

# Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Menggunakan Pendekatan Deep Learning Dengan Arsitektur DenseNet-121 dan Augmentasi Data

Rizkiya Indah Permata, Febi Yanto\*, Elvia Budianita, Iwan Iskandar, Fadhilah Syafria

Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: <sup>1</sup>12050120402@students.uin-suska.ac.id, <sup>2,\*</sup>febiyanto@uin-suska.ac.id, <sup>3</sup>elvia.budianita@uin-suska.ac.id,

<sup>4</sup>iwan.iskandar@uin-suska.ac.id, <sup>5</sup>fadhilah.syafria@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: Febiyanto@uin-suska.ac.id

Submitted: 20/06/2024; Accepted: 26/06/2024; Published: 27/06/2024

**Abstrak**—Mangga merupakan buah musiman yang ada di Indonesia. Pada daratan rendah dan beriklim panas, tanaman mangga ini dapat tumbuh dengan subur. Masyarakat yang memanfaatkan buah mangga pada umumnya melihat tingkat kematangan buah mangga pada karakteristik buah mangga itu sendiri yang memerlukan klasifikasi yang lebih tepat agar lebih pasti. Pengklasifikasian secara tradisional terkadang gagal untuk mengartikulasikan kriteria kematangan dengan benar. Penelitian ini mengklasifikasi kematangan buah mangga menggunakan pendekatan deep learning dengan arsitektur densenet-121, parameter, learning rate, dropout, dan augmentasi data. Augmentasi merupakan proses mengubah atau memodifikasi gambar sedemikian rupa sehingga komputer akan mendeteksi bahwa gambar yang diubah tersebut adalah gambar yang sama. Jumlah dataset asli sebanyak 895 data, setelah diaugmentasi menjadi sebanyak 1790 data terdiri dari tiga kelas yaitu mangga masak, mangga muda, dan mangga busuk. Pengujian membandingkan antara data asli dan data asli yang di tambahkan dengan augmentasi. Akurasi menggunakan data asli sebesar 95.95%. Sedangkan menggunakan data asli yang digabungkan dengan augmentasi mendapatkan akurasi 99.73%.

**Kata Kunci:** Klasifikasi; Deep Learning; Densenet-121; Mangga

**Abstract**—Mango is a seasonal fruit in Indonesia. In lowland areas and hot climates, this mango plant can grow abundantly. People who use mangoes generally focus more on the characteristics of the fruit which require a more precise classification to be more certain. Traditional classifications sometimes fail to properly articulate maturity criteria. This research classifies mango ripeness using a deep learning approach with densenet-121 architecture, parameters, learning rate, dropout, and data augmentation. Augmentation is the process of changing or modifying an image in such a way that the computer will detect that the image has been changed is the same picture. The original dataset was 895 data, after being augmented it became 1790 data consisting of three classes, namely ripe mango, young mango, and rotten mango. The test compares the original data and the original data added with augmentation. Accuracy using original data is 95.95%. Meanwhile, using original data combined with augmentation gets an accuracy of 99.73%

**Keywords:** Classification; Deep Learning; Densenet-121; Mango

## 1. PENDAHULUAN

Orang Indonesia mengenal buah mangga yang merupakan buah musiman. Di daratan rendah dan beriklim panas, tanaman mangga ini dapat tumbuh dengan subur. Masyarakat yang memanfaatkan buah mangga umumnya lebih berpatokan pada karakteristik buah yang memerlukan klasifikasi yang lebih tepat agar lebih pasti [1]. Pada penelitian yang akan dilakukan ini merujuk pada mangga harum manis. Dalam kasus kematangan buah mangga harum manis ini terkadang ada buah mangga yang memiliki warna yang cukup matang tetapi masih terasa asam, begitu pun sebaliknya [2]. Dalam proses panen petani harus mangga harus memilih secara manual satu persatu. Proses memilih manual ini memerlukan waktu yang lama dan juga berpotensi salah dalam menentukan kematangan buah mangga tersebut [3]. Pengklasifikasian secara tradisional terkadang gagal untuk mengartikulasikan kriteria kematangan dengan benar [4]. Oleh karena itu dibutuhkan sebuah teknologi yang dapat memudahkan pemanen dalam memilih buah mangga dengan menggunakan teknologi *deep learning* dengan arsitektur DenseNet-121 dan Augmentasi data dalam proses pengklasifikasian kematangan buah mangga.

Deep learning adalah evolusi teknologi machine learning yang menggunakan algoritma berdasarkan hukum matematika yang bertindak seperti otak manusia. Salah satu aplikasi deep learning adalah pada image processing dan pengolahan citra digital [5]. Pada penelitian ini dataset yang digunakan untuk tahapan preprocessing memiliki 2 tipe yaitu mangga kupas dan mangga tidak dikupas. Percobaan penelitian dengan menggunakan deep learning mendapatkan akurasi sebesar 98% [4]. Deep learning ini terdapat berbagai macam arsitektur yang dimana salah satunya ialah DenseNet.

DenseNet adalah arsitektur modern CNN untuk pengenalan objek visual yang canggih dengan parameter lebih sedikit [6]. Pada penelitian yang sudah dilakukan dengan menggunakan DenseNet-121 untuk mengidentifikasi pasien covid-19 menggunakan klasifikasi gambar CT dengan akurasi keseluruhan adalah 92% dan perolehannya adalah 95% [6]. Pada penelitian ini menggunakan Augmentasi data. Augmentasi yang digunakan yaitu *gaussian blur*.

Augmentasi data adalah suatu proses dalam pengolahan data gambar. Augmentasi merupakan proses mengubah atau memodifikasi gambar sedemikian rupa sehingga computer akan mendeteksi bahwa gambar yang diubah tersebut adalah gambar yang sama [7]. Tujuan dari augmentasi blur adalah untuk meningkatkan kinerja model atau meningkatkan keberlanjutan gambar dengan memperkenalkan variasi atau noise ke dataset. Penelitian ini juga menggunakan optimizer ADAM.

Optimisasi dapat diartikan sebagai suatu bentuk untuk mengoptimalkan sesuatu hal yang sudah ada ataupun merancang dan membuat sesuatu secara optimal. Pada penelitian yang telah dilakukan metode ADAM terbukti lebih akurat dibandingkan dengan SGD dan Adelta yang mana metode ADAM mencapai akurasi sebesar 83% [8].

Penelitian terkait sebagai landasan pada penelitian ini yang dilakukan oleh bagus [9] klasifikasi kematangan buah mangga berdasarkan Tingkat kematangan dengan menggunakan least-squares support vector machine hasil klasifikasi LS-SVM dengan menggunakan metode GLCM dan K-means Clustering untuk ekstraksi fitur mendapatkan nilai akurasi sebesar 98,33% pada data uji. Penelitian selanjutnya color grading system to classify ripeness off apple mango fruit yang dilakukan oleh prayogi dan Budiman [10] Uji validasi menggunakan k-fold sebesar 7, 9, dan 11 dengan rata-rata akurasi 90.61%, 91.41%, dan 90.82%. Akurasi tertinggi dengan nilai 91.41% pada k-fold 9 sedangkan pada k-fold 11 akurasinya lebih rendah tetapi mempunyai nilai standar deviasi paling kecil. Standar deviasi kecil menyatakan bahwa akurasinya lebih stabil dibandingkan yang lain. Penelitian selanjutnya Amelia [11] perbandingan metode deep learning dan machine learning untuk klasifikasi (uji coba pada data penyakit kangker) Dengan akurasi metode machine learning sebesar 97.0803% dan deep learning sebesar 98.5401%. Nilai MSE pada pengklasifikasian menggunakan FFNN adalah sebesar 0.0814, sedangkan pada RBM sebesar 0.0584.

Penelitian terkait lainnya yang dilakukan Gottapu [12] DenseNet for anatomical brain segmentation Hasilnya menunjukkan bahwa pendekatan kami dapat melakukan segmentasi secara akurat. Penelitian selanjutnya Fitrianiingsih [3] klasifikasi jenis mangga menggunakan algoritma CNN Proses klasifikasi menggunakan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) dengan 3layer convolution 16,32 dan 64, juga menggunakan optimizer Adam. Dilakukan 4 skenario percobaan untuk mencari nilai akurasi terbaik dengan membedakan learning rate dan batch size. Dari hasil pengujian dengan confusion matrix nilai akurasi terbaik dihasilkan dari hyperparameter input size 100x100, epoch 100, learning rate 0,001 dan batch size 15 dengan nilai accuracy 99,56%, precision 100%, recall 100%, dan f1-score 100%. Penelitian yang dilakukan arkadia [13] Klasifikasi Buah Mangga Badami Untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN Pengujian ini dengan memakai citra sebanyak 25 citra sebagai citra uji dan 179 citra sebagai citra latih dari 204 total citra. Dengan akurasi pengujian model sebesar 97,2%. Penelitian Chauhan [14] *Optimization and fine-tuning of DenseNet model for classification of COVID-19 cases in medical imaging* Pengoptimal adamx dengan fungsi kerugian cross entropy dan penjadwalan stepL memiliki kinerja lebih baik dengan akurasi 98,45% untuk gambar CXR normal-sehat dan akurasi 98,32% untuk gambar Covid-19.

Penelitian terkait selanjutnya yaitu yang dilakukan Nana [5] Optimasi klasifikasi buah anggur menggunakan data augmentasi dan CNN Optimalisasi klasifikasi dilakukan pada citra buah anggur menggunakan dua model pengujian yaitu model Sequential dan model on-top VGG16 yang beroperasi pada website aplikasi *Google Collabs* dan keras. Nilai untuk model sequential dengan akurasi 98,54% dan loss sebesar 0,027% untuk model on-top VGG16 nilai akurasinya adalah 99,37% dan nilai lossnya 0.029%. penelitian Finis Hermanto [1] klasifikasi kematangan buah mangga madani berdasarkan bentuk dengan jaringan syaraf tiruan metode perceptron penelitian ini data latih dan data uji yang digunakan masing-masing 40 citra buah mangga madani diantaranya 10 citra mentah, 10 citra cukup matang, 10 citra matang, dan 10 citra sangat matang. Pada proses data uji yang di hasilkan mendapatkan tingkat akurasi pengujian 50%. Penelitian Niki Nurdayani [9] klasifikasi kematangan buah mangga harum manis berdasarkan normalisasi warna menggunakan metode fuzzy logic berbasis web Data yang digunakan sebanyak 48 data citra mangga dengan rincian 36 data latih dan 12 citra manggasebagai data uji. Sehingga dari data latih dan data uji tersebut menghasilkan nilai akurasi yang diperoleh menggunakan normalisasi warna dan fuzzy logic sebesar 40%.

Penelitian selanjutnya Wikarta [15] mengatakan bahwa hasil training CNN menunjukan bahwa optimizer SGD memiliki akurasi terendah yakni sebesar 0,7577, sementara optimizer ADAM memiliki akurasi tertinggi dengan nilai 0,9654. Oleh karena itu pada penelitian yang telah dilakukan akan menggunakan optimizer jenis ADAM, memiliki akurasi yang terbaik dibandingkan yang lain. Penelitian setiawan [16] melakukan ujicoba terhadap optimasi adam yang menghasilkan nilai akurasi terbaik dengan arsitektur AlexNet yaitu 90,7%, sensitivitas 93,5%, dan spesifisitas 88,3%. Penelitian Rachman [17] melakukan klasifikasi dengan menggunakan CNN (1D Convolution) menempati posisi paling baik dengan nilai akurasi training mencapai 97%. Posisi kedua adalah bidirectional LSTM dengan nilai akurasi training mencapai 94% mengungguli LSTM dan Simple RNN. Sedangkan posisi terendah adalah Neural Network (tanpa word embedding) dengan nilai akurasi training hanya 86%. Sedikit lebih rendah jika dibandingkan dengan NN dengan word embedding.

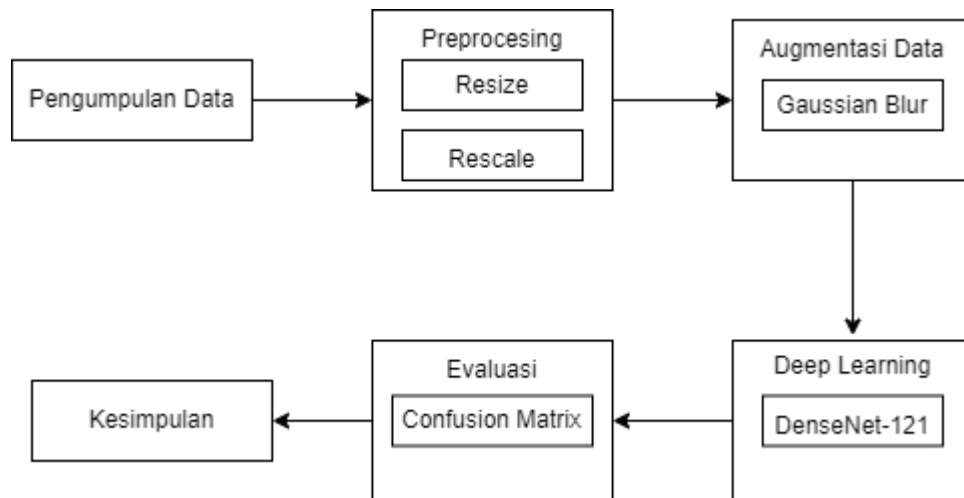
Berdasarkan melihat latar belakang, maka yang menjadi tujuan penelitian ini adalah pengklasifikasian kematangan buah mangga menggunakan pendekatan deep learning dengan arsitektur DenseNet-121 dan augmentasi data gaussian blur.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini terdapat dua proses klasifikasi yaitu proses yang akan menggunakan augmentasi data dan tanpa augmentasi data. Pada proses penggunaan data asli proses augmentasi data tidak dilakukan. Setelah tahapan processing dilanjutkan ke tahap deep learning. Sedangkan, pada proses augmentasi data, tahap augmentasi dilakukan sesuai dengan tahapan penelitian. Pada kelas mangga matang terdapat sebanyak 297 data, mangga mudah sebanyak 298 data, dan mangga busuk sebanyak 300 data.

Gambar 1 merupakan tahapan penelitian yang akan dilakukan untuk klasifikasi kematangan citra mangga pada penelitian yang akan dilakukan.












Gambar 1. Tahapan Penelitian

## 2.2 Pengumpulan Data

Dataset citra mangga dalam penelitian ini diperoleh dari sebuah dataset public kaggle [18] (iansangaji, 2022). Alasan penggunaan dataset ini ialah bersifat publik dan dapat diakses oleh peneliti lain. Penggunaan dataset publik memudahkan perbandingan performa yang akan dilakukan oleh peneliti selanjutnya [19]. Dataset yang didapat sebanyak 895 data yang dibagi menjadi tiga kelas. Datasets mangga ini terdiri dari tiga kelas yaitu mangga matang, mangga muda, dan mangga busuk. Pada kelas mangga matang terdapat sebanyak 297 data, mangga muda sebanyak 298 data, dan mangga busuk sebanyak 300 data. Contoh kelas pada dataset buah mangga dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Dataset Berdasarkan Label Klasifikasi

No	Label Klasifikasi	Contoh Dataset		
1	Mangga Matang			
2	Mangga Mentah			
3	Mangga Busuk			

Setiap citra yang akan digunakan untuk proses training dan testing akan melalui tahap resize dengan ukuran 224x224 piksel. Hal ini dilakukan agar semua data memiliki ukuran piksel yang sama. Dataset yang sudah terbagi dalam beberapa bagian akan dilakukan proses labelling dengan kategori yang sudah ditentukan. Selanjutnya proses augmentasi data yaitu memperbanyak dataset dengan cara melakukan pengolahan citra seperti gaussian blur.

Data yang dikumpulkan yaitu citra buah mangga yang terdiri dari 3 kelas yaitu mangga matang, mangga mentah, dan mangga busuk. Data tersebut merupakan data sekunder yang didapatkan dari website penyedia dataset yaitu Kaggle. Dataset yang digunakan sebanyak 895 citra. Pada kelas mangga matang terdapat sebanyak 297 data, mangga muda sebanyak 298 data, dan mangga busuk sebanyak 300 data.

## 2.3 Preprocessing

Setelah dilakukannya tahap pengumpulan data maka selanjutnya dilakukan tahap preprocessing. Tahapan ini bertujuan untuk menghasilkan citra yang dapat digunakan dengan mudah. Jenis processing yang digunakan yaitu resize dan rescale.

a. **Resize**

Resize bertujuan untuk mengubah ukuran citra dengan memperkecil ukuran citra pada arah horizontal ataupun vertikal menjadi ukuran 224x224 piksel. Ini bertujuan untuk menyamakan dimensi dari setiap citra yang akan digunakan selama tahap penelitian dan pengujian karena jika terjadinya perbedaan ukuran akan mengakibatkan proses pelatihan yang lama dan akan mempengaruhi tingkat akurasi.

b. **Rescale**

Rescale bertujuan untuk mengubah skala citra. Tahapan ini berguna untuk membuat rentang nilai yang berawal 0 dan 255 menjadi rentang nilai 0 dan 1

**2.4 Augmentasi**

Tahapan Augmentasi ini tidak digunakan pada tahapan klasifikasi menggunakan data asli. Augmentasi ini bertujuan untuk memperbanyak jumlah citra. Selain itu, tujuan augmentasi data juga untuk meningkatkan hasil akurasi penelitian yang akan dilakukan. Augmentasi dilakukan secara otomatis menggunakan google collabs dengan Bahasa pemrograman python.

Adapun Teknik augmentasi yang digunakan adalah gaussian blur. Teknik gaussian blur adalah Teknik pemrosesan gambar yang digunakan dengan mengurangi noise dan detail yang tidak diinginkan.

Gambar 2 adalah sampel data citra augmentasi pada penelitian yang merupakan mangga matang, mangga mentah, dan mangga busuk.



**Gambar 2.** Sampel Citra Augmentasi

Data yang di augmentasi sebanyak 895 data citra. Setelah dilakukannya proses augmentasi data. Maka data yang akan digunakan merupakan gabungan dari data asli dan data augmentasi yang bertambah menjadi 1.790 data.

**2.5 Deep Learning**

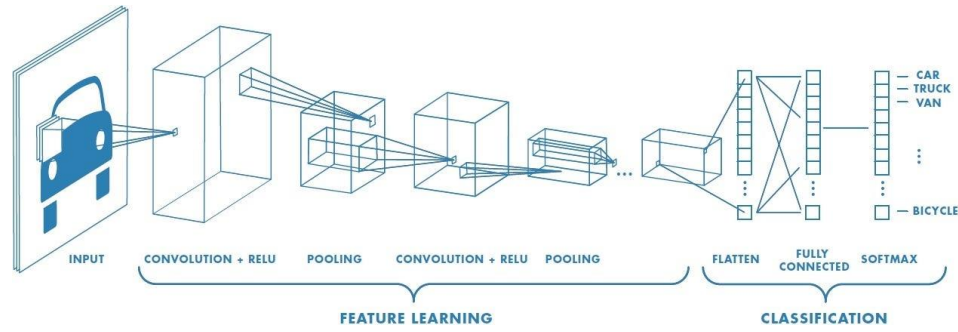
Setelah tahapan augmentasi maka selanjutnya adalah tahap pembagian data. Data tersebut dibagi menjadi data latih (train) dan data uji (test). Perbandingan yang akan digunakan untuk pembagian data yaitu 90:10, 80:20, dan 70:30. Pembagian data tersebut dapat dilihat pada tabel 2 berikut.

**Tabel 2.** Pembagian Data Citra

Pembagian Data	Data Latih	Data Uji	Data Validasi
Data Asli			
(90:10):20	644	72	179
(80:20):20	572	144	179
(70:30):20	501	215	179
Data Augmentasi			
(90:10):20	1288	144	358
(80:20):20	1145	267	358
(70:30):20	1002	430	358

a. **Convolutional Neural Network (CNN)**

CNN adalah algoritma yang berkerja dengan cara menerima masukan gambar. Cara kerja CNN mirip dengan jaringan syaraf tiruan, tetapi perbedaannya ialah bahwa setiap lapisan pada CNN memiliki dua dimensi yang kemudian dikonvolusi dengan masukan dari lapisan tersebut. Lapisan CNN terdiri dari Convolutional Layer, Pooling Layer, dan Fully Connected Layer. Pada gambar 3 merupakan contoh ilustrasi arsitektur CNN.

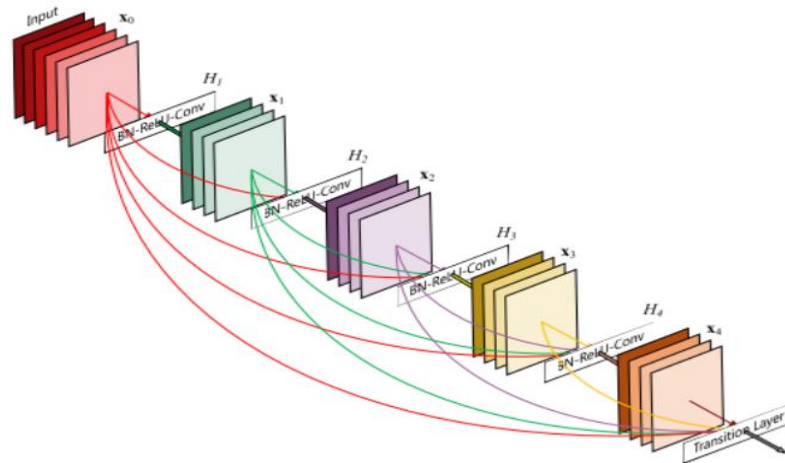


Gambar 3 Ilustrasi Arsitektur CNN

b. DenseNet-121

DenseNet merupakan salah satu jenis arsitektur CNN yang merupakan pengembangan dari RenseNet. Keuntungan arsitektur DenseNet ini adalah kemampuannya untuk menggabungkan fitur dari sebuah lapisan, mengatasi permasalahan gradien, dan secara efisien menggunakan parameter jaringan. DenseNet-121 merupakan salah satu struktur DenseNet yang paling banyak digunakan. Arsitektur DenseNet-121 terdiri dari beberapa blok yang saling terhubung, yang mana setiap blok terhubung dengan semua blok di atasnya. Hal ini menciptakan jalur-jalur pendek untuk aliran informasi dan dapat membantu fitur menjadi lebih baik.

Gambar 4 merupakan arsitektur DenseNet-121 yang digunakan pada penelitian ini



Gambar 4. Arsitektur DenseNet-121

c. Hyper Parameter Optimization

Pada tahapan ini bertujuan untuk menghasilkan akurasi yang lebih optimal dan untuk mengurangi overfitting dalam penelitian. Hyper parameter yang akan digunakan adalah ADAM (Adaptive Moment Estimation).

2.6 Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan salah satu metode yang dapat digunakan untuk mengukur kinerja suatu metode klasifikasi [20]. Confusion matrix dapat menghasilkan fitur matrix yang terdiri dari nilai accuracy, precision, recall, dan F1-Score. Berikut nilai untuk mengevaluasi model klasifikasi.

a. Accuracy

Accuracy merupakan nilai yang digunakan sebagai parameter dari Tingkat akurasi dalam model klasifikasi.

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)} \tag{1}$$

b. Precision

Precision merupakan nilai yang digunakan dalam menggambarkan Tingkat ketepatan dalam model untuk memprediksi true positif atau kejadian positif dari hasil prediksi.

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)} \tag{2}$$

c. Recall

Recall merupakan nilai yang digunakan untuk melihat Tingkat detail performa suatu system atau kelas.

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)} \tag{3}$$

d. F1-Score

Fi-Score merupakan nilai yang digunakan untuk mengetahui perhitungan rata-rata kombinasi nilai precision dan recall.

$$F1\ score = \frac{precision \times recall}{precision + recall} \tag{4}$$

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengujian pada penelitian ini menggunakan library DenseNet-121 yang ada pada keras dengan menggunakan Bahasa pemograman Python. Pengujian dilakukan pada Google Colab dengan menggunakan library DenseNet-121. Eksperimen dilakukan sebanyak 54 kali dengan mengubah parameter uji yaitu learning Rate, dan nilai dropout. Learning rate yang digunakan 0,1, 0,01, dan 0,001. Untuk dropout yang digunakan 0,1, 0,01, dan 0,001. Berikut library algoritma DenseNet-121 yang digunakan pada tensorflow. Gambar 5 merupakan arsitektur yang terdapat pada DenseNet-121 dengan library tensorflow dalam Langkah-langkah penerapan klasifikasi kematangan buah mangga.

```
1. from keras.applications.densenet import DenseNet121
2. base_model=tf.keras.applications.DenseNet121
   (include_top=False, weights="imagenet",input_tensor=Input(shape=(224,224,3)))
```

Gambar 5. Arsitektur yang ada pada DenseNet-121

Tabel 3 dibawah ini merupakan hasil pengujian yang dilakukan oleh peneliti dengan menggunakan Bahasa pemograman python dengan bantuan google colabs.

Tabel 3. Skenario Pengujian

No	Pembagian Data	Learning Rate	Dropout	Augmentasi	Tanpa Augmentasi
1	90;10	0,001	0,001	99.47 %	90.00 %
2		0,001	0,01	99.49 %	91.30 %
3		0,001	0,1	99.15 %	86.96 %
4		<b>0,01</b>	<b>0,001</b>	99.19 %	<b>93.48 %</b>
5		<b>0,01</b>	<b>0,01</b>	<b>99.62 %</b>	84.78 %
6		0,01	0,1	94.68 %	82.61 %
7		0,1	0,001	33.90 %	32.61 %
8		0,1	0,01	35.40 %	39.13 %
9		0,1	0,1	33.46 %	39.13 %
10	80;20	<b>0,001</b>	<b>0,001</b>	<b>99.59 %</b>	93.81 %
11		<b>0,001</b>	<b>0,01</b>	97.97 %	<b>94.85 %</b>
12		0,001	0,1	97.57 %	91.75 %
13		0,01	0,001	98.76 %	90.72 %
14		0,01	0,01	91.25 %	85.57 %
15		0,01	0,1	94.19 %	86.60 %
16		0,1	0,001	42.68 %	35.05 %
17		0,1	0,01	43.03 %	42.27 %
18		0,1	0,1	43.90 %	30.93 %
19	70;30	0,001	0,001	98.61 %	90.54 %
20		<b>0,001</b>	<b>0,01</b>	99.72 %	<b>95.95 %</b>
21		0,001	0,1	98.33 %	95.27 %
22		<b>0,01</b>	<b>0,001</b>	<b>99.73 %</b>	65.54 %
23		0,01	0,01	99.18 %	82.43 %
24		0,01	0,1	98.88 %	77.70 %
25		0,1	0,001	38.68 %	34.46 %
26		0,1	0,01	41.32 %	39.86 %
27		0,1	0,1	36.39 %	35.14 %

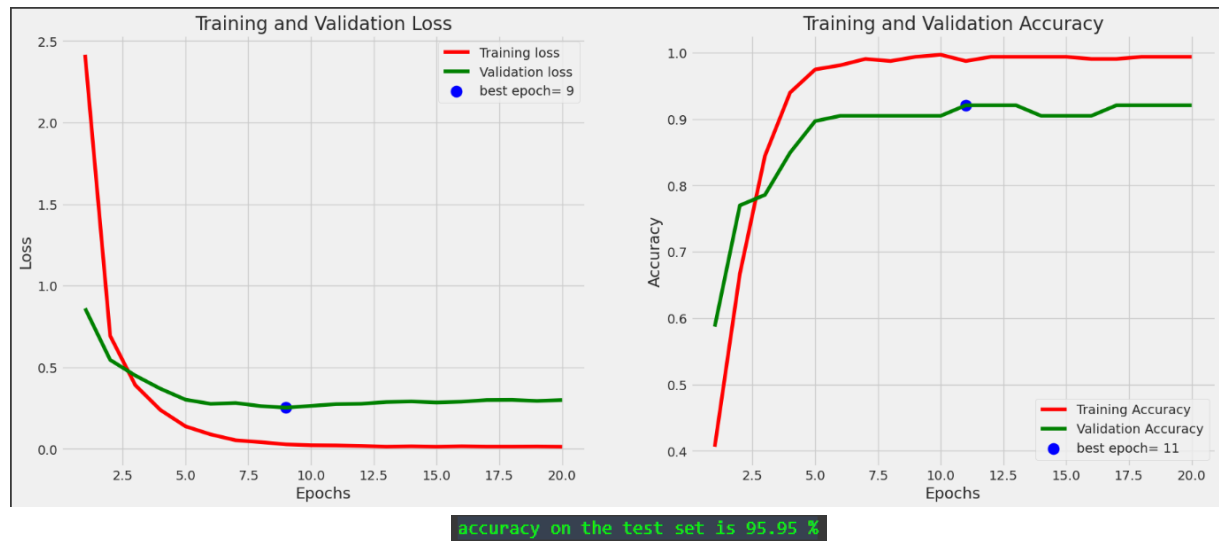
Dari hasil eksperimen yang telah dilakukan pada pembagian data 90;10, 80;20, dan 70;30 didapatkan akurasi terbaik pada pembagian data 70;30 dengan akurasi 99.73%. dari hasil eskperimen yang telah dilakukan augmentasi

data terbukti dapat meningkatkan akurasi dengan perbandingan antara akurasi data yang diaugmentasi dengan data asli (tanpa augmentasi).

Dari hasil eskperimen yang telah dilakukan mendapatkan hasil akurasi terbaik menggunakan data asli sebesar 95.95% dan menggunakan data yang sudah diaugmentasi sebesar 99.73%. hal ini ditunjukkan pada gambar 6,7, dan 8 :

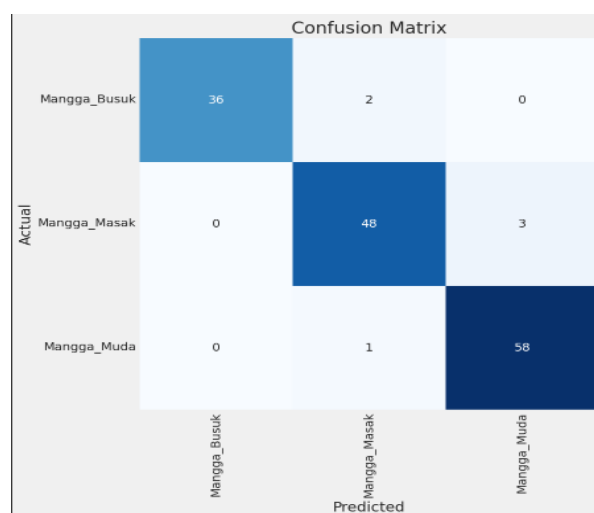
### 3.1 Data Asli

Pada gambar 6 menunjukan hasil accuracy dan loss dari data latih dan validasi pada pengujian citra asli. Garis berwarna merah menandakan pergerakan dari data latih. Sedangkan, garis berwarna hijau menandakan pergerakan dari data validasi. Hasil ini diperoleh dari eksperimen pada pembagian data 70;30 dengan learning rate 0.001 dan dropout 0.01. grafik diatas menunjukan bahwa *accuracy* yang diperoleh pada citra asli sebesar 95.95%.



Gambar 6. Grafik Model Accuracy dan Loss pada Training data citra asli

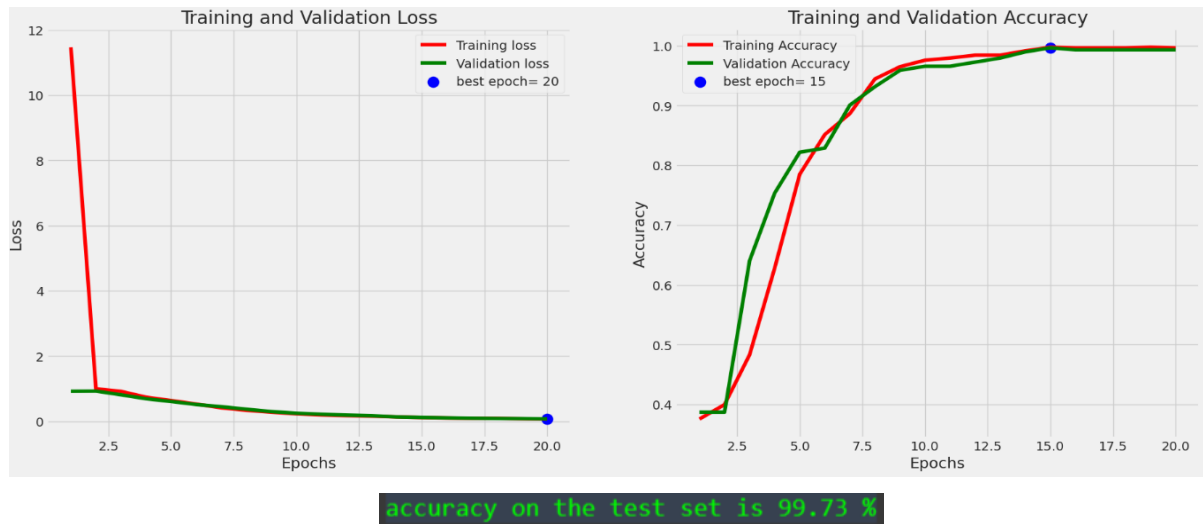
Pada gambar 7 hasil confusion matrix dengan menggunakan citra asli diperoleh kelas yang memprediksi mangga busuk secara benar sebanyak 36 data, mendeteksi mangga busuk menjadi mangga masak sebanyak 2 data, dan mendeteksi mangga busuk menjadi bangga muda 0 data. Pada kelas mangga masak dideteksi secara benar sebanyak 48 data, mendeteksi mangga masak menjadi mangga busuk sebanyak 0 data, dan mendeteksi mangga masak menjadi mangga muda sebanyak 3 data. Pada kelas mangga muda dideteksi secara benar sebanyak 58 data, mendeteksi mangga muda menjadi mangga busuk sebanyak 0 data, dan mendeteksi mangga muda menjadi mangga masak sebanyak 1 data.



Gambar 7. Hasil Confusion Matrix pada data asli

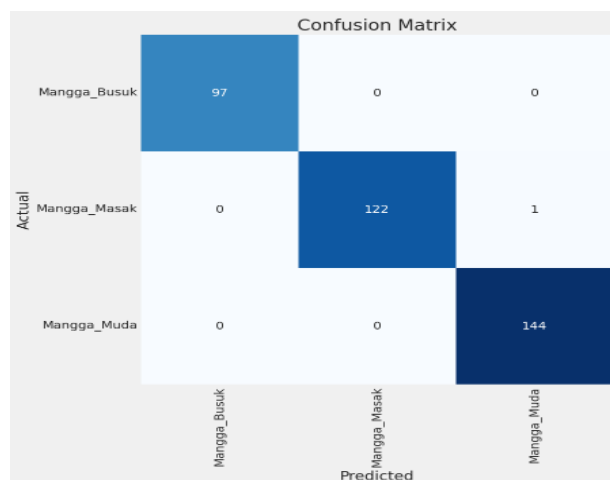
### 3.2 Data Augmentasi

Gambar 8 menunjukan hasil accuracy dan loss dari data latih dan validasi pada pengujian citra augmentasi. Garis berwarna merah menandakan pergerakan data latih, sedangkan garis berwarna biru menunjukan pergerakan data validasi. Hasil ini diperoleh dari eksperimen pada pembagian data 70;30 dengan learning rate 0.01 dan dropout 0.001. Grafik diatas menunjukan bahwa *accuracy* yang diperoleh sebesar 99.73%.



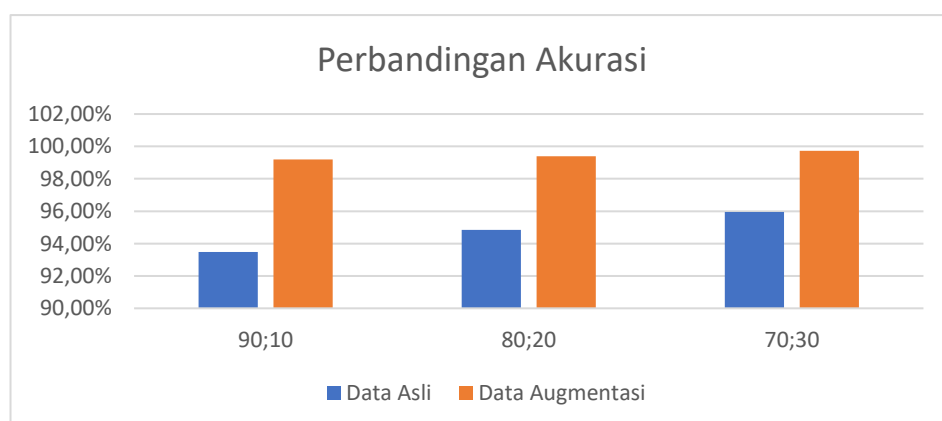
**Gambar 8.** Hasil Accuracy dan Loss pada Training data Citra Augmentasi

Pada gambar 9 hasil confusion matrix dengan menggunakan data augmentasi diperoleh kelas yang memprediksi mangga busuk dengan benar sebanyak 97, mendeteksi mangga busuk menjadi mangga masak sebanyak 0 data, dan mendeteksi mangga busuk menjadi mangga muda sebanyak 0 data. Pada kelas mangga masak dideteksi dengan benar sebanyak 122 data, mendeteksi mangga masak menjadi mangga busuk sebanyak 0 data, mendeteksi mangga masak menjadi mangga muda sebanyak 1 data. Pada kelas mangga muda dideteksi dengan benar sebanyak 144 data, mendeteksi mangga muda menjadi mangga busuk sebanyak 0 data, dan mendeteksi mangga muda menjadi mangga masak sebanyak 0 data.



**Gambar 9.** Hasil Confusion Matrix dengan Menggunakan Data Augmentasi

Pada gambar 10 menunjukkan bahwa eksperimen pengujian dengan menggunakan data asli yang ditambahkan dengan data augmentasi mendapatkan akurasi yang lebih baik dari pada hanya menggunakan data asli.



**Gambar 10.** Perbandingan akurasi menggunakan data asli dan data augmentasi

## 4. KESIMPULAN

Penelitian klasifikasi citra mangga menggunakan pendekatan deep learning dengan arsitektur DenseNet-121 menggunakan augmentasi citra gaussian blur. Data citra yang digunakan berupa data asli sebanyak 895 citra dan data sebanyak 450 citra yang diaugmentasi yang terdiri dari tiga kelas yaitu mangga matang, mangga muda, mangga busuk. Nilai akurasi menggunakan citra augmentasi tertinggi diperoleh yaitu sebesar 99.73%. Nilai akurasi tertinggi menggunakan data asli yaitu sebesar 95.95%. Hasil penelitian menunjukkan bahwa augmentasi dapat meningkatkan hasil akurasi. Penggunaan *hyperparameter optimization* juga mempengaruhi hasil akurasi dari penelitian ini. Untuk peneliti selanjutnya direkomendasikan untuk menggunakan metode augmentasi lain dan learning rate dan dropout yang lebih banyak lagi.

## REFERENCES

- [1] F. Hermanto Laia, R. Rosnelly, K. Buulolo, M. Christin Lase, and A. Naswar, "Klasifikasi Kematangan Buah Mangga Madani Berdasarkan Bentuk Dengan Jaringan Syaraf Tiruan Metode Perception," *Device*, vol. 13, no. 1, pp. 14–20, 2023.
- [2] B. L. Iverson and P. B. Dervan, "analisis struktur kovarian terhadap indikator kesehatan pada lansia yang tinggal di rumah dengan fokus pada rasa subjektif terhadap kesehatan" pp. 7823–7830.
- [3] Fitrianiingsih and Rodiah, "Klasifikasi Jenis Citra Daun Mangga Menggunakan Convolutional Neural Network," *J. Ilm. Teknol. dan Rekayasa*, vol. 25, no. 3, pp. 223–238, 2020, doi: 10.35760/tr.2020.v25i3.3519.
- [4] A. Y. Saleh and E. Liansitim, "Palm oil classification using deep learning," *Sci. Inf. Technol. Lett.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–8, 2020, doi: 10.31763/sitech.v1i1.1.
- [5] N. Nana, D. Iskandar Mulyana, A. Akbar, and M. Zikri, "Optimasi Klasifikasi Buah Anggur Menggunakan Data Augmentasi dan Convolutional Neural Network," *Smart Comp Jurnalnya Orang Pint. Komput.*, vol. 11, no. 2, pp. 148–161, 2022, doi: 10.30591/smartcomp.v11i2.3527.
- [6] N. Hasan, Y. Bao, A. Shawon, and Y. Huang, "DenseNet Convolutional Neural Networks Application for Predicting COVID-19 Using CT Image," *SN Comput. Sci.*, vol. 2, no. 5, pp. 1–11, 2021, doi: 10.1007/s42979-021-00782-7.
- [7] S. Lasniari, J. Jasril, S. Sanjaya, F. Yanto, and M. Affandes, "Klasifikasi Citra Daging Babi dan Daging Sapi Menggunakan Deep Learning Arsitektur ResNet-50 dengan Augmentasi Citra," *J. Sist. Komput. dan Inform.*, vol. 3, no. 4, p. 450, 2022, doi: 10.30865/json.v3i4.4167.
- [8] D. Irfan, R. Rosnelly, M. Wahyuni, J. T. Samudra, and A. Rangga, "Perbandingan Optimasi Sgd, Adadelta, Dan Adam Dalam Klasifikasi Hydrangea Menggunakan Cnn," *J. Sci. Soc. Res.*, vol. 5, no. 2, p. 244, 2022, doi: 10.54314/jssr.v5i2.789.
- [9] C. Bagus and M. Imron, "Klasifikasi Buah Mangga Berdasarkan Tingkat Kematangan Menggunakan Least-Squares Support Vector Machine," *Explor. IT J. Keilmuan dan Apl. Tek. Inform.*, vol. 10, no. 2, pp. 1–8, 2018, doi: 10.35891/explorit.v10i2.1255.
- [10] Y. R. Prayogi and S. N. Budiman, "Color Grading Systems to Classify Ripeness of Apple Mango Fruit," *Inf. J. Ilm. Bid. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 3, no. 2, pp. 57–61, 2018, doi: 10.25139/inform.v3i2.1010.
- [11] Y. Amelia, P. Eosina, and F. A. Setiawan, "Perbandingan Metode Deep Learning Dan Machine Learning Untuk Klasifikasi (Ujicoba Pada Data Penyakit Kanker Payudara)," *Inova-Tif*, vol. 1, no. 2, p. 109, 2018, doi: 10.32832/inova-tif.v1i2.5449.
- [12] R. D. Gottapu and C. H. Dagli, "DenseNet for anatomical brain segmentation," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 140, pp. 179–185, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.10.327.
- [13] A. Arkadia, S. Ayu Damayanti, and D. Sandya Prasvita, "Klasifikasi Buah Mangga Badami Untuk Menentukan Tingkat Kematangan dengan Metode CNN," *Pros. Semin. Nas. Mhs. Bid. Ilmu Komput. dan Apl.*, vol. 2, no. 2, pp. 158–165, 2021, [Online]. Available: <https://conference.upnvj.ac.id/index.php/senamika/article/view/1813>
- [14] T. Chauhan, H. Palivela, and S. Tiwari, "Optimization and fine-tuning of DenseNet model for classification of COVID-19 cases in medical imaging," *Int. J. Inf. Manag. Data Insights*, vol. 1, no. 2, p. 100020, 2021, doi: 10.1016/j.jjime.2021.100020.
- [15] A. Wikarta, A. Sigit Pramono, and J. B. Ariatedja, "Analisa Bermacam Optimizer Pada Convolutional Neural Network Untuk Deteksi Pemakaian Masker Pengemudi Kendaraan," *Semin. Nas. Inform.*, vol. 2020, no. Semnasif, pp. 69–72, 2020.
- [16] W. Setiawan, "Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus," *J. Simantec*, vol. 7, no. 2, pp. 48–53, 2020, doi: 10.21107/simantec.v7i2.6551.
- [17] F. P. Rachman, "Perbandingan Model Deep Learning untuk Klasifikasi Sentiment Analysis dengan Teknik Natural Language Processing," *J. Teknol. dan Manaj. Inform.*, vol. 7, no. 2, pp. 113–121, 2021, doi: 10.26905/jtmi.v7i2.6506.
- [18] D. Husen, K. Kusnawati, and K. Kusnawati, "Deteksi Hama Pada Daun Apel Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network," *J. Media Inform. Budidarma*, vol. 6, no. 4, p. 2103, 2022, doi: 10.30865/mib.v6i4.4667.
- [19] M. F. Naufal and S. F. Kusuma, "Analisis Perbandingan Algoritma Machine Learning dan Deep Learning untuk Klasifikasi Citra Sistem Isyarat Bahasa Indonesia (SIBI)," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 10, no. 4, pp. 873–882, 2023, doi: 10.25126/jtiik.20241046823.
- [20] N. Hadianto, H. B. Novitasari, and A. Rahmawati, "Klasifikasi Peminjaman Nasabah Bank Menggunakan Metode Neural Network," *J. Pilar Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 2, pp. 163–170, 2019, doi: 10.33480/pilar.v15i2.658.