Department of Digital Business
Journal of Artificial Intelligence and Digital Business (RIGGS)
Homepage: https://journal.ilmudata.co.id/index.php/RIGGS
Vol. 5 No. 2 (2026) pp: 26047-26055
P-ISSN: 2963-9298, e-ISSN: 2963-914X

Perbandingan EfficientNet B0 dan DenseNet121 untuk Klasifikasi Jenis Mangga Berdasarkan Citra Daun

Siti Khairunnisa Ratu Rahmah[1], Muhammad Ali Nur Hidayat[2], Jamaludin Hakim[3], Mursalim Tonggiroh[4], Damar Surya Sasono[5] Stefanus Ndala[6]
[1,2,3,5,6]Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Yapis Papua,
[4]Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Yapis Papua
[1]khairunnisaratu05@gmail.com, [2]alynur9@gmail.com, [3]j2hakim@gmail.com, [4]mursalim.t@gmail.com,
[5]dsuryosas@gmail.com, [6]ndalstefanus@gmail.com

Abstrak

Identifikasi jenis mangga secara konvensional umumnya dilakukan melalui pengamatan visual terhadap karakteristik fisik daun, seperti bentuk, ukuran, dan tekstur. Namun, metode tersebut cenderung bersifat subjektif, membutuhkan waktu yang relatif lama, serta memerlukan keahlian khusus. Perkembangan teknologi di bidang computer vision dan deep learning memungkinkan proses identifikasi tanaman dilakukan secara otomatis melalui klasifikasi citra. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa dua arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu DenseNet121 dan EfficientNet B0, dalam mengklasifikasikan jenis mangga berdasarkan citra daun. Dataset yang digunakan terdiri dari empat jenis mangga, yaitu Arumanis, Golek, Indramayu, dan Kweni, yang diperoleh melalui pengambilan gambar secara langsung. Untuk meningkatkan variasi data, dilakukan proses augmentasi berupa rotasi, flipping, zooming, dan pengaturan pencahayaan. Tahapan penelitian meliputi preprocessing citra, augmentasi data, pelatihan model, serta evaluasi menggunakan metrik akurasi, precision, recall, F1-score, dan confusion matrix. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model DenseNet121 memperoleh performa terbaik dengan tingkat akurasi sebesar 93%, sedangkan EfficientNet B0 memperoleh akurasi sebesar 31%. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa DenseNet121 lebih efektif digunakan dalam klasifikasi jenis mangga berdasarkan citra daun dibandingkan EfficientNet B0.

Kata kunci: *Klasifikasi, Daun Mangga, CNN, EfficientNet B0, DenseNet121*

1. Latar Belakang

Mangga memiliki banyak jenisnya, pengidentifikasian jenis mangga yang hanya melalui pengamatan visual terhadap bentuk daun, ukuran, dan karakteristik lainnya akan bersifat subjektif, membutuhkan waktu, dan membutuhkan keahlian khusus. Selain itu, perbedaan antara daun mangga satu dengan yang lainnya sangatlah tipis, sehingga sulit dibedakan oleh orang awam. Perkembangan teknologi di bidang pengolahan citra digital (digital image processing) memungkinkan komputer untuk mengenali objek melalui citra digital. Pengolahan citra digital dimanfaatkan untuk mengekstraksi informasi visual seperti warna, tekstur, dan bentuk objek sehingga dapat digunakan dalam proses klasifikasi. Selain itu, teknik pengenalan pola (pattern recognition) juga berperan penting dalam mengidentifikasi karakteristik tertentu pada suatu objek berdasarkan data citra yang diperoleh.Pengolahan citra dan visi komputer telah sangat dipengaruhi oleh kemajuan teknologi kecerdasan buatan, khususnya deep learning. (Alfinor Diana et al., 2025) Karena kemampuan untuk mengekstraksi informasi visual secara otomatis dan hierarkis, Convolutional Neural Network (CNN) adalah teknik pengenalan wajah yang populer. (Mbaba et al., 2022) Dengan berbagai tingkat efisiensi dan kompleksitas, berbagai arsitektur CNN telah dikembangkan.(Indra et al., n.d.)

Dalam beberapa tahun terakhir, perkembangan Artificial Intelligence (AI), khususnya Deep Learning, menunjukkan hasil yang signifikan dalam bidang klasifikasi citra. Salah satu metode yang banyak digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN), yaitu arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk mengolah data berbentuk gambar. CNN memiliki kemampuan untuk mempelajari fitur-fitur penting secara otomatis tanpa memerlukan proses ekstraksi fitur manual yang kompleks. Metode ini telah banyak diterapkan pada pengenalan objek, deteksi penyakit tanaman, hingga klasifikasi buah berdasarkan karakteristik visual.Penelitian terkait klasifikasi daun mangga telah banyak dilakukan dengan berbagai metode. R. Ramesh et al. (2018)

menggunakan metode esktraksi fitur morfologi dan tekstur yang dikombinasikan dengan algoritma Support Vector Machine (SVM). Hasilnya menunjukkan bahwa pendekatan tersebut bergantung pada pemilihan fitur secara manual. Menurut Hidayat (2022) menggunakan citra daun mangga untuk mengklasifikasikan beberapa jenis mangga menunjukkan bahwa CNN mampu memberikan akurasi yang tinggi. Selain itu, penelitian lain juga menggunakan CNN untuk klasifikasi buah mangga dengan hasil akurasi yang cukup baik. Adapun penelitian lainnya yang dilakukan oleh S. Hartiningtyas, et al. (2018) dengan menggunakan metode K-Nearest Neighbor berdasarkan bentuk buah. Hasilnya, sistem dapat mengklasifikasikan dengan akurasi mencapai 88%. Selain itu, ada juga metode lain seperti backpropagation seperti yang digunakan oleh Jamaludin et al. (2021) dengan menggunakan buah mangga sebagai objek nya. Model yang digunakan yaitu K-Fold Cross Validation menghasilkan rata-rata akurasi tertinggi 95,31% dengan waktu 0,06 detik. Namun, sebagian besar penelitian tersebut hanya menggunakan satu jenis model CNN tanpa melakukan perbandingan antar arsitektur, sehingga belum diketahui model yang paling optimal untuk kasus klasifikasi daun mangga. Zaky Dwi Purnomo (2026) melakukan penelitian yang terdapat perbandingan beberapa model CNN seperti VGG16, DenseNet, dan Inception, tetapi penelitian ini lebih berfokus pada klasifikasi penyakit daun mangga. Selain itu juga, penelitian ini dilakukan untuk membandingkan dua metode arsitektur dari CNN yaitu EfficientNetB0 dan DenseNet121. Pemilihan kedua metode ini didasarkan pada pendekatan arsitektur yang digunakan

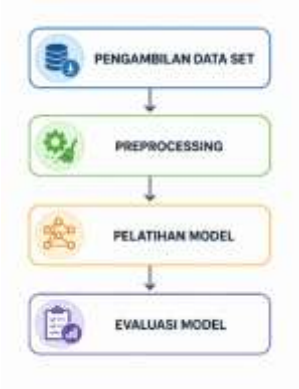
Beberapa arsitektur CNN yang memiliki performa baik dalam klasifikasi citra adalah DenseNet121 dan EfficientNet B0. DenseNet121 memiliki keunggulan dalam menghubungkan setiap lapisan secara langsung sehingga dapat meningkatkan aliran informasi dan mengurangi kehilangan fitur selama proses pelatihan. Sementara itu, EfficientNetB0 dikenal mampu menghasilkan performa klasifikasi yang tinggi dengan penggunaan parameter yang lebih efisien melalui metode compound scaling. Kedua arsitektur tersebut dinilai memiliki potensi untuk diterapkan pada klasifikasi jenis mangga berdasarkan citra digital.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan untuk membangun sistem klasifikasi jenis mangga menggunakan metode Convolutional Neural Network dengan pendekatan DenseNet121 dan EfficientNetB7. Penelitian ini diharapkan mampu menghasilkan model klasifikasi yang memiliki tingkat akurasi yang baik dalam mengenali jenis mangga berdasarkan citra digital sehingga dapat membantu proses identifikasi secara lebih cepat, efektif, dan akurat..

2. Metode Penelitian

Penelitian ini merupakan eksperimen yang bertujuan untuk membandingkan kedua performa dua model dari Convolutional Neural Network (CNN), yaitu EfficientNet B0 dan DenseNet121, dalam melakukan klasifikasi jenis mangga berdasarkan citra daun. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik akurasi untuk menentukan model terbaik.. Proses penelitian dilakukan melalui beberapa tahapan utama yaitu alur penelitian, persiapan dataset, perancangan model, proses pelatihan, serta evaluasi performansi.

2.1. Alur Penelitian



Gambar 1. Alur Penelitian

Alur penelitian pada penelitian ini dimulai dari pengumpulan dataset, pre-processing citra, proses pelatihan model, evaluasi model, hingga diperoleh hasil klasifikasi dan perbandingan performa model DenseNet121 dan EfficientNetB0. Berikut Penjelasan alur penelitian :

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.13366
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

2.1.1 Pengambilan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini berupa citra daun mangga yang dipepoleh dari hasil pengambilan gambar secara langsung. Dataset tersebut terdiri dari 4 jenis mangga yang berbeda yaitu Indramayu, Kweni, Arumanis, dan Golek dengan masing-masing sekitar 15 citra asli.

Arumanis	Golek	Kweni	Indramayu
			
			
			

Table 1. Data Set Mangga

2.1.2. Preprocessing

Pada tahap ini dilakukan pengolahan awal terhadap citra untuk meningkatkan kualitas data sebelum masuk ke tahap pelatihan model. Tahapan pre-processing meliputi: Resize image, yaitu mengubah ukuran gambar agar seragam sesuai kebutuhan model CNN. Normalisasi citra untuk menyesuaikan skala nilai piksel. Data augmentation seperti rotasi, flip, dan zoom untuk meningkatkan variasi dataset dan mengurangi risiko overfitting. Pada penelitian ini augmentasi dilakukan sebanyak 10 kali.

```
train_datagen = ImageDataGenerator(
    featurewise_center = True,
    featurewise_std_normalization = True,
    rotation_range = 20,
    rescale = 1./255,
    shear_range = 0.10,
    zoom_range = 0.2,
    horizontal_flip = True,
    vertical_flip = True
)

train_generator = train_datagen.flow_from_directory(
    data,
    target_size = target_size,
    batch_size = batch_size,
    class_mode = 'categorical',
    subset = 'training',
    save_to_dir = save_to
)
```

```
Found 15 images belonging to 1 classes.
```

```
!rm data/*.jpg -rf
```

```
for i in range(0,10):
  x,y = next(train_generator)
```

Gambar 2. Code Augmentasi Citra

2.1.3. Pelatihan Model

Pelatihan model dilakukan menggunakan dataset yang telah melalui tahap prapemrosesan dan augmentasi. Data dibagi menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20. Parameter pelatihan yang digunakan meliputi jumlah epoch sebanyak 50 kali, batch size sebesar 16, serta optimizer adam dengan learning rate sebesar 0.0001. Kedua model dilatih menggunakan pemrograman Python dengan bantuan pustaka TensorFlow dan Keras dalam platform Google Colab.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.13366
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Pengujian model dilakukan menggunakan data pengujian yang tidak digunakan saat proses pelatihan. Tujuan pengujian adalah untuk mengetahui kemampuan model dalam mengklasifikasikan jenis mangga secara akurat.

```
inputs = keras.Input (shape=(224,224,3))
x = base_model (inputs, training=False)

x = keras.layers.GlobalAveragePooling2D()(x)
outputs = keras.layers.Dense(4, activation='softmax')(x)
model = keras.Model(inputs=inputs, outputs=outputs)

model.compile(optimizer=keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.0001),
              loss='categorical_crossentropy',
              metrics=['acc'])
```

```
model.summary ()
```

```
Model: "functional"
```

```
Model: "functional_1"
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
input_layer_3 (InputLayer)	(None, 224, 224, 3)	0
densenet121 (Functional)	(None, 7, 7, 1024)	7,037,504
global_average_pooling2d_1 (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1024)	0
dense_1 (Dense)	(None, 4)	4,100

```
Total params: 7,041,604 (26.86 MB)
Trainable params: 4,100 (16.02 KB)
Non-trainable params: 7,037,504 (26.85 MB)
```

```
history = model.fit(
    train_it,
    epochs=50,
    validation_data=valid_it
)
```

Gambar 3. Code Training Data

2.1.4. Evaluasi Model

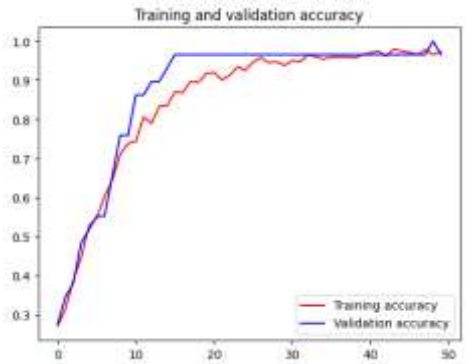
Evaluasi dilakukan untuk mengukur performa model menggunakan tingkat akurasi dan confusion matrix. Model dengan performa terbaik akan ditentukan berdasarkan nilai akurasi tertinggi.

Hasil evaluasi digunakan untuk membandingkan performa kedua model dalam klasifikasi jenis mangga berdasarkan citra digital.

3. Hasil dan Diskusi

3.1. DenseNet121

Sistem yang menggunakan model DenseNet121 mampu mengklasifikasi objek dengan akurasi hingga 96%.



Gambar 4. Akurasi data Densenet121

Pada Gambar 4 diatas, grafik training accuracy dan validation accuracy selama proses pelatihan model menunjukkan bahwa, nilai akurasi mengalami peningkatan secara bertahap seiring bertambahnya jumlah epoch. Pada awal pelatihan, akurasi model masih relatif rendah, namun meningkat secara signifikan setelah beberapa iterasi hingga mencapai nilai stabil di atas 95%.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.13366
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

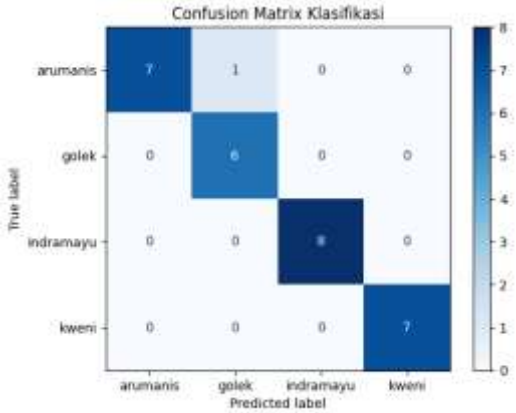
Selain itu, kurva *training accuracy* dan *validation accuracy* terlihat saling berdekatakn tanpa adanya perbedaan yang terlalu jauh. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak mengalami *overfitting* secara signifikan. Dengan demikian DenseNet121 mampu mempelajari pola data training sekaligus mempertahankan performa yang baik pada data validasi.



Gambar 5. Data Loss DenseNet121

Pada gambar 5 diatas, grafik *training loss* dan *validation loss* selama proses pelatihan model mengalami penurunan secara konsisten dari awal hingga akhir pelatihan. Pada awal *epoch*, nilai *loss* berada pada kisaran yang cukup tinggi, kemudian terus menurun hingga mencapai nilai mendekati 0,2 pada akhir pelatihan.

Kurva *training loss* dan *validation loss* yang menurun secara stabil menunjukkan bahwa model berhasil meminimalkan kesalahan prediksi selama proses pelatihan. Selain itu, tidak terdapat peningkatan signifikan pada *validation loss*, yang mengindikasikan bahwa model tidak mengalami *overfitting* dan mampu mempertahankan performa secara baik pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 6. Confusion Matrix DenseNet121

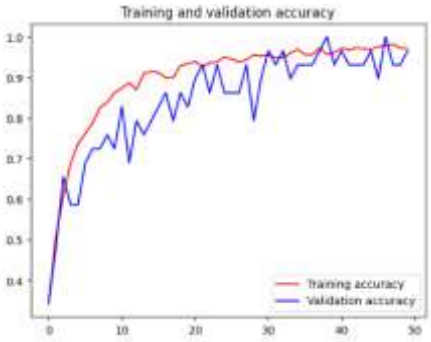
Pada Gambar 6 diatas, *confusion matrix* hasil klasifikasi berhasil dalam mengklasifikasikan seluruh data dengan benar. Kelas Arumanis berhasil dikenali sebanyak 7 data benar, dan hanya terdapat 1 kesalahan klasifikasi ke kelas Golek. Sementara itu, kelas Golek, Indramayu, dan Kweni berhasil dikenali seluruhnya dengan tingkat klasifikasi benar 100%.

Hasil ini menunjukkan bahwa DenseNet121 memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan karakteristik antar jenis daun mangga. Tingginya tingkat akurasi juga menunjukkan bahwa model mampu mempelajari fitur penting pada citra daun secara optimal, meskipun terdapat sedikit kemiripan karakteristik antara daun Arumanis dan Golek.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.13366
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

3.2. EfficientNet B0

Sistem yang menggunakan model EfficientNet B0 memiliki akurasi sebesar 31%. Hasil ini menunjukkan bahwa model belum mampu melakukan klasifikasi jenis mangga secara optimal pada datset yang digunakan.



Gambar 7. Akurasi data EfficientNet B0

Pada Gambar 7 diatas, *training accuracy* dan *validation accuracy* selama proses pelatihan model EfficientNet B0 menunjukkan bahwa akurasi model mengalami peningkatan secara bertahap seiring bertambahnya jumlah *epoch*. Nilai *training accuracy* meningkat hingga mendekati 100%, sedangkan *validation accuracy* juga mengalami peningkatan namun cenderung berfluktuasi.

Fluktuasi pada *validation accuracy* menunjukkan bahwa performa model pada data validasi tidak stabil. Meskipun model menunjukkan kemampuan belajar yang cukup baik pada pelatihan, hasil validasi yang berubah-ubah mengindikasikan bahwa model mengalami kesulitan dalam melakukan generalisasi terhadap data baru.

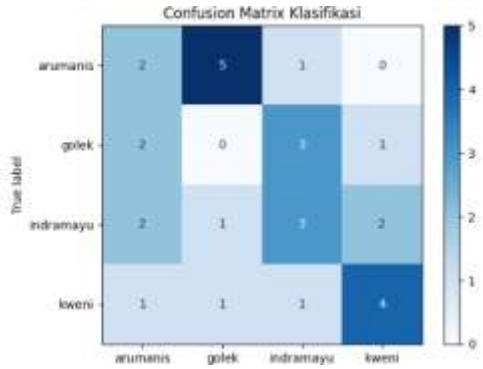


Gambar 8. Data Loss EfficientNet B0

Pada Gambar 8 diatas, grafik *training loss* dan *validation loss* selama proses pelatihan model menunjukkan bahwa nilai *loss* mengalami penurunan dari awal hingga akhir pelatihan, yang berarti model berhasil mengurangi kesalahan selama proses pelatihan.

Namun, kurva *validation loss* terlihat lebih fluktuatif dibandingkan *training loss.* Meskipun nilai *loss* secara umum menurun hingga 0,2, ktidakstabilan pada data validasi menunjukkan bahwa model belum speenuhnya konsisten dalam mengenali pola data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hal ini mengindikasikan bahwa model EfficientNet B0 belum bekerja secara optimal pada dataset penelitian ini.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.13366
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)



Gambar 9. Confusion Matrix EfficientNet B0

Pada Gambar 9 diatas, model masih mengalami banyak kesalahan klasifikasi antar kelas daun mangga. Kelas Arumanis hanya berhasil dikenali sebanyak 2 data benar, sedangkan 5 data slaah terklasifikasi sebagai Golek dan 1 data salah sebagai Indramayu. Pada kelas Golek, model tidak mampu mengidentifikasi data dengan benar (0 data benar) dan sebagian besar salah diklasifikasikan sebagai Indramayu.

Sementara itu, kelas Indramayu hanya berhasil dikenali sebanyak 3 data benar, sedangkan sisanya salah diklasifikasikan ke kelas lain. Untuk kelas Kweni, model mampu mengenali 4 data dengan benar, namun masih terdapat beberapa kesalahan klasifikasi.

Hasil ini menunjukkan bahwa EfficientNet B0 mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik antar jenis daun mangga. Rendahnya nilai akurasi serta banyaknya kesalahan klasifikasi mengindikasikan bahwa model belum mampu mempelajari fitur penting secara optimal pada dataset yang digunakan.

3.3. Analisis Perbandingan

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan, terdapat perbedaan performa yang cukup signifikan antara model DenseNet121 dan EfficientNet B0 dalam melakukan klasifikasi jenis mangga berdasarkan citra daun. DenseNet121 memperoleh tingkat akurasi sebesar 96%, sedangkan EfficientNet B0 hanya memperoleh akurasi sebesar 31%. Perbedaan ini menunjukkan bahwa DenseNet121 memiliki kemampuan yang jauh lebih baik dalam mengenali karakteristik citra daun mangga dibandingkan EfficientNet B0.

Dilihat dari grafik akurasi, kedua model menunjukkan peningkatan *training accuracy* selama proses pelatihan. Namun, DenseNet121 memperlihatkan kurva *training accuracy* dan *validation accuracy* yang relatif stabil dan saling berdekatan. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik terhadap data baru dan tidak mengalami *overfitting* yang signifikan. Sebaliknya, pada EfficientNet B0 terlihat adanya fluktasi yang cukup tinggi pada *validation accuracy*, sehingga menunjukkan bahwa model belum mampu mempertahankan kestabilan performa pada data validasi.

Pada grafik *loss*, DenseNet121 menunjukkan penurunan, *training loss* dan *validation loss* yang konsisten hingga mencapai nilai rendah di akhir pelatihan. Kurva yang stabil mengindikasikan bahwa model mampu mempelajari pola data secara optimal. Sementara itu, meskipun EfficientNet B0 juga mengalami penurunan *loss*, grafik *validation loss* terlihat lebih tidak stabil dan mengalami fluktuasi pada beberapa *epoch*. Hal ini menunjukkan bahwa EfficientNet B0 mengalami kesulitan dalam mengalami pola data secara konsisten.

Berdasarkan hasil *confusion mtrix*, DenseNet121 berhasil mengklasifikasikan hampir seluruh data dengan benar. Model mampu mengenali seluruh data pada kelas Golek, Indramayu, dan Kweni dengan tingkat klasifikasi mencapai 100%, sedangkan kesalahan hanya terjadi pada satu data Arumanis yang terklasifikasi sebagai Golek. Sebaliknya, EfficientNet B0 menunjukkan jumlah kesalahan klasifikasi yang cukup tinggi pada seluruh kelas. Model sering mengalami kekeliruan dalam membedakan karakteristik daun antar jenis mangga, terutama pada kelas Arumanis dan Golek.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.13366
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Perbedaan performa ini diduga dipengaruhi oleh karakteristik arsitektur kedua model. DenseNet121 menggunakan mekanisme *dense connection*, yaitu setiap layer terhubung dengan seluruh layer sebelumnya sehingga informasi fitur dapat dipertahankan dengan lebih baik. Hal ini membuat DenseNet121 lebih efektif dalam mengenali detail pola dan tekstur daun yang memiliki kemiripan antar kelas. Sementara itu, EfficientNet B0 meskipun dikenal efisien dalam penggunaan parameter, pada penelitian ini belum mampu memberikan hasil optiml, kemungkinan disebabkan oleh jumlah dataset yang relatif kecil dan kemiripan bentuk daun antar jenis mangga.

Mangga	**Presisi**	**Recall**	**F-1 Score**
Arumanis	1.00	0.75	0.86
Golek	0.75	1.00	0.86
Indramayu	1.00	1.00	1.00
Kweni	1.00	1.00	1.00
Akurasi			0.93

Table 2. Hasil klasifikasi DenseNet121

Berdasarkan Tabel 2, model DenseNet121 menunjukkan performa klasifikasi yang sangat baik pada seluruh kelas mangga. Pada kelas Arumanis, model memperoleh nilai precision sebesar 1,00, recall sebesar 0,75, dan F1-score sebesar 0,86. Hal ini menunjukkan bahwa seluruh prediksi Arumanis yang dihasilkan model tergolong tepat, namun masih terdapat beberapa data Arumanis yang salah dikenali sebagai kelas lain.

Kelas Golek memperoleh nilai precision sebesar 0,75, recall sebesar 1,00, dan F1-score sebesar 0,86. Nilai recall yang sempurna menunjukkan bahwa seluruh data Golek berhasil dikenali dengan benar, meskipun terdapat beberapa prediksi dari kelas lain yang salah diklasifikasikan sebagai Golek sehingga menurunkan nilai precision.

Pada kelas Indramayu dan Kweni, DenseNet121 memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 1,00, yang menunjukkan bahwa seluruh data berhasil diklasifikasikan dengan benar tanpa kesalahan. Secara keseluruhan, DenseNet121 memperoleh tingkat akurasi sebesar 0,93 (93%), sehingga menunjukkan kemampuan klasifikasi yang sangat baik terhadap citra daun mangga.

Mangga	**Presisi**	**Recall**	**F-1 Score**
Arumanis	0.29	0.25	0.27
Golek	0.00	0.00	0.00
Indramayu	0.38	0.38	0.38
Kweni	0.57	0.57	0.57
Akurasi			0.31

Table 3. Hasil klasifikasi EfficientNet B0

Berdasarkan Tabel 3, model EfficientNet B0 menunjukkan performa klasifikasi yang relatif rendah. Pada kelas Arumanis, model hanya memperoleh precision sebesar 0,29, recall sebesar 0,25, dan F1-score sebesar 0,27, yang menunjukkan bahwa sebagian besar data masih mengalami salah klasifikasi.

Kelas Golek memperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 0,00, yang menunjukkan bahwa model tidak mampu mengenali satupun data Golek dengan benar. Kondisi ini menunjukkan bahwa EfficientNet B0 mengalami kesulitan dalam membedakan karakteristik daun Golek dengan jenis mangga lainnya.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.13366
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

Pada kelas Indramayu, model memperoleh nilai precision sebesar 0,38, recall sebesar 0,38, dan F1-score sebesar 0,38, sedangkan pada kelas Kweni diperoleh nilai precision, recall, dan F1-score sebesar 0,57. Nilai tersebut menunjukkan bahwa meskipun model mampu mengenali sebagian data dengan benar, tingkat kesalahan klasifikasi masih cukup tinggi.

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, metode Convolutional Neural Network (CNN) dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi jenis mangga berdasarkan citra daun. Penelitian ini membandingkan dua arsitektur CNN, yaitu DenseNet121 dan EfficientNet B0, untuk menentukan model yang memiliki performa terbaik dalam mengidentifikasi jenis mangga. Hasil pengujian menunjukkan bahwa DenseNet121 memiliki performa yang jauh lebih baik dibandingkan EfficientNet B0. DenseNet121 memperoleh tingkat akurasi sebesar 93%, dengan nilai precision, recall, dan F1-score yang tinggi pada hampir seluruh kelas mangga. Model ini mampu mengklasifikasikan sebagian besar data dengan benar, bahkan memperoleh hasil sempurna pada kelas Indramayu dan Kweni. Sebaliknya, EfficientNet B0 hanya memperoleh akurasi sebesar 31%, dengan nilai evaluasi yang relatif rendah pada seluruh kelas. Model mengalami banyak kesalahan klasifikasi, terutama pada kelas Golek yang tidak berhasil dikenali dengan benar. Hal ini menunjukkan bahwa EfficientNet B0 belum mampu mempelajari karakteristik citra daun mangga secara optimal pada dataset penelitian ini. Berdasarkan hasil perbandingan tersebut, dapat disimpulkan bahwa DenseNet121 lebih efektif digunakan dalam klasifikasi jenis mangga berdasarkan citra daun dibandingkan EfficientNet B0. Keunggulan DenseNet121 diduga dipengaruhi oleh arsitektur dense connection yang mampu mempertahankan aliran informasi fitur antar layer sehingga proses ekstraksi fitur menjadi lebih optimal. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan menggunakan jumlah dataset yang lebih besar, variasi citra yang lebih beragam, serta melakukan optimasi parameter model seperti jumlah epoch, learning rate, dan teknik augmentasi data agar diperoleh hasil klasifikasi yang lebih akurat dan stabil.

Referensi

1. Binus University. (2023, Juli 18). Pengolahan citra digital: Konsep dan teknik. BINUS University Malang. https://binus.ac.id/malang/2023/07/pengolahan-citra-digital-konsep-dan-teknik/
2. Binus University. (2026, Januari 27). Convolutional neural network (CNN) dalam pengenalan gambar dan video serta penerapannya. School of Information Systems BINUS University. https://sis.binus.ac.id/2026/01/27/convolutional-neural-network-cnn-dalam-pengenalan-gambar-dan-video-serta-penerapannya/
3. Emergent Mind. (n.d.). DenseNet-121 convolutional neural networks (CNNs). Emergent Mind AI Learning Center.
4. Hidayat, R. (2022). Klasifikasi daun tanaman menggunakan Convolutional Neural Network. Jurnal Ilmiah Upgris (JIU), 8(2), 45–52. https://doi.org/10.26877/jiu.v8i2.12356
5. Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 4700–4708. https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.243
6. Munir, R. (2004). Pengenalan pola (Bab 15). In Pengolahan Citra Digital dengan Pendekatan Algoritmik. Informatika Bandung.
7. Ramesh, R., Kumar, J. A., & Shastry, K. A. (2018). Plant leaf classification using texture and morphological features. Techne: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi, 16(2), 112–121. https://doi.org/10.30813/techne.v16i2.1189
8. Tan, M., & Le, Q. V. (2019). EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. International Conference on Machine Learning (ICML), 6105–6114. https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.11946.
9. Ultralytics. (n.d.). What is EfficientNet? A quick overview. Ultralytics Docs. https://docs.ultralytics.com/
10. Wardhani, N. A. K., & Dewi, N. K. (2024, Desember 16). Pohon mangga (Mangifera indica). Wisdom Park UGM. https://wisdompark.ugm.ac.id/
11. Oktaviani, F. (2024). PERANCANGAN GUIDEBOOK PEMILIHAN WARNA PAKAIAN BERDASARKAN SKIN TONE MENGGUNAKAN SEASONAL COLOR THEORY. In Jurnal Barik (Vol. 5, Number 2). https://ejournal.unesa.ac.id/index.php/JDKV/
12. Ritonga, A. S., & Muhandhis, I. (2024). Analisis dan Implementasi Metode Viola-Jones dan CNN pada Sistem Deteksi Kantuk Real-Time. Jurnal Ilmiah IT CIDA : Diseminasi Teknologi Informasi, 10(2).
13. Wu, Z., Shen, C., & Hengel, A. (2016). Wider or Deeper: Revisiting the ResNet Model for Visual Recognition. Pattern Recognition, 90. https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.01.006
14. M. A. N. Hidayat, "Convolutional Neural Network Pada Identifikasi Varian Tanaman Anggur Menggunakan Resnet-50," vol. 10, no. 3, 2023.
15. T. Berliani, E. Rahardja, dan L. Septiana, "Perbandingan Kemampuan Klasifikasi Citra X-ray Paru-paru menggunakan Transfer Learning ResNet-50 dan VGG-16," J. Med. Health, vol. 5, no. 2, hlm. 123–135, Agu 2023, doi: 10.28932/jmh.v5i2.6116.

DOI: https://doi.org/10.31004/riggs.v5i2.13366
Lisensi: Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)