\frac{\partial L}{\partial f_{c01}} = 0.36511747 - 1 = -0.63488253$$

$$\frac{\partial L}{\partial f_{c02}} = 0.19198633 - 0 = 0.19198633$$

$$\frac{\partial L}{\partial f_{c03}} = 0.16978345 - 0 = 0.16978345$$

$$\frac{\partial L}{\partial f_{c04}} = 0.16978345 - 0 = 0.16978345$$

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

BACKPROPAGATION

Langkah kedua adalah menghitung turunan output dari FCL setelah melalui fungsi softmax menggunakan persamaan

$$\frac{\partial fc_{01}}{\partial fcl_1} = y_i(1 - y_i)$$

SEHINGGA

$$\frac{\partial fc_{01}}{\partial fcl_1} = 0.36511747(1 - 0.36511747) = 0.231476$$

$$\frac{\partial fc_{02}}{\partial fcl_2} = 0.19198633(1 - 0.19198633) = 0.155282$$

$$\frac{\partial fc_{03}}{\partial fcl_3} = 0.16978345(1 - 0.16978345) = 0.141128$$

$$\frac{\partial fc_{04}}{\partial fcl_4} = 0.16978345(1 - 0.16978345) = 0.141128$$

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

BACKPROPAGATION

Langkah ketiga adalah menghitung turunan bobot dari Fully Connected Layer menggunakan persamaan

$$\frac{\partial L}{\partial w_{i,j}} = \frac{\partial L}{\partial f_{Coi}} \times \frac{\partial f_{Coi}}{\partial f_{Cli}} \times \frac{\partial f_{Cli}}{\partial w_{i,j}}$$

SEHINGGA

Untuk $i = 1$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{1,1}} = -0.63488253 \times 0.231476 \times 0.36511747$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{1,1}} \approx -0.053564$$

Untuk $i = 2$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{2,1}} = 0.19198633 \cdot 0.155282 \cdot 0.36511747$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{2,1}} \approx 0.010899$$

Untuk $i = 3$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{3,1}} = 0.16978345 \cdot 0.141128 \cdot 0.36511747$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{3,1}} \approx 0.008746$$

Untuk $i = 4$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{3,1}} = 0.16978345 \cdot 0.141128 \cdot 0.36511747$$

$$\frac{\partial L}{\partial w_{3,1}} \approx 0.008746$$

Langkah tersebut dilakukan untuk dilanjutkan ke adam optimizer dengan inputan gradien yang baru

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

ADAM OPTIMIZER

Diasumsikan bahwa :

$$\text{Gradien } (G_t) = -0.053564$$

$$\beta_1 = 0.9$$

$$\text{Parameter awal } (\theta) = 0.36511747$$

$$\beta_2 = 0.999$$

$$\text{Learning rate } (\alpha) = 0.001$$

$$\epsilon = 1 \times 10^{-8}$$

melakukan perhitungan untuk satu iterasi, sehingga $t=1$

1. memperbarui bias momen pertama menggunakan persamaan

$$m_t = \beta_1 \cdot m_{t-1} + (1 - \beta_1) \cdot G_t$$

$$m_1 = 0.9 \cdot 0 + (1 - 0.9) \cdot (-0.053564)$$

$$m_1 = 0.1 \cdot (-0.053564) = -0.0053564$$

2. memperbarui bias momen kedua menggunakan persamaan

$$v_t = \beta_2 \cdot v_{t-1} + (1 - \beta_2) \cdot G_t^2$$

$$v_1 = 0.999 \cdot 0 + (1 - 0.999) \cdot (-0.053564)^2$$

$$v_1 = 0.001 \cdot (0.053564^2) = 0.001 \cdot 0.002867 = 0.000002867$$

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

PEMODELAN DENSENET 121

ADAM OPTIMIZER

3. menghitung koreksi bias momen pertama menggunakan persamaan

$$m_t = \frac{m_t}{(1-\beta_1^t)}$$

$$m_1 = \frac{m_1}{(1-\beta_1^t)} = \frac{-0.0053564}{1-0.9} = \frac{-0.0053564}{0.1} = -0.053564$$

4. menghitung koreksi bias momen kedua menggunakan persamaan

$$v_t = \frac{v_t}{(1-\beta_2^t)}$$

$$v_1 = \frac{v_1}{(1-\beta_2^t)} = \frac{0.000002867}{1-0.999} = \frac{0.000002867}{0.001} = 0.002867$$

5. memperbarui parameter menggunakan persamaan

$$\theta_1 = \theta_{t-1} - \alpha \frac{m_t}{\sqrt{v_t + \epsilon}}$$

$$\theta_1 = 0.36511747 - 0.001 \cdot \frac{-0.053564}{\sqrt{0.002867 + 10^{-8}}}$$

$$\theta_1 = 0.36511747 - 0.001 \cdot \frac{-0.053564}{\sqrt{0.002867 + 10^{-8}}}$$

$$\theta_1 = 0.36511747 + 0.001 \cdot 1.0006$$

$$\theta_1 = 0.36511747 + 0.0010006 = 0.36611807$$

Dengan gradien -0.053564 dan parameter awal 0.36511747 , kita melakukan perhitungan untuk satu iterasi dari algoritma Adam. Hasilnya adalah parameter yang diperbarui menjadi 0.36611807 . Hal ini menunjukkan bahwa proses optimasi bergerak ke arah yang tepat, yaitu mengurangi nilai parameter secara bertahap untuk mendekati minimum dari fungsi loss.

ANALISIS KEBUTUHAN PERANGKAT

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Kebutuhan Perangkat Keras		
No	Item	Spesifikasi
1	CPU	<i>Ryzen 7 5700x 8-core processor</i>
2	RAM	32 GB DDR4
3	<i>Storage</i>	512 GB SSD NVME gen 3
Kebutuhan Perangkat Lunak		
1	Sistem Operasi	Windows 11
2	<i>Compiler</i>	<i>Google Colaboratory</i>
3	<i>Programming Language</i>	<i>Python Programming Language</i>



PENGUJIAN SISTEM

RENCANA PENGUJIAN

RENCANA PENGUJIAN AUGMENTASI

No	Augmentasi	Epoch	Learning Rate
1	Horizontal Flip	25	0.001
2			0.0001
3	Horizontal Flip,shear,rotation		0.001
4			0.0001

RENCANA PENGUJIAN HYPERPARAMETER

No	Epoch	Batch size	Learning Rate
5	25	16	0.001
6			0.0001
7		32	0.001
8			0.0001
9	50	16	0.001
10			0.0001
11		32	0.001
12			0.0001

BAB 4

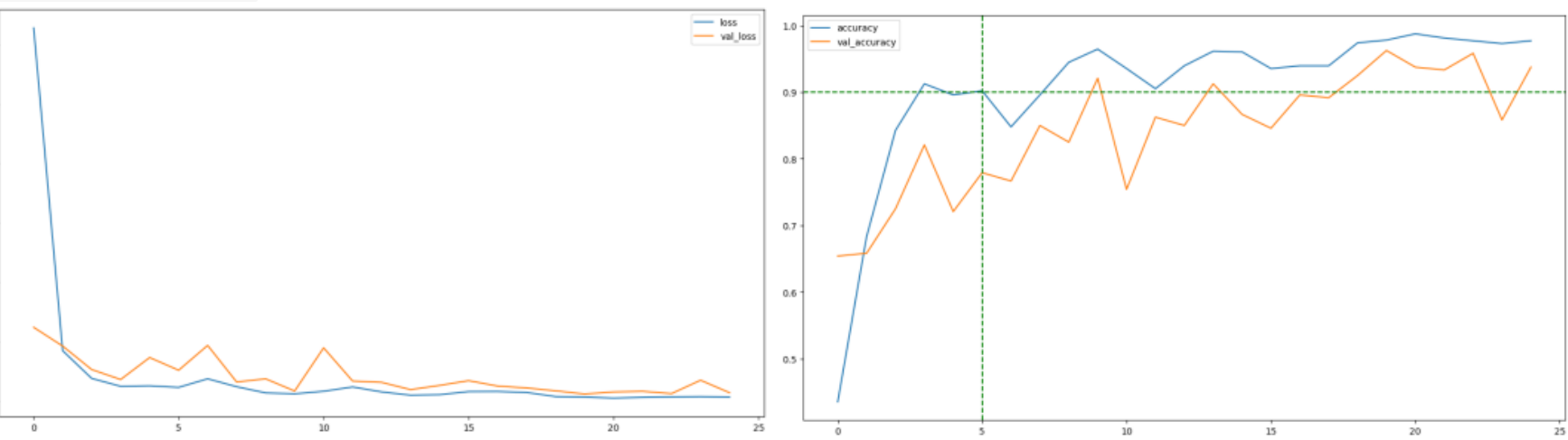
IMPLEMENTASI DAN
PENGUJIAN



PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 1

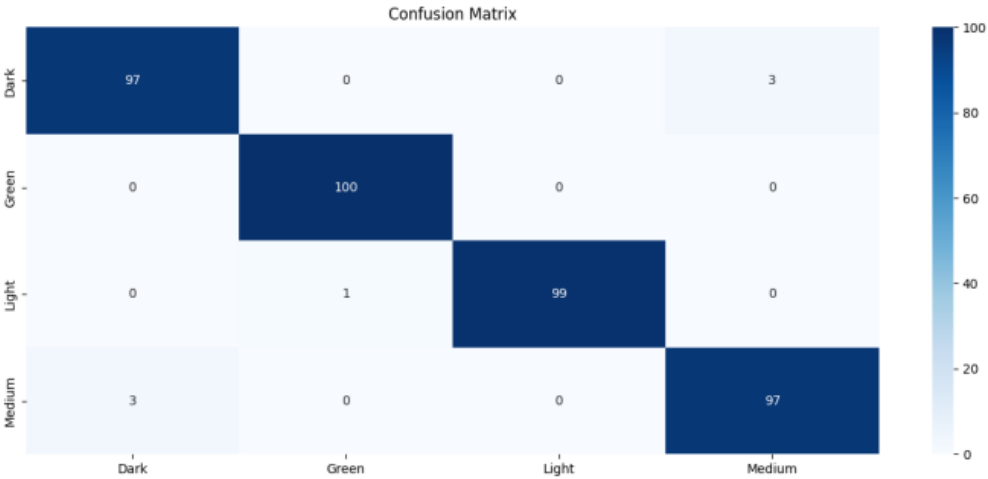
Pengujian pertama melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip dengan epoch 25, dan learning rate sebesar 0.001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.97	0.97	0.97
Green Bean	0.99	1	1
Light Roast	1	0.99	0.99
Medium Roast	0.97	0.97	0.97
Accuracy	0.98		
Average F1-Score	0.9825		

Classification Report

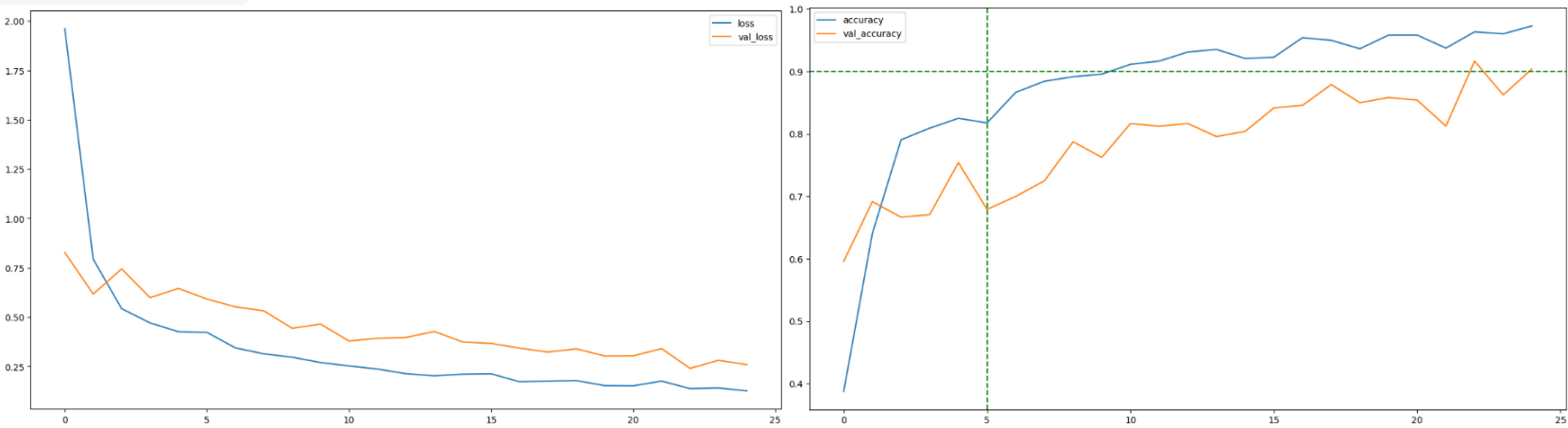


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 2

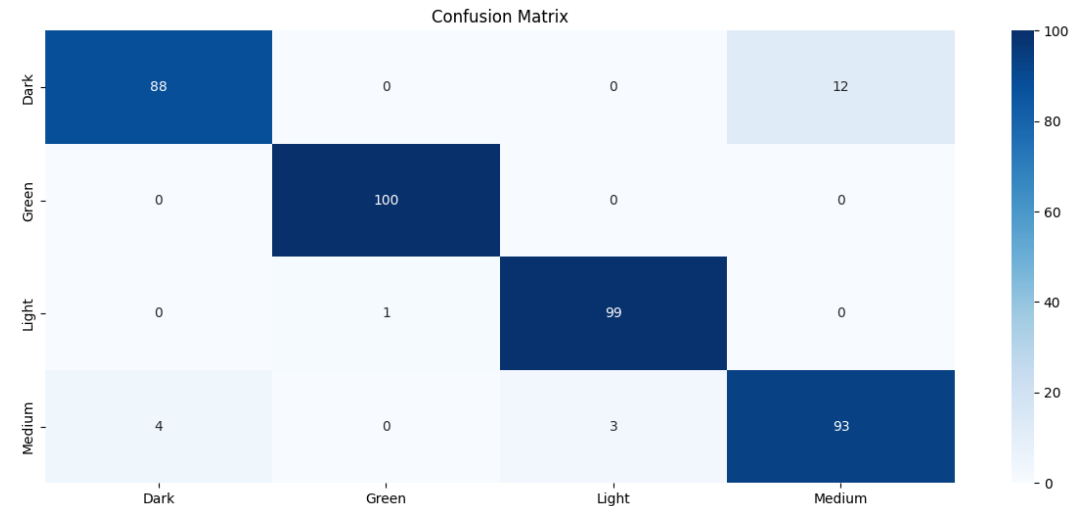
Pengujian kedua melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip dengan epoch 25, dan learning rate sebesar 0.0001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.96	0.88	0.92
Green Bean	0.99	1	1
Light Roast	0.97	0.99	0.98
Medium Roast	0.89	0.93	0.91
Accuracy	0.95		
Average F1-Score	0.95		

Classification Report

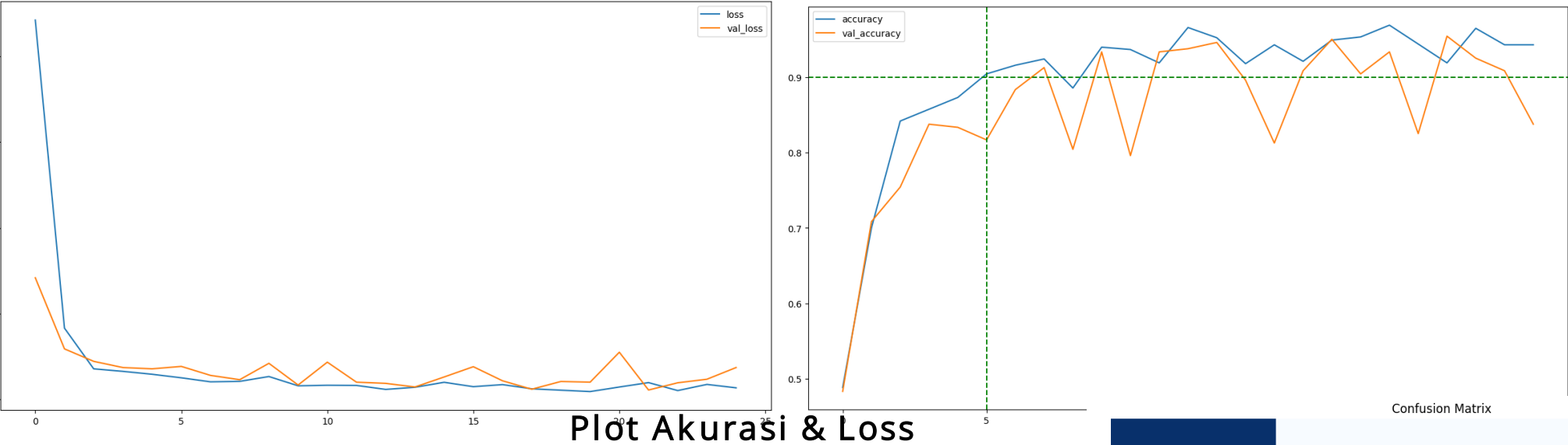


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

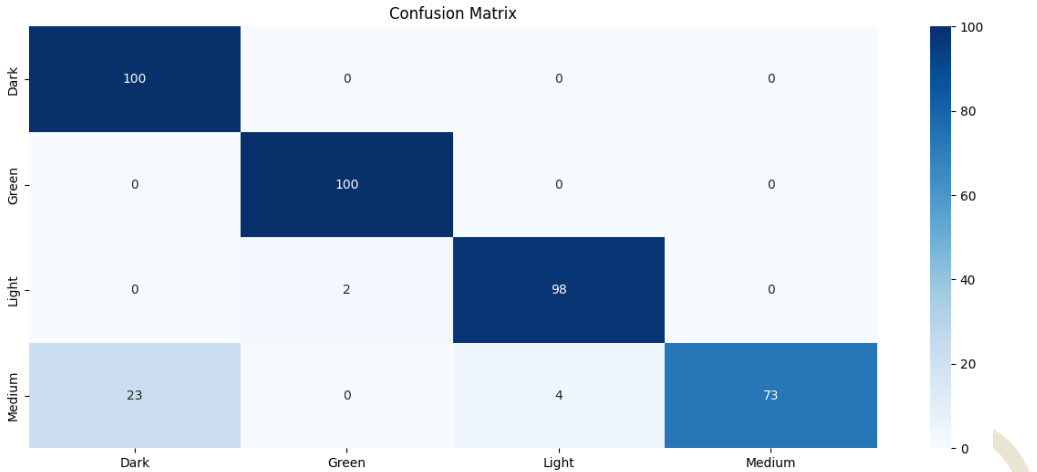
PENGUJIAN 3

Pengujian ketiga melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip,shear,rotation dengan epoch 25, dan learning rate sebesar 0.001



	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.81	1	0.9
Green Bean	0.98	1	0.99
Light Roast	0.96	0.98	0.97
Medium Roast	1	0.73	0.84
Accuracy	0.93		
Average F1-Score	0.93		

Classification Report

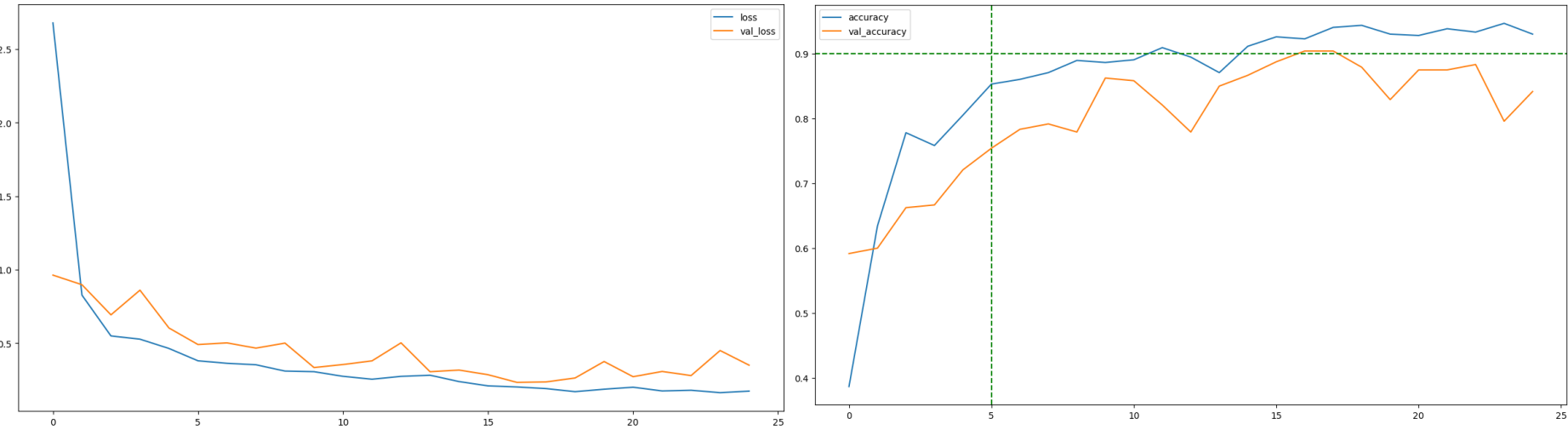


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 4

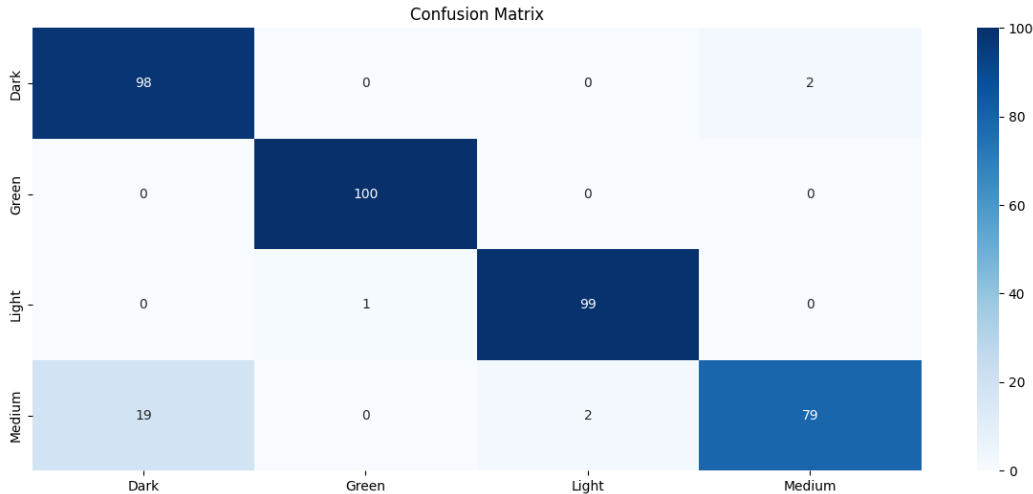
Pengujian keempat melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip ,shear,rotation dengan epoch 25, dan learning rate sebesar 0.0001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.84	0.98	0.9
Green Bean	0.99	1	1
Light Roast	0.98	0.99	0.99
Medium Roast	0.98	0.79	0.87
Accuracy	0.99		
Average F1-Score	0.94		

Classification Report

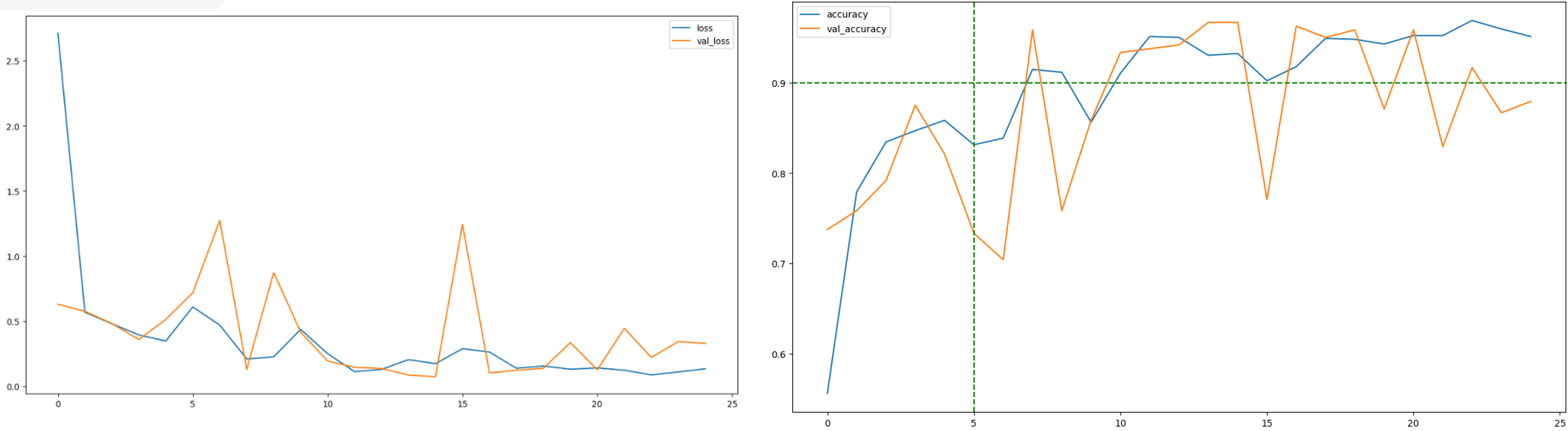


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 5

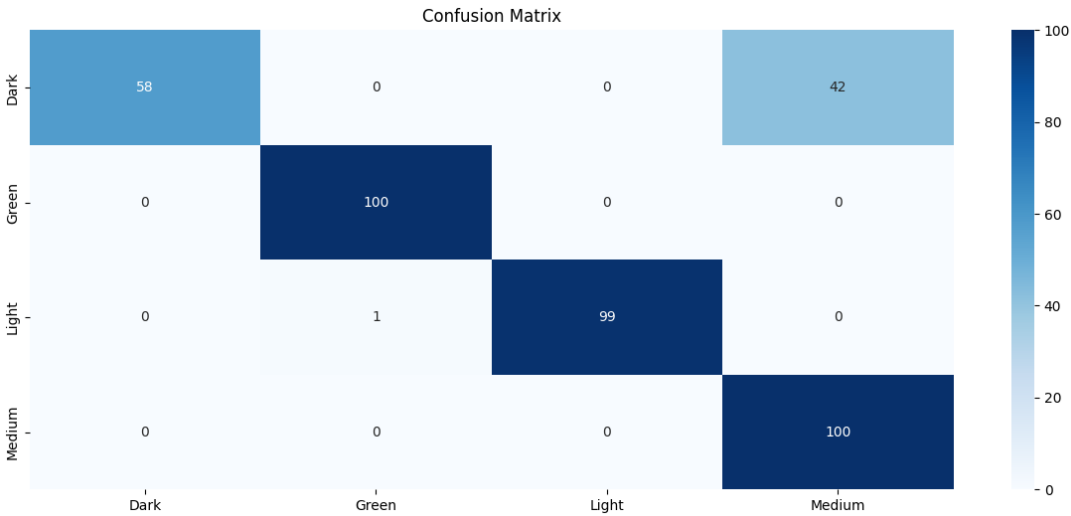
Pengujian kelima melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip ,shear,rotation dengan epoch 25, batch size 16 dan learning rate sebesar 0.001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	1	0.58	0.73
Green Bean	0.99	1	1
Light Roast	1	0.99	0.99
Medium Roast	0.7	1	0.83
Accuracy	0.89		
Average F1-Score	0.89		

Classification Report

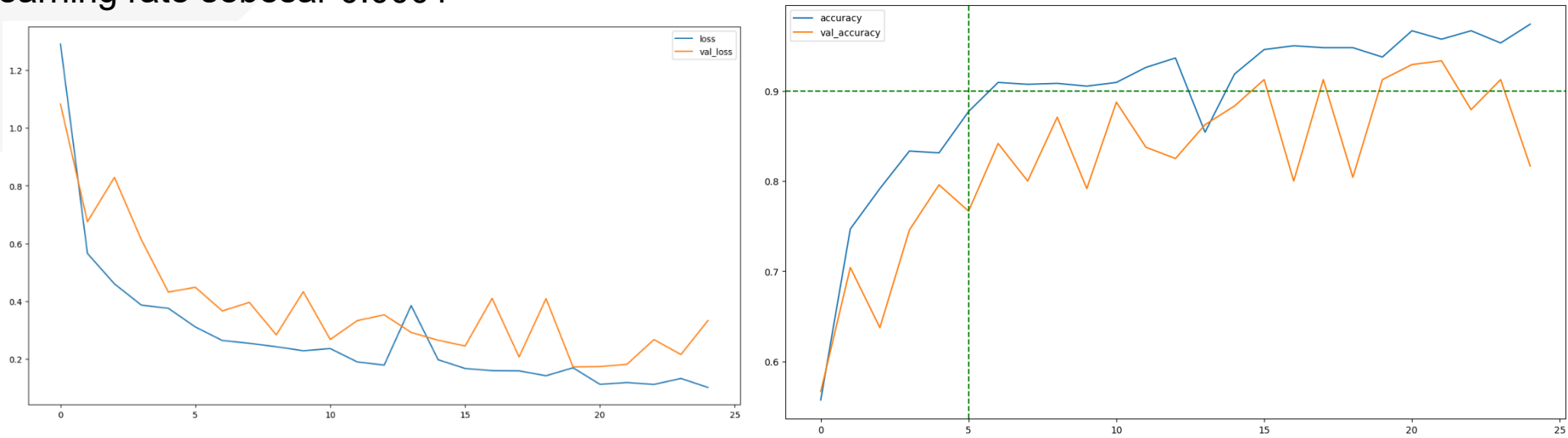


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 6

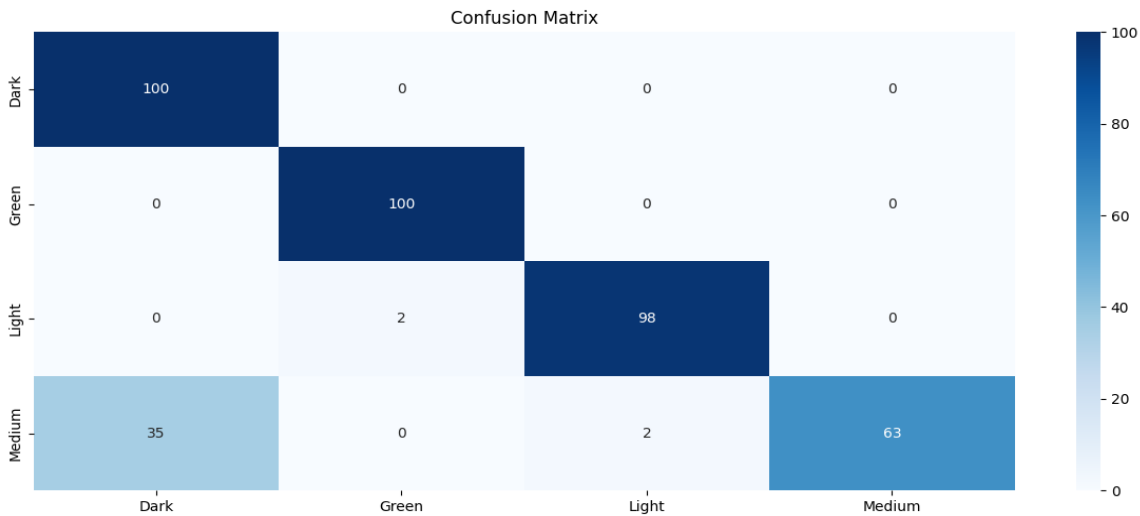
Pengujian keenam melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip ,shear,rotation dengan epoch 25, batch size 16 dan learning rate sebesar 0.0001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.74	1	0.85
Green Bean	0.98	1	0.98
Light Roast	0.98	0.98	0.98
Medium Roast	1	0.63	0.77
Accuracy	0.9		
Average F1-Score	0.89		

Classification Report

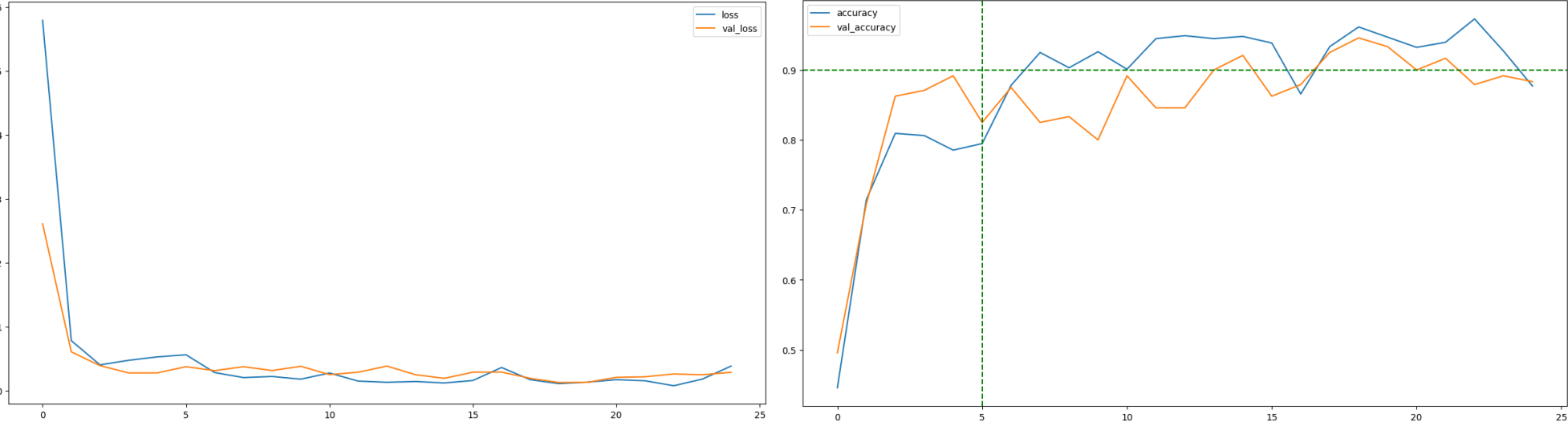


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 7

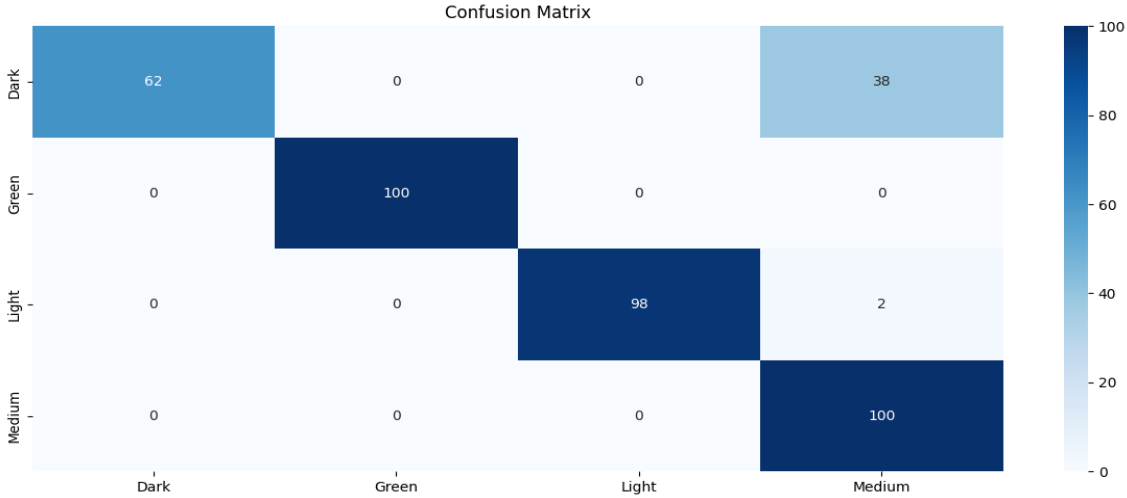
Pengujian keenam melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip ,shear,rotation dengan epoch 25, batch size 32 dan learning rate sebesar 0.001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	1	0.62	0.77
Green Bean	1	1	1
Light Roast	1	0.98	0.99
Medium Roast	0.71	1	0.83
Accuracy	0.9		
Average F1-Score	0.9		

Classification Report

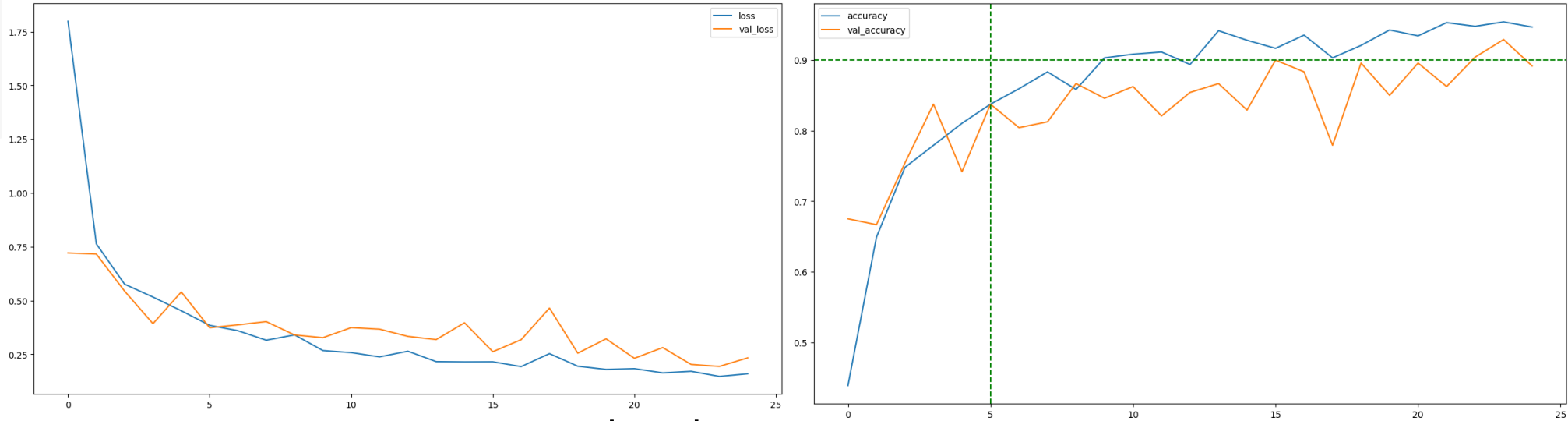


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 8

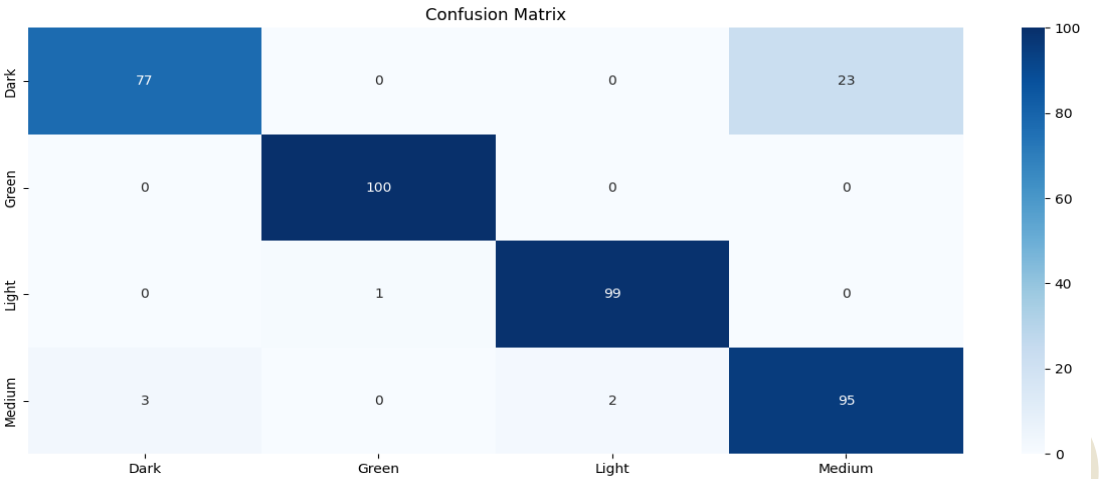
Pengujian kedelapan melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip ,shear,rotation dengan epoch 25, batch size 32 dan learning rate sebesar 0.0001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.96	0.77	0.86
Green Bean	0.99	1	1
Light Roast	0.98	0.99	0.99
Medium Roast	0.81	0.95	0.87
Accuracy	0.93		
Average F1-Score	0.93		

Classification Report

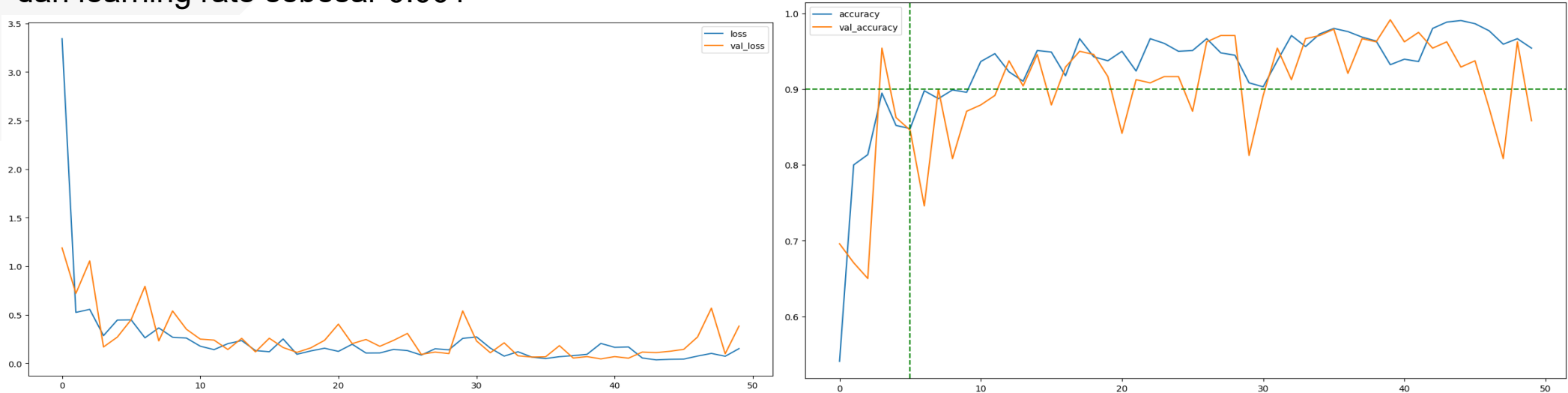


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 9

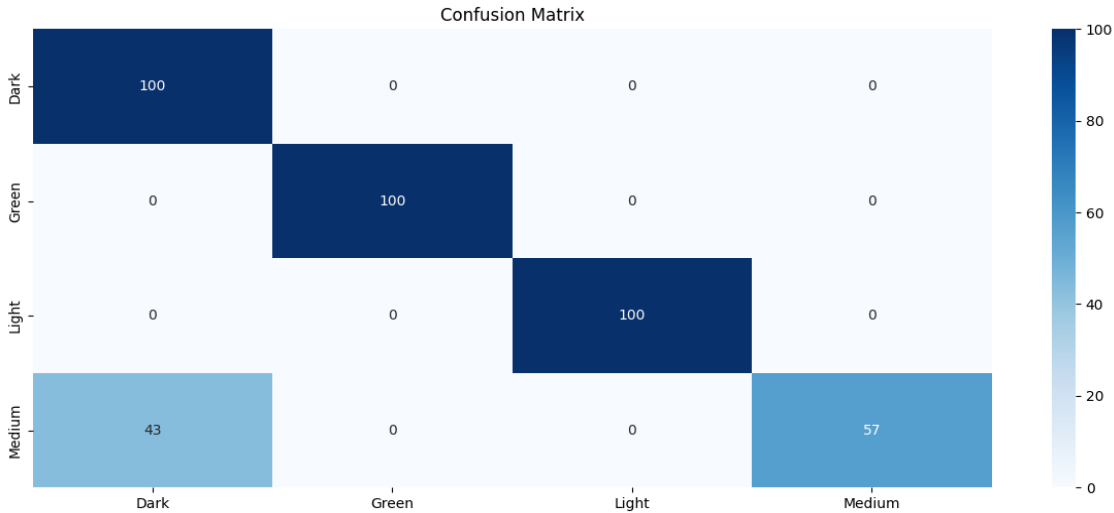
Pengujian kesembilan melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip ,shear,rotation dengan epoch 50, batch size 16 dan learning rate sebesar 0.001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.7	1	0.82
Green Bean	1	1	1
Light Roast	1	1	1
Medium Roast	1	0.57	0.73
Accuracy	0.89		
Average F1-Score	0.89		

Classification Report

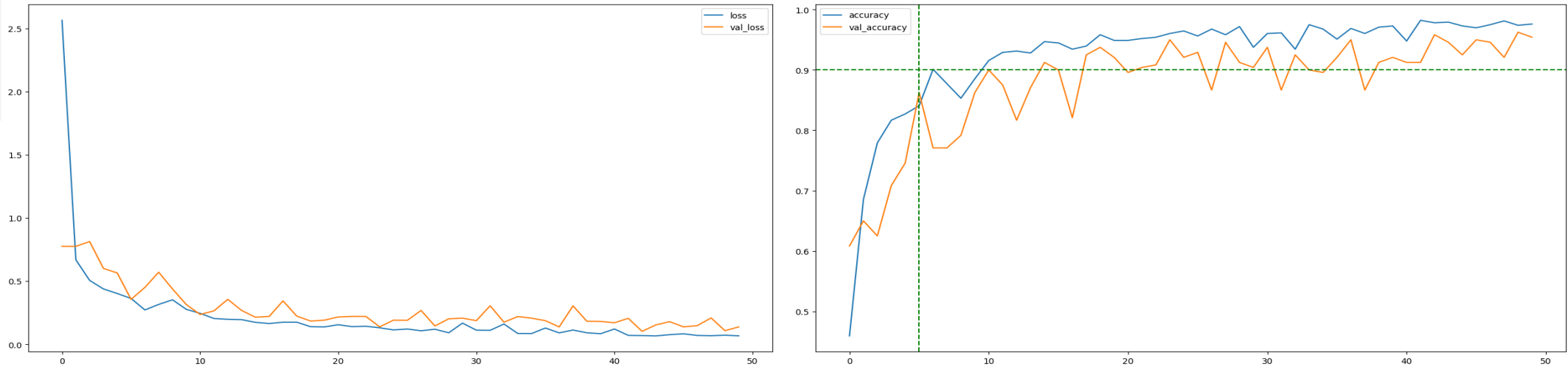


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 10

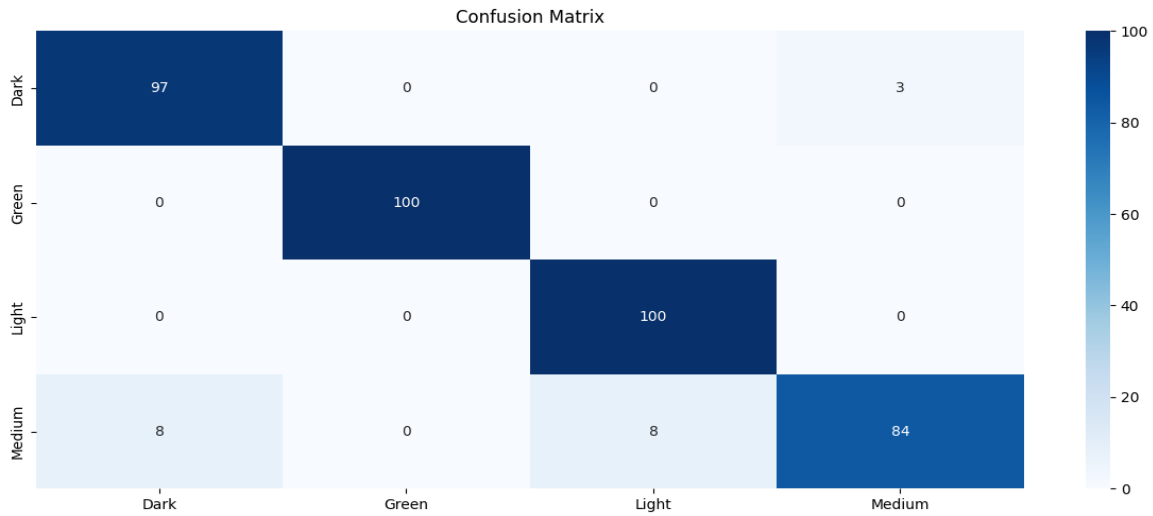
Pengujian kesepuluh melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip ,shear,rotation dengan epoch 50, batch size 16 dan learning rate sebesar 0.0001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.92	0.97	0.95
Green Bean	1	1	1
Light Roast	0.93	1	0.96
Medium Roast	0.97	0.84	0.9
Accuracy	0.95		
Average F1-Score	0.95		

Classification Report

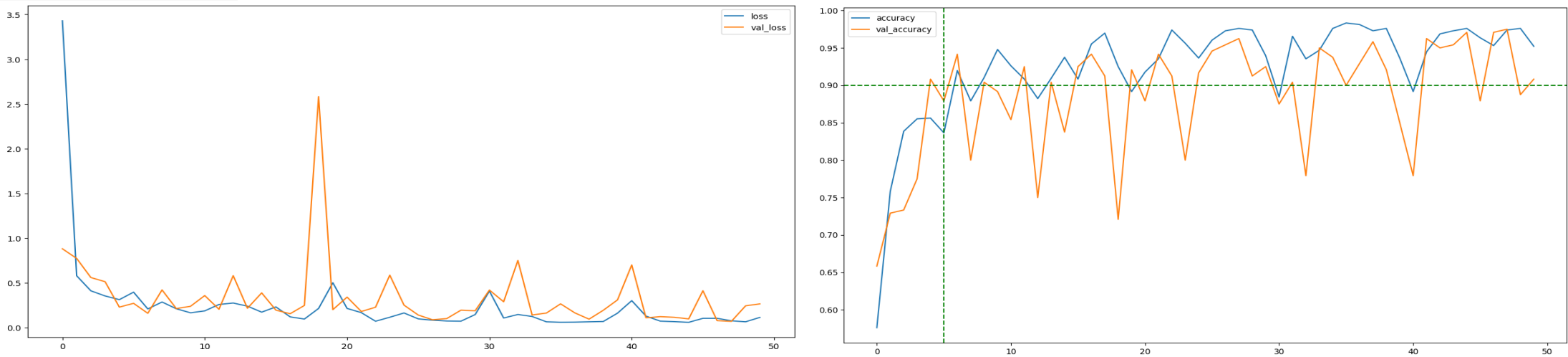


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 11

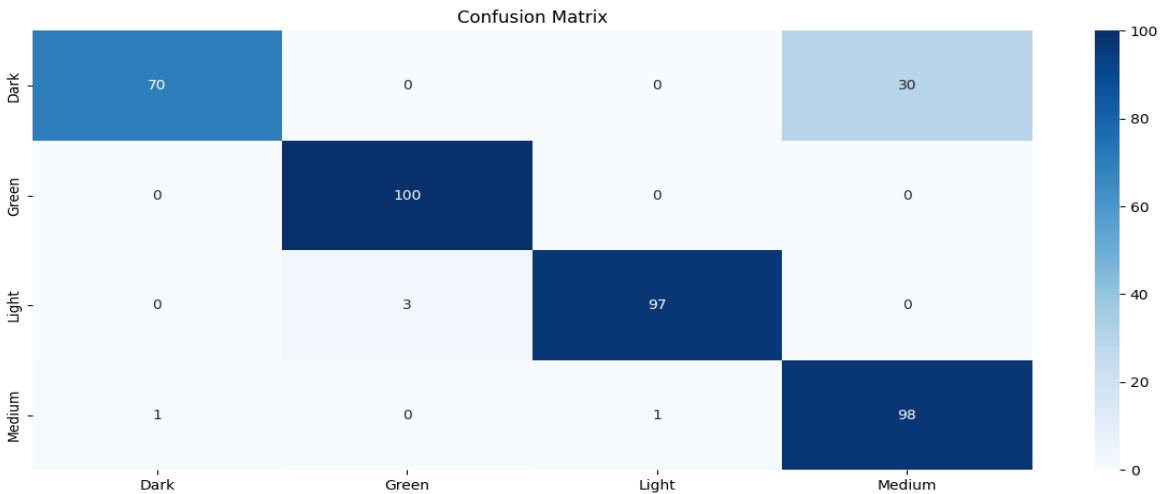
Penguji​an kesebelas melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip ,shear,rotation dengan epoch 50, batch size 32 dan learning rate sebesar 0.001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.99	0.7	0.95
Green Bean	0.97	1	0.99
Light Roast	0.99	0.97	0.98
Medium Roast	0.77	0.98	0.86
Accuracy	0.91		
Average F1-Score	0.91		

Classification Report

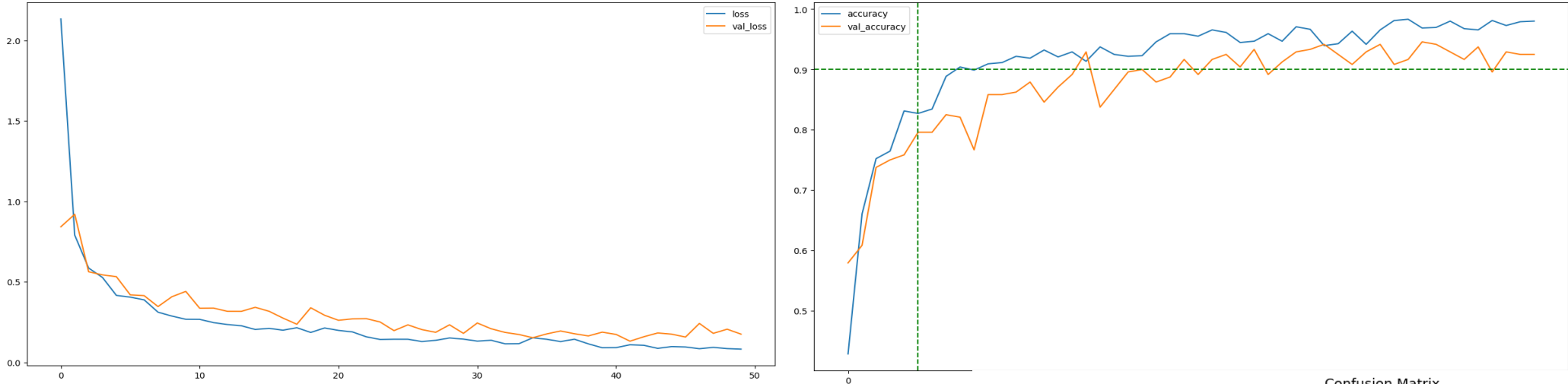


Confusion matrix

PENGUJIAN SISTEM

PENGUJIAN 12

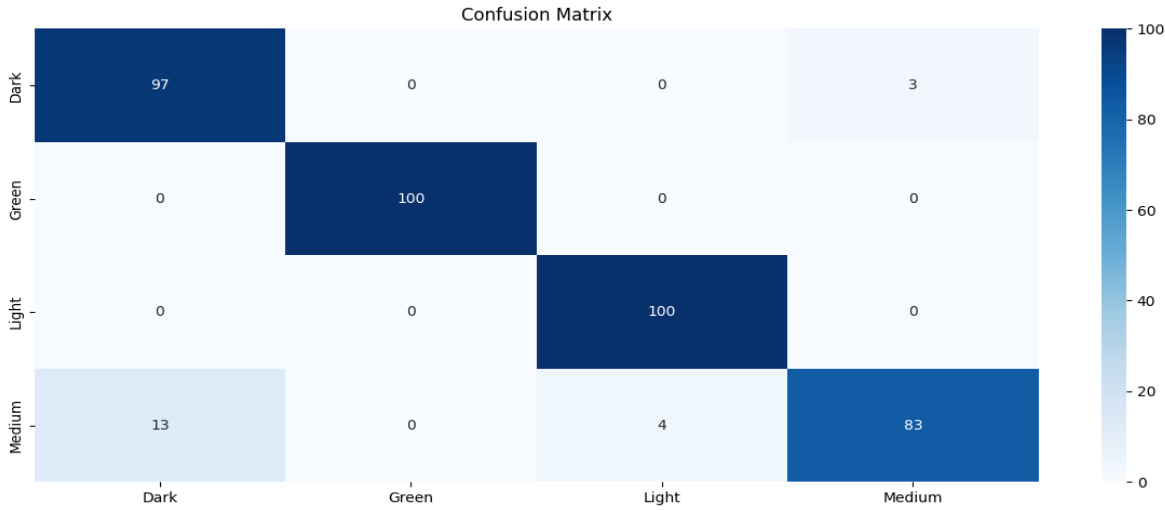
Pengujian keduabelas melibatkan augmentasi citra berupa Horizontal Flip ,shear,rotation dengan epoch 50, batch size 32 dan learning rate sebesar 0.0001



Plot Akurasi & Loss

	Precision	Recall	F1-Score
Dark Roast	0.88	0.97	0.92
Green Bean	1	1	1
Light Roast	0.96	1	0.98
Medium Roast	0.97	0.83	0.89
Accuracy	0.95		
Average F1-Score	0.95		

Classification Report



Confusion matrix

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN



PEMBAHASAN

Pengujian	Akurasi	Precision	F1-Score	Loss	Epoch	Learning rate
Pengujian 1	0.98	0.98	0.98	0.0702	25	0.001
Pengujian 2	0.95	0.95	0.95	0.1237	25	0.0001
Pengujian 3	0.93	0.93	0.93	0.1849	25	0.001
Pengujian 4	0.94	0.95	0.94	0.1996	25	0.0001
Pengujian 5	0.89	0.92	0.89	0.1780	25	0.001
Pengujian 6	0.9	0.93	0.9	0.1051	25	0.0001
Pengujian 7	0.9	0.93	0.9	0.3245	25	0.001
Pengujian 8	0.93	0.93	0.93	0.1799	25	0.0001
Pengujian 9	0.89	0.92	0.89	0.1131	50	0.001
Pengujian 10	0.94	0.93	0.94	0.0688	50	0.0001
Pengujian 11	0.91	0.93	0.91	0.0941	50	0.001
Pengujian 12	0.95	0.95	0.95	0.0923	50	0.0001

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN



PEMBAHASAN

PENGUJIAN AUGMENTASI

Pengujian 1	0.98	0.98	0.98	0.0702	25	0.001
Pengujian 2	0.95	0.95	0.95	0.1237	25	0.0001
Pengujian 3	0.93	0.93	0.93	0.1849	25	0.001
Pengujian 4	0.94	0.95	0.94	0.1996	25	0.0001

Pada pengujian pertama Hanya menggunakan augmentasi **Horizontal Flip** dan learning rate yang **tidak terlalu kecil (0.001)**. Hal ini menjaga model agar tidak terlalu hati-hati saat belajar (tidak terlalu lambat convergence). Dan Hanya **sedikit misclass** pada “Medium Roast” dan “Dark Roast”, yang bisa dianggap minor error.

Pada pengujian kedua akurasi menurun jadi 95% dan terjadi salah klasifikasi yang cukup banyak pada kelas “dark roast” . Lalu pada pengujian ketiga Kombinasi **augmentasi beragam (flip, shear, rotation)** menyebabkan **overfitting atau noise terlalu besar**, terutama pada “Medium Roast” (Recall hanya 0.73)
Dan pada pengujian keempat Meskipun akurasi tinggi (**0.94**), tetapi **F1-Score Medium Roast rendah (0.87)** dan **terjadi salah klasifikasi Medium–Dark yang besar (19 salah)** yang artinya model mungkin terlalu percaya diri pada kelas tertentu (bias).

Pengujian 1 adalah yang paling optimal karena berhasil mencapai akurasi tinggi, distribusi metrik yang seimbang, stabilitas pelatihan yang baik, dan augmentasi yang tidak berlebihan. Ini menunjukkan model mampu generalisasi dengan baik tanpa overfitting atau underfitting.

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN



PEMBAHASAN

PENGUJIAN HYPERPARAMETER

Pengujian 5	0.89	0.92	0.89	0.1780	25	0.001
Pengujian 6	0.9	0.93	0.9	0.1051	25	0.0001
Pengujian 7	0.9	0.93	0.9	0.3245	25	0.001
Pengujian 8	0.93	0.93	0.93	0.1799	25	0.0001
Pengujian 9	0.89	0.92	0.89	0.1131	50	0.001
Pengujian 10	0.94	0.93	0.94	0.0688	50	0.0001
Pengujian 11	0.91	0.93	0.91	0.0941	50	0.001
Pengujian 12	0.95	0.95	0.95	0.0923	50	0.0001

Berdasarkan delapan pengujian yang dilakukan (Pengujian 5 hingga 12), dapat disimpulkan bahwa konfigurasi model dengan **learning rate sebesar 0.0001**, **epoch sebanyak 50**, dan **batch size 32** (Pengujian 12) memberikan hasil terbaik secara keseluruhan. Hal ini ditunjukkan oleh **akurasi dan rata-rata F1-Score tertinggi sebesar 0.95**, serta distribusi prediksi yang merata pada confusion matrix, di mana seluruh kelas—termasuk kelas yang sebelumnya sulit seperti "Dark Roast"—mampu dikenali dengan baik. Dibandingkan pengujian lain, konfigurasi ini menunjukkan kestabilan pada grafik akurasi dan loss, serta ketepatan tinggi dalam prediksi semua kelas. Dengan demikian, kombinasi parameter tersebut sangat direkomendasikan untuk digunakan dalam pelatihan model klasifikasi citra kopi ini karena mampu meningkatkan performa generalisasi model secara signifikan.

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN



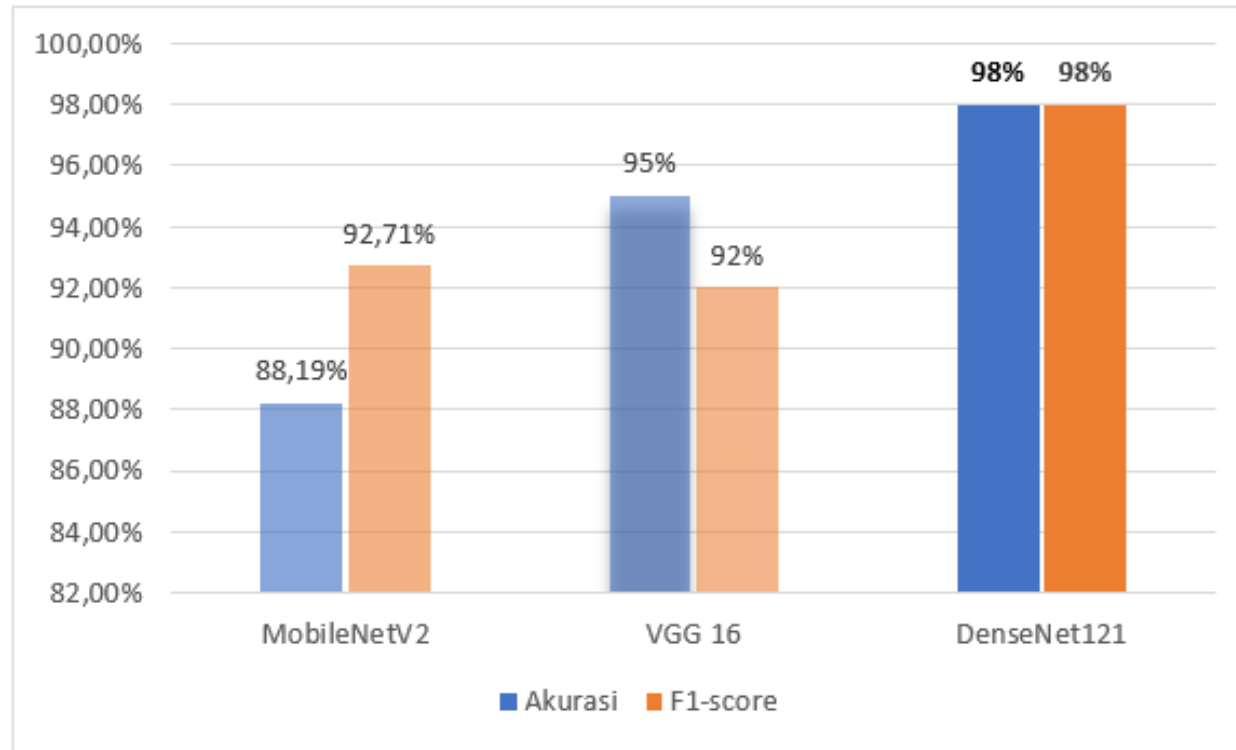
KESIMPULAN HASIL PENGUJIAN

Meskipun Pengujian 12 memiliki kombinasi parameter yang optimal untuk kasus umum, **secara metrik performa, Pengujian 1 adalah yang terbaik**. Dengan **akurasi 0.98** dan **F1-score 0.9825**, serta distribusi prediksi yang nyaris sempurna, Pengujian 1 lebih unggul secara keseluruhan. Model juga konvergen lebih cepat (epoch hanya 25) dengan learning rate yang lebih besar, menunjukkan bahwa dalam kondisi ini, model dapat belajar dengan cepat dan efektif tanpa overfitting.

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

PEMBAHASAN



Pada penelitian yang dilakukan oleh Nailul Fikri Nasution pada *MobileNetV2* Dengan melakukan pengujian hyperparameter, didapatkan performansi model dengan learning rate 0.0001, batch size 16, dan epoch 30. Menghasilkan nilai Akurasi 88,19% dan F1-score 92,71%. Dan penelitian yang dilakukan oleh Murinto Kusno pada *VGG16* dengan menggunakan parameter learning rate 0,0001 dan epoch 25 menghasilkan akurasi sebesar 95% dan F1-score sebesar 92%. Arsitektur DenseNet121 terbukti efisien dalam mengklasifikasikan biji kopi dengan spesifikasi model yang digunakan yaitu learning rate 0.001 batch size 32 dan epoch 25 yang menghasilkan akurasi sebesar 98% dan f1-score 98%.

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN



KESIMPULAN

- Pada penelitian ini telah mengimplementasikan metode convolutional neural network (CNN) dengan arsitektur DenseNet121 untuk mengklasifikasi biji kopi berdasarkan tingkat kematangan berhasil di lakukan.
- Performa arsitektur DenseNet121 pada Klasifikasi biji kopi berdasarkan tingkat kematangan menunjukan kinerja yang baik yang hasil akurasi terbesarnya adalah 98% dengan loss 0.0702 pada model pengujian ke 1