

Klasifikasi Daging Sapi dan Daging Babi Menggunakan CNN dengan Arsitektur EfficientNet-B4 dan Augmentasi Data

Ahmad Paisal¹, Jasril^{2*}, Suwanto Sanjaya³, Lestari Handayani⁴, Fadhilah Syafria⁵

Teknik Informatika, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau, Jl. H. R. Soebrantas No. 155 KM 15 Kel. Simpang Baru Kec. Tampan Pekanbaru, Indonesia, 28293
e-mail: ¹11950114998@students.uin-suska.ac.id, ^{2*}jasril@uin-suska.ac.id, ³suwantosanjaya@uin-suska.ac.id, ⁴lestari.handayani@uin-suska.ac.id, ⁵fadhilah.syafria@uin-suska.ac.id

Submitted Date: 2023-06-09
Revised Date: 2023-06-20

Reviewed Date: 2023-06-09
Accepted Date: 2023-06-29

Abstract

The increasing demand for beef has made the price of beef soar. Many traders commit fraud by mixing beef with pork in order to get more profit. One of the technologies in the field of informatics can be used to help distinguish beef, pork, and mixed meat, By way of classification this can be done, this study uses a Convolutional Neural Network with the EfficientNet-B4 architecture. The augmentation process was also carried out in this study to increasing image data, after augmentation the total images became 9000 from 3 classes. The distribution of the dataset in this study was divided into 2, namely 80% training data and 20% testing data and 90% and 10%. The testing process is carried out by focusing on models that get validation accuracy above 75% in the training process. The experimental results on the 80:20 image dataset with augmentation are superior in each model comared to the original image. Whereas in the 90:10 dataset the experimental results with the original image are on average superior to the image with augmentation.

Keywords: Augmentation; EfficientNet-B4; CNN; Classification; Meat

Abstrak

Meningkatnya kebutuhan daging sapi, membuat harga daging sapi melonjak. Banyak pedagang melakukan kecurangan dengan melakukan oplos daging sapi dengan daging babi agar mendapatkan keuntungan yang lebih. Salah satu teknologi dalam bidang informatika dapat dimanfaatkan untuk membantu membedakan daging sapi, daging babi, dan daging oplosan. Dengan cara klasifikasi hal ini dapat dilakukan, penelitian ini menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur *EfficientNet-B4*. Proses augmentasi data juga dilakukan pada penelitian ini untuk memperbanyak data citra, setelah di-augmentasi total citra menjadi 9000 dari 3 kelas. Pembagian *dataset* pada penelitian ini dibagi menjadi 2 yaitu 80% data latih dan 20% data uji serta 90% dan 10%. Proses pengujian dilakukan dengan memfokuskan model yang mendapatkan *validation accuracy* diatas 75% pada proses pelatihan. Hasil percobaan pada *dataset* 80:20 citra dengan augmentasi lebih unggul pada setiap model dibanding dengan citra asli. Sedangkan pada *dataset* 90:10 hasil percobaan dengan citra asli rata – rata lebih unggul dibanding citra dengan augmentasi.

Kata Kunci: Augmentasi; EfficientNet-B4; CNN; Klasifikasi; Daging

1. Pendahuluan

Memakan daging babi adalah salah satu yang diharamkan dalam Al-Qur'an oleh Allah SWT (QS – Al Baqarah Ayat 173). Berdasarkan kajian pada Badan Pusat Statistik (BPS), kebutuhan daging sapi di dalam negeri tahun 2019 sebesar

2,56 kilogram per kapita per tahun, dengan begitu total kebutuhan daging sebanyak 686.270 ton di 2019 (Pusparisa 2020). Namun produksi daging sapi tahun 2019 hanya sebanyak 504.802,29 ton (Badan Pusat Statistik 2019). Tinggi nya kebutuhan daging sapi, dimanfaatkan oleh penjual daging

maupun penjual makanan dengan olahan daging untuk melakukan kecurangan dengan mencampurkan daging sapi dan babi agar mendapatkan keuntungan yang lebih. Kasus pengoplosan yang terjadi di beberapa daerah di Indonesia antara lain pada tahun 2019 di Gunungkidul (Purnomo 2019) dan di Padang (Akbar 2019).

Teknologi yang dapat dimanfaatkan di bidang informatika untuk melindungi pembeli dari pedagang yang melakukan kecurangan salah satunya yaitu pengolahan citra, teknologi ini dapat membedakan daging sapi dan daging babi. Algoritma untuk pengolahan citra yang digunakan di penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *EfficientNet-B4*.

EfficientNet adalah arsitektur jaringan *neural* yang dirancang untuk memperbaiki efisiensi jaringan *neural* yang ada sebelumnya dengan mengoptimalkan skala, arsitektur, dan parameter jaringan. *EfficientNet* menggunakan formula matematika yang dapat meningkatkan efisiensi jaringan tanpa menurunkan akurasi (Tan & V. Le 2019).

Penelitian ini juga akan memanfaatkan proses augmentasi data, di bidang pemrosesan gambar, langkah augmentasi (yaitu, menambahkan lebih banyak data pelatihan) sering digunakan untuk mengurangi *overfitting* pada *dataset* pelatihan dan meningkatkan akurasi prediksi pada *dataset* pengujian (Elgendi et al. 2021). Penelitian yang dilakukan (Kamal Hasan, Adiwijaya, & Said 2019) menyatakan augmentasi data dapat meningkatkan akurasi pada model CNN yang dilatih, karena dengan proses augmentasi model mendapatkan data-data tambahan yang dapat berguna untuk performa pelatihan pada model.

Penelitian tentang klasifikasi citra daging hewan sebelumnya pernah dilakukan dengan menggunakan *Machine Learning* (Jasril and Sanjaya 2018) menggunakan *Learning Vector Quantization 3* (LVQ3) dan *Spatial Fuzzy* mendapatkan tingkat akurasi tertinggi 91.67%. Penelitian (Sudiby et al. 2018) yang menggunakan LVQ, hasil penelitiannya mendapatkan akurasi tertinggi sebesar 76.25%. Gusrifaris Yuda Alhafis, dkk (Yuda Alhafis et al. 2022) juga pernah melakukan penelitian klasifikasi citra daging sapi dan daging babi menggunakan CNN dengan arsitektur *EfficientNet-B0* dan mendapatkan hasil pengujian 95,17 untuk akurasi tertinggi, 92,72% untuk *precision*, *recall* 95,5% dan dengan *f1-score* 94,09%.

Penelitian dengan *Deep Learning* pada citra daging sapi dan babi juga pernah dilakukan, (Efendi et al. 2022) menerapkan algoritma CNN dengan arsitektur *ResNet-50*, penelitian ini mendapat hasil tingkat akurasi sebesar 97.83%. Dalam penelitian (Mellinia 2022) implementasi model CNN dapat diterapkan secara baik untuk pendeteksian jenis daging hewan ternak, penelitian ini memperoleh nilai ketepatan tertinggi 100% dan nilai akurasi rata-rata sistem sebesar 85,71%. Dan pada penelitian Lestari Handayani, dkk (Handayani et al. 2017) menggunakan *Probabilistic Neural Network* (PNN) menyatakan penggunaan PNN dengan fitur tekstur dan warna yang diekstraksi dari gambar dapat digunakan secara efektif untuk identifikasi daging babi, sapi, dan oplosan.

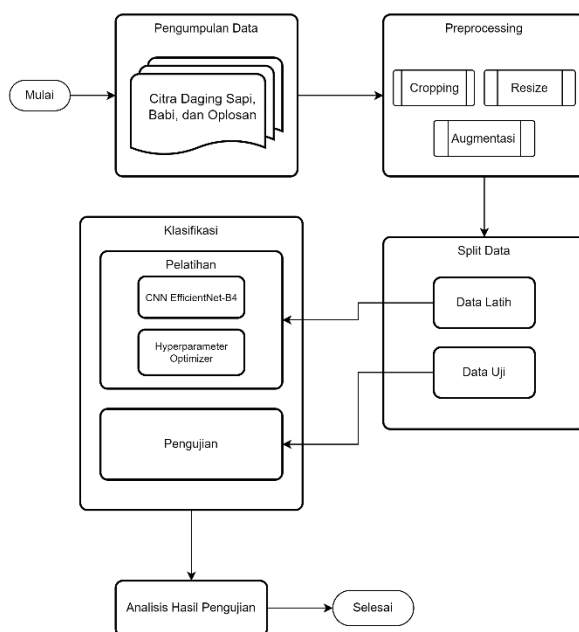
Penggunaan CNN *EfficientNet-B4* pernah dilakukan pada penelitian (Oloko-Oba and Viriri 2021), di mana *EfficientNet-B4* lebih unggul daripada *EfficientNet-B0*, B1, B2, dan B3 untuk mendiagnosa tuberkulosis, tingkat akurasi *EfficientNet-B4* mendapatkan 92,33% dan 80,52%, 83,46%, 86,35%, dan 90,40% untuk *EfficientNet-B0*, B1, B2, dan B3. Dan juga arsitektur *EfficientNet-B4* dipilih karena menurut (Rafi 2020) lebih unggul dari arsitektur lain, penelitian tersebut mendapat akurasi 98,87% untuk *EfficientNet-B4*, sedangkan *ResNet-50* 97,31%, *DenseNet-121* dan *Base CNN* memiliki akurasi 96,50% dan 84,50%. Begitu juga pada (Geetha & Prakash 2022), model *EfficientNet-B4* dianggap sebagai model terbaik untuk mengidentifikasi tanda-tanda glaucoma, tingkat akurasi *EfficientNet-B4* mendapatkan akurasi sebesar 99,38%, paling tinggi daripada arsitektur lain yang digunakan pada penelitian ini seperti VGG16, *InceptionV3*, *Xception*, dan *EfficientNet-B0*, B1, B2, dan B3. Adapun penelitian (Ivarsson 2021) menyimpulkan bahwa pengklasifikasi halaman web yang dibangun menggunakan *Bidirectional Encoder Representations from Transformers* (BERT) dan *EfficientNet-B4* dapat mengungguli pengklasifikasi halaman web yang dibangun menggunakan metode *state-of-the-art* (SOTA) di *Web Page Classification* (WPC) *Term Frequency Inverse Document Frequency* (TF-IDF) dan VGG16.

Penelitian dengan *EfficientNet-B4* lainnya, pernah dilakukan oleh Xueyan Zhu, dkk (Zhu et al. 2022) pada tahun 2022, hasil percobaannya menunjukkan bahwa model *EfficientNet-B4-BCAM* mencapai akurasi keseluruhan 97,02% yang lebih tinggi dari metode lain yang digunakan dalam percobaan perbandingan. Dalam penelitian

(Wardana, Rachmawati, & Wirayuda 2021) *EfficientNet-B4* digunakan untuk mengklasifikasi gestur tangan dari *dataset ASL Alphabet* mendapatkan nilai tertinggi pada akurasi sebesar 99,81%. Dan (Reza et al. 2021) merekomendasikan dan mengusulkan *EfficientNet-B4* dalam membedakan kasus COVID-19 dengan memanfaatkan gambar X-Ray, karena hasil penelitian tersebut *EfficientNet-B4* lebih unggul dibanding arsitektur yang lain yaitu *Base CNN*, *DenseNet-121*, dan *ResNet-50*. Pada penelitian (Atila et al. 2021) yang menggunakan *EfficientNet-B4* dan proses augmentasi, dengan adanya proses augmentasi, tingkat akurasi lebih baik dibandingkan tidak menggunakan.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk mengetahui seberapa tinggi akurasi klasifikasi daging babi dan sapi menggunakan algoritma dari CNN yaitu arsitektur *EfficientNet-B4* dan mengetahui apakah pemanfaatan proses augmentasi data dapat meningkatkan akurasi. Dengan harapan penggunaan augmentasi data dapat meningkatkan akurasi secara signifikan.

2. Metodologi Penelitian



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Tahapan pertama yang dilakukan adalah pengumpulan data, yaitu citra daging sapi, daging babi, dan daging oplosan. Penulis memperoleh daging sapi dan daging babi dari pasar bawah yang terdapat di kota Pekanbaru, provinsi Riau. Setelah

daging didapatkan, pengambilan citra dilakukan dengan menggunakan kamera pada *smartphone*. Citra diambil dengan *smartphone* Vivo V20 dengan resolusi 64MP, Redmi Note 8 Pro dengan resolusi 64MP, dan Redmi Note 10 Pro dengan resolusi 108MP dan jarak 5 sampai 15 cm. Data citra yang dikumpulkan sebanyak 900 dari 3 kelas, yaitu citra daging babi, oplosan, dan sapi.

2.2 Preprocessing

Tahapan selanjutnya setelah pengumpulan data adalah *preprocessing*, pada tahap ini data yang telah dikumpulkan dilakukan proses *cropping*, *resize*, dan augmentasi.

a. Cropping

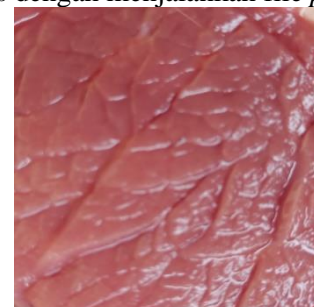
Tahap pertama dalam *preprocessing* adalah *cropping*, proses ini bertujuan untuk mengurangi noise. *Cropping* dilakukan secara manual. Berikut pada Gambar 2 adalah contoh citra setelah *cropping*.



Gambar 2. Citra Sebelum dan Setelah *Cropping*

b. Resize

Citra yang telah di-*crop* dilakukan proses *resize* untuk mengubah ukuran citra. Karena penelitian ini menggunakan *EfficientNet-B4* maka citra di *resize* ke ukuran 380 x 380 piksel. Proses *resize* dilakukan secara otomatis dengan menjalankan file *python*.

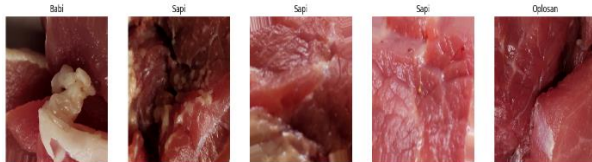


Gambar 3. Citra Setelah *Resize*

c. Augmentasi

Augmentasi adalah proses untuk meningkatkan variasi dan jumlah data citra. Citra yang telah dilakukan proses *resize* selanjutnya dilakukan augmentasi. Augmentasi yang digunakan pada penelitian

ini adalah *vertical flip*, *horizontal flip*, *rotation* acak dengan maksimal 15 derajat, dan *brightness* dengan rentang dari 0,8 sampai 1. Total citra setelah di-augmentasi menjadi sebanyak 9000 dari 3 kelas. Berikut adalah sampel citra setelah dilakukan augmentasi.



Gambar 4. Citra Setelah Augmentasi

2.3 Split Data

Setelah dilakukan *preprocessing*, selanjutnya data citra dibagi menjadi data latih, validasi, dan uji. Data latih dan data uji dibagi menjadi 80% : 20% serta 90% : 10% baik *dataset* dengan augmentasi maupun tanpa augmentasi.

Tabel 1. Pembagian Data Asli 80% : 20%

Citra	Total Data		
	Latih (80%)		Uji (20%)
	Latih (80%)	Validasi (20%)	Uji (20%)
Daging Babi	192	48	60
Daging Oplosan	192	48	60
Daging Sapi	192	48	60

Tabel 1 menunjukkan pembagian citra asli dengan *dataset* 80:20.

Tabel 2. Pembagian Data Augmentasi 80% : 20%

Citra	Total Data		
	Latih (80%)		Uji (20%)
	Latih (80%)	Validasi (20%)	Uji (20%)
Daging Babi	1920	480	600
Daging Oplosan	1920	480	600
Daging Sapi	1920	480	600

Tabel 2 menunjukkan pembagian citra Augmentasi dengan *dataset* 80:20.

Tabel 3. Pembagian Data Asli 90% : 10%

Citra	Total Data		
	Latih (90%)		Uji (10%)
	Latih (90%)	Validasi (10%)	Uji (10%)
Daging Babi	243	27	30
Daging Oplosan	243	27	30
Daging Sapi	243	27	30

Tabel 3 menunjukkan pembagian citra asli dengan *dataset* 90:10.

Tabel 4. Pembagian Data Augmentasi 90% : 10%

Citra	Total Data		
	Latih (90%)		Uji (10%)
	Latih (90%)	Validasi (10%)	Uji (10%)
Daging Babi	2430	270	300
Daging Oplosan	2430	270	300
Daging Sapi	2430	270	300

Tabel 4 menunjukkan pembagian citra asli dengan *dataset* 90:10.

2.4 Klasifikasi

a. Convolutional Neural Network

CNN digunakan dalam berbagai aplikasi seperti pengenalan wajah, deteksi objek, klasifikasi citra, dan pengenalan karakter tulisan tangan. Ada banyak macam arsitektur dari CNN, seperti *AlexNet*, *Visual Geometry Group (VGG) 16*, *VGG19*, *ResNet-50*, *ResNet-101*, *EfficientNet*, dan masih banyak lagi. Arsitektur CNN *EfficientNet-B4* digunakan pada penelitian ini.

b. EfficientNet-B4

EfficientNet-B4 adalah salah satu varian dari *EfficientNet*. *EfficientNet* mendapatkan akurasi yang lebih tinggi dan efisiensi yang lebih baik dibanding CNN yang lain, seperti *AlexNet*, *ImageNet*, *GoogleNet*, dan *MobileNetV2* (Tan & V. Le 2019). Resolusi input yang digunakan pada *EfficientNet-B4* adalah 380 x 380 piksel, lebih besar daripada resolusi input *EfficientNet-B0*, *B1*, *B2*,

B3. Dengan dilakukannya augmentasi pada data citra dan penggunaan arsitektur ini, penelitian ini diharapkan mendapatkan hasil yang maksimal.

c. *Hyperparameter Optimization*

Hyperparameter optimization digunakan karena meningkatkan kinerja pada model *machine learning* (ML), *hyperparameter* pada ML memiliki pengoptimalan yang berbeda untuk mencapai hasil terbaik dalam kasus dan data yang berbeda (Hutter, Kotthoff, & Vanschoren 2019). *Hyperparameter* yang digunakan pada penelitian ini adalah *activation function* (ReLU, LeakyReLU, dan Swish), *optimizer* (Adamax, RAdam), dan *learning rate* (0,1 dan 0,01).



Gambar 5. Arsitektur *EfficientNet-B4*

Gambar 5 menunjukkan arsitektur *EfficientNet-B4* yang digunakan pada penelitian ini.

2.5 Analisis Hasil Pengujian

Setelah beberapa skenario pengujian hasil eksperimen yang didapatkan, dilakukan tahap terakhir yaitu analisis hasil pengujian. *Confusion matrix* digunakan pada tahap analisis hasil pengujian ini, kurang tepat jika menghitung performa pada suatu model hanya dari segi akurasi yang dinilai. Model klasifikasi yang dibuat diperlukan matriks evaluasi lain yang dapat mengukur performanya, karena dapat terjadi prediksi yang salah jika hanya memprediksi nilai pada kelas terbanyak (Alhafis et al. 2022). *Confusion matrix* mempunyai beberapa nilai, nilai yang digunakan pada penelitian ini adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Ada 4 komponen yang digunakan yaitu *True Positive* (TP) yaitu data positif yang diprediksi secara benar, *False Positive* (FP) yaitu data negatif yang diprediksi secara positif, *False Negative* (FN) yaitu data negatif yang diprediksi negatif, dan *True Negative* (TN) yaitu data negatif yang diprediksi secara benar. Berikut adalah rumus dari beberapa nilai yang digunakan.

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

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

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

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

3. Hasil

3.1. Pelatihan

Pelatihan pada eksperimen penelitian ini menggunakan Bahasa pemrograman *python* dengan format *jupyter notebook*. *Library* yang digunakan seperti *Pandas*, *NumPy*, *Scikit-learn*, *gsread*, *tensorflow*, *keras*, *efficientnet*. *Google Colab* dan *Visual Studio Code* digunakan untuk menjalankan eksperimen ini. Pada Tabel 5 berikut detail model yang dijalankan.

Tabel 5. Model yang Digunakan

Citra	Learning Rate	Activation Function	Optimizer
Asli	0.1	LeakyReLU	Adamax
	0.01		RAdam
Asli	0.1	ReLU	Adamax
	0.01		RAdam
Asli	0.1	Swish	Adamax
	0.01		RAdam
Augmentasi	0.1	LeakyReLU	Adamax
	0.01		RAdam
Augmentasi	0.1	ReLU	Adamax
	0.01		RAdam

Augmentasi	0.1	Swish	Adamax
	0.01		RAdam

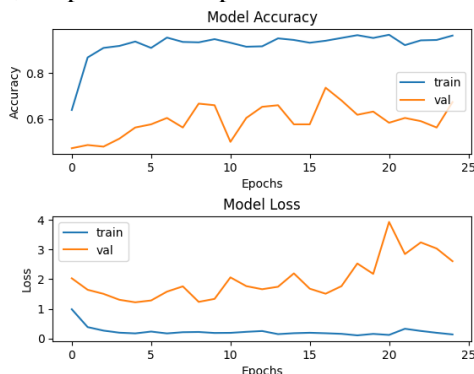
Terlihat pada Tabel 5, pelatihan dengan *EfficientNet-B4* dilakukan sebanyak 24 kali, pelatihan dilakukan dengan 2 jenis data citra yaitu citra augmentasi dan citra asli, masing – masing citra dilakukan eksperimen 12 kali. Dengan *learning rate* 0.1 dan 0.01, *activation function* yang digunakan yaitu *LeakyReLU*, *ReLU*, *Swish*, *optimizer* Adamax dan RAdam, dan *epoch* yang digunakan 25. Eksperimen dengan *Google Colab* dijalankan menggunakan *runtime* dengan *Tensor Processing Unit (TPU)*, selain dengan *Google Colab*, eksperimen juga dijalankan dengan *Visual Studio Code* dengan spesifikasi laptop untuk *processor i5-7200U*, RAM 16GB, dan GPU Nvidia 940MX.

Tabel 6. Hasil Seluruh Pelatihan

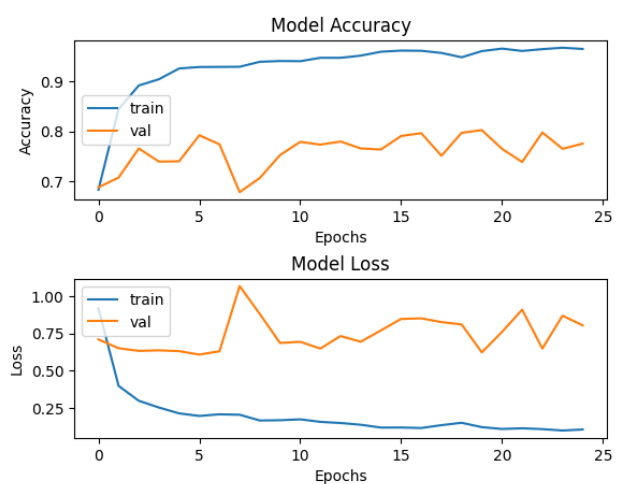
No	Citra & Dataset	Optimizer	Activation Function	Learning Rate	Validation Accuracy
1	Asli 80:20	Adamax	LeakyReLU	0.1	65,97%
2		Adamax		0.01	62,50%
3		RAdam		0.1	60,42%
4		RAdam		0.01	58,33%
5		Adamax	ReLU	0.1	66,67%
6		Adamax		0.01	60,42%
7		RAdam		0.1	60,42%
8		RAdam		0.01	65,97%
9		Adamax	Swish	0.1	61,11%
10		Adamax		0.01	63,19%
11		RAdam		0.1	67,36%
12		RAdam		0.01	61,81%
13	Augmentasi 80:20	Adamax	LeakyReLU	0.1	77,78%
14		Adamax		0.01	75,83%
15		RAdam		0.1	73,19%
16		RAdam		0.01	77,85%
17		Adamax	ReLU	0.1	77,78%
18		Adamax		0.01	79,65%
19		RAdam		0.1	76,88%
20		RAdam		0.01	78,68%
21		Adamax	Swish	0.1	77,57%
22		Adamax		0.01	81,32%

23	Asli 90:10	RAdam	LeakyReLU	0.1	77,01%	
24		RAdam		0.01	78,40%	
25		Adamax	LeakyReLU	0.1	75,31%	
26		Adamax		0.01	80,25%	
27		RAdam		0.1	61,73%	
28		RAdam		0.01	72,84%	
29		Adamax	ReLU	0.1	98,77%	
30		Adamax		0.01	83,95%	
31		RAdam		0.1	82,72%	
32		RAdam		0.01	79,01%	
33		Adamax	Swish	0.1	77,78%	
34		Adamax		0.01	85,19%	
35		RAdam		0.1	86,42%	
36		RAdam		0.01	79,01%	
37		Augmentasi 90:10	Adamax	LeakyReLU	0.1	73,21%
38			Adamax		0.01	74,81%
39			RAdam		0.1	69,75%
40			RAdam		0.01	75,56%
41			Adamax	ReLU	0.1	77,78%
42			Adamax		0.01	77,90%
43			RAdam		0.1	73,46%
44			RAdam		0.01	77,04%
45			Adamax	Swish	0.1	79,88%
46			Adamax		0.01	77,53%
47	RAdam		0.1		78,52%	
48	RAdam		0.01		74,44%	

Validation accuracy pada Tabel 6 tertinggi pada proses pelatihan menggunakan dataset 80:20 didapat pada pelatihan dengan optimizer Adamax, activation function Swish, dan learning rate 0,01 untuk citra augmentasi dengan hasil 81,32%. Untuk citra asli mendapatkan 67,36% dengan optimizer RAdam, activation function Swish, dan learning rate 0,1 seperti terlihat pada Gambar 6 dan 7.



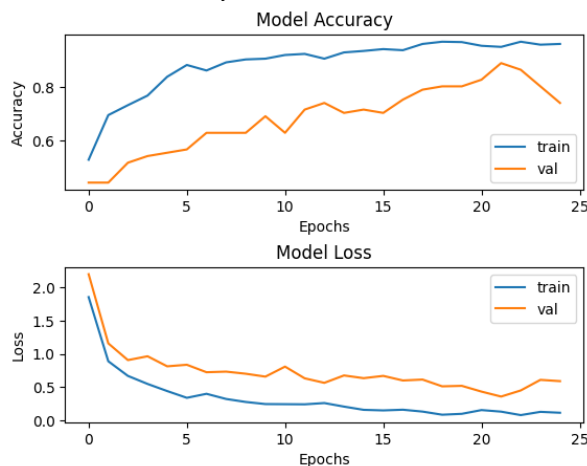
Gambar 6. Pelatihan Citra Asli 80:20 dengan RAdam Swish 0,1



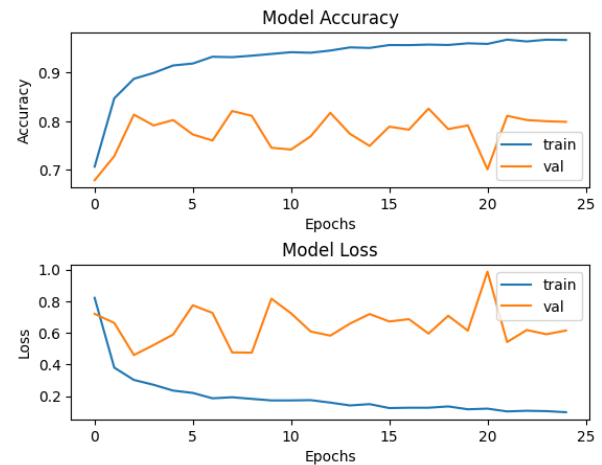
Gambar 7. Pelatihan Augmentasi 80:20 dengan Adamax Swish 0,01

Pelatihan pada yang menggunakan dataset 90:10 validation accuracy tertinggi didapat sebanyak 98,77% dengan Adamax, ReLU, dan learning rate 0,1 pada citra asli. Pelatihan pada

citra augmentasi hanya beberapa saja yang mendapatkan *validation accuracy* lebih unggul. Pelatihan tertinggi pada *dataset* augmentasi dengan *model* yang menggunakan Adamax, Swish, 0.1. Pada Gambar 8 dan 9 menampilkan grafik *validation accuracy*.



Gambar 8. Pelatihan Citra Asli 90:10 Adamax ReLU 0,1



Gambar 9. Pelatihan Augmentasi 90:10 Adamax Swish 0,1

3.2. Pengujian

Pengujian dilakukan setelah pelatihan, di mana pada tahap ini menggunakan data uji. Pada proses pengujian pada penelitian ini memanfaatkan *confusion matrix* untuk melihat nilai *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Penulis melakukan semua pengujian seperti pada tahap pelatihan, tetapi lebih terfokus dengan pelatihan yang mendapatkan nilai *validation accuracy* di atas 75%, karena ingin mengetahui apakah *validation accuracy* mempengaruhi hasil *accuracy* dan *precision* pada tahap pengujian ini dan juga mengetahui seberapa tinggi *precision* terhadap klasifikasi pada citra daging sapi.

Tabel 7. Hasil Seluruh Pengujian

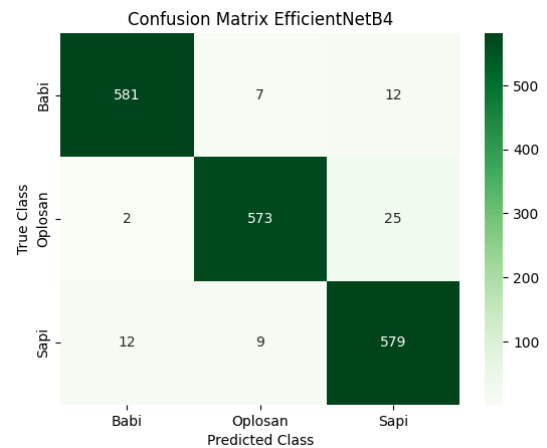
Citra & Dataset	Optimizer	Learning Rate	Activation Function	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-Score (%)	Presisi Kelas Sapi (%)
Augmentasi 80:20	Adamax	0.1	LeakyReLU	94,06	94,24	94,06	94,09	89,25
	Adamax	0.01	LeakyReLU	95,11	95,24	95,11	95,13	91,06
	RAdam	0.01	LeakyReLU	95,00	95,00	95,00	95,00	94,46
	Adamax	0.1	ReLU	94,94	94,96	94,94	94,95	92,92
	Adamax	0.01	ReLU	95,17	95,20	95,20	95,18	92,70
	RAdam	0.1	ReLU	93,72	93,73	93,72	93,70	87,34
	RAdam	0.01	ReLU	94,72	94,73	94,72	94,72	93,17
	Adamax	0.1	Swish	95,17	95,19	95,17	95,17	93,23
	Adamax	0.01	Swish	96,28	96,31	96,28	96,28	93,99
	RAdam	0.1	Swish	93,39	93,42	93,39	93,36	94,31
	RAdam	0.01	Swish	95,11	95,13	95,11	95,11	93,54
Asli	Adamax	0.1	LeakyReLU	95,56	95,69	95,56	95,55	93,33

90:10	Adamax	0.01	LeakyReLU	97,78	97,78	97,78	97,78	96,66
	Adamax	0.1	ReLU	94,44	94,51	94,44	94,42	96,42
	Adamax	0.01	ReLU	96,67	96,70	96,67	96,67	96,55
	RAdam	0.1	ReLU	96,67	96,70	96,67	96,67	96,55
	RAdam	0.01	ReLU	96,67	96,70	96,67	96,67	93,54
	Adamax	0.1	Swish	97,78	97,81	97,78	97,78	96,66
	Adamax	0.01	Swish	97,78	97,78	97,78	97,78	96,66
	RAdam	0.1	Swish	95,56	95,89	95,56	95,49	100
	RAdam	0.01	Swish	96,67	96,81	96,67	96,66	100
Augmentasi 90:10	RAdam	0.1	LeakyReLU	96,78	96,80	96,78	96,78	95,12
	Adamax	0.1	ReLU	97,22	97,25	97,22	97,23	95,43
	Adamax	0.01	ReLU	97,44	97,47	97,44	97,45	95,46
	RAdam	0.01	ReLU	97,33	97,33	97,33	97,33	96,97
	Adamax	0.1	Swish	97,44	97,47	97,45	97,45	95,16
	Adamax	0.01	Swish	97,67	97,68	97,67	97,67	97,33
	RAdam	0.1	Swish	97,00	97,13	97,00	97,02	93,10

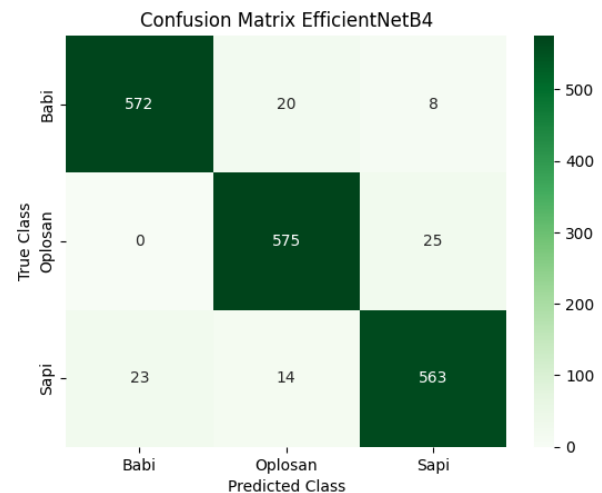
Dapat dilihat pada Tabel 7 bahwa, hasil evaluasi pada pengujian yang dilakukan, *accuracy* dan *precision* yang tertinggi pada *dataset* 80:20 didapatkan dari *model* menggunakan *optimizer* Adamax, *activation function* Swish, dan *learning rate* 0,01 dengan *accuracy* 96,28%, *precision* 96,31%, *recall* 96,28%, dan *f1-score* 96,28%. Sedangkan untuk hasil klasifikasi dengan *precision* tertinggi pada citra daging sapi dengan *model* RAdam, *LeakyReLU*, dan 0,01 *learning rate* yang mendapatkan nilai 94,46%.

Pada Gambar 10 menunjukkan bahwa performa dengan hasil evaluasi terbaik mendapatkan citra daging sapi yang terklasifikasi dengan benar sebanyak 579, citra daging oplosan yang terbaca daging sapi sebanyak 25 citra, dan citra daging babi yang terbaca daging sapi sebanyak 12 citra.

Pengujian dengan RAdam, *LeakyReLU* dan *learning rate* 0,01 seperti pada Gambar 11, mempunyai presisi pada citra sapi lebih tinggi, walau hanya berbeda dengan Gambar 10 pada bagian citra daging babi yang terbaca daging sapi yaitu sebanyak 8 citra, dan citra daging sapi yang terklasifikasi lebih rendah sebanyak 563.

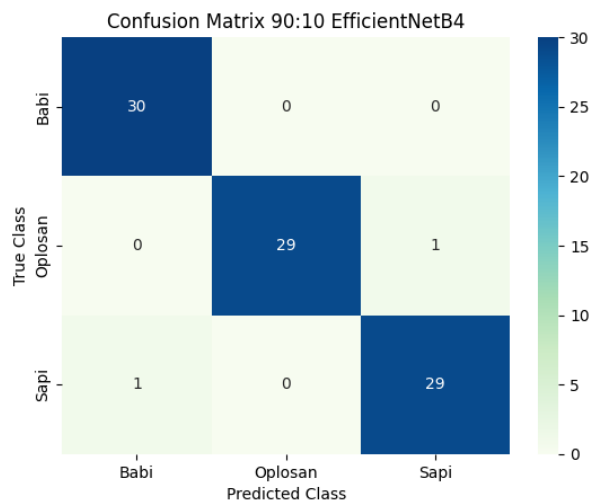


Gambar 10. Confusion Matrix Augmentasi 80:20 Adamax Swish 0,01

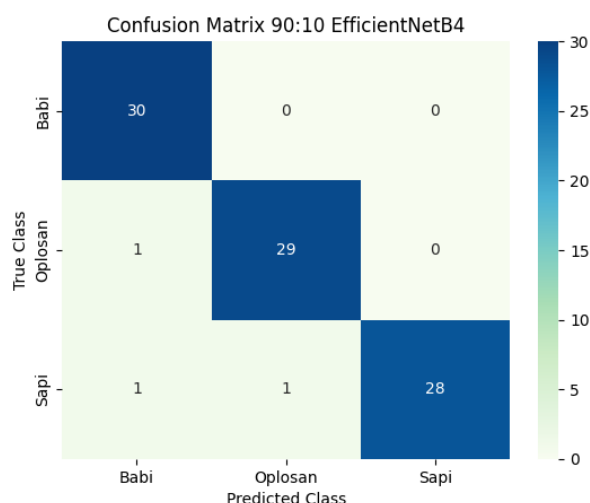


Gambar 11. Confusion Matrix Augmentasi 80:20 RAdam LeakyReLU 0,01

Sedangkan pada *dataset* 90:10, hasil *accuracy* tertinggi didapat pada pengujian yang menggunakan *model* Adamax, Swish, dan 0,1 *learning rate* pada citra asli dengan *accuracy*, *recall*, dan *f1-score* 97,78% dan 97,81% pada *precision*. Sedangkan performa untuk presisi citra daging sapi, skenario RAdam, Swish, 0,1 dan 0,01 *learning rate* mendapatkan nilai sempurna yaitu 100%, ini sangat baik karena tidak ada citra daging babi ataupun oplosan yang terbaca sebagai daging sapi. Berikut *confusion matrix* dari pengujian tersebut.



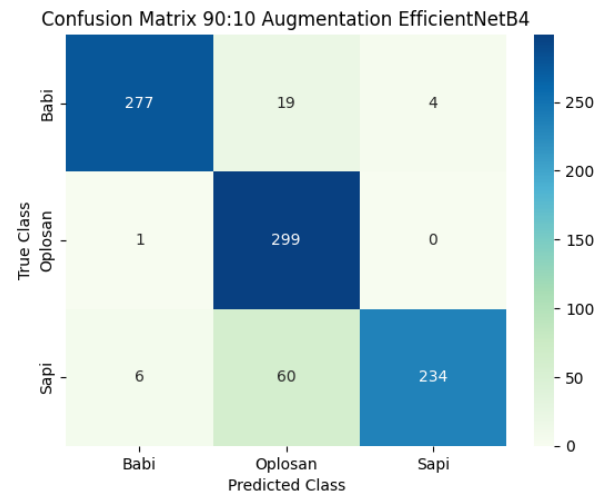
Gambar 12. *Confusion Matrix* Citra Asli 90:10 Adamax Swish 0,1



Gambar 13. *Confusion Matrix* Citra Asli 90:10 RAdam Swish 0,01

Pada Gambar 12 menunjukkan hasil pengujian tertinggi bahwa citra daging sapi yang terklasifikasi benar sebanyak 29 dan citra daging oplosan terbaca sapi hanya 1 citra. Presisi citra sapi

yang mendapatkan nilai 100% ditunjukkan pada Gambar 13, dengan klasifikasi pada citra daging sapi sebanyak 28 dan citra lain tidak ada yang terklasifikasi sebagai citra sapi. Pada hasil *accuracy* pengujian dengan RAdam, LeakyReLU, dan *learning rate* 0,1 pada *dataset* 90:10 tidak terlalu tinggi, tetapi citra selain daging sapi yang terklasifikasi sebagai sapi hanya pada citra daging babi dan hanya sebanyak 4 citra. Seperti ditunjukkan pada Gambar 14.



Gambar 14. *Confusion Matrix* Augmentasi 90:10 RAdam LeakyReLU 0,1

4. Kesimpulan

Penggunaan CNN arsitektur *EfficientNet-B4* untuk pengklasifikasian citra daging sapi, babi, dan oplosan serta pemanfaatan proses augmentasi pada data citra. Proses augmentasi yang dilakukan adalah *vertical flip*, *horizontal flip*, *rotation* secara acak dengan maksimal 15 derajat, dan *brightness* dengan rasio 0,8 sampai 1. Dari 900 total data citra, setelah di-augmentasi total data citra menjadi 9000 dari 3 kelas. Pelatihan *EfficientNet-B4* menggunakan *optimizer* Adamax dan RAdam, *activation function* Leaky ReLU, ReLU, dan Swish, dan *learning rate* 0.1 dan 0.01. Hasil akurasi tertinggi dengan *dataset* 80% : 20% pada citra dengan augmentasi mendapatkan 96,28% untuk *accuracy*, *recall*, dan *f1-score* dan 96,31% untuk *precision*. Pada *dataset* 80:20, pelatihan pada data citra asli tidak ada yang mendapatkan *validation accuracy* diatas 75%, ini membuktikan bahwa proses augmentasi sangat berpengaruh pada penelitian ini. Sedangkan pada *dataset* 90% : 10% pada tahap pelatihan dengan data citra asli lebih dominan dibanding dengan data dengan proses augmentasi, begitu juga pada tahap pengujian, hasil performa model mayoritas citra asli lebih unggul,

hal ini disebabkan karena hanya sedikit citra yang digunakan sebagai data uji dan terjadinya overfitting pada model. Penelitian selanjutnya direkomendasikan bisa menambahkan data supaya performa model lebih maksimal.

Referensi

- Akbar, Rus. 2019. "Hati-Hati Daging Sapi Campur Celeng Beredar." *Www.News.Okezone.Com*. Retrieved October 16, 2022 (<https://news.okezone.com/read/2009/09/10/1/256216/hati-hati-daging-sapi-campur-celeng-beredar>).
- Atila, Ümit, Murat Uçar, Kemal Akyol, and Emine Uçar. 2021. "Plant Leaf Disease Classification Using EfficientNet Deep Learning Model." *Ecological Informatics* 61(June 2020):101182. doi: 10.1016/j.ecoinf.2020.101182.
- Badan Pusat Statistik. 2019. "Produksi Daging Sapi Menurut Provinsi (Ton), 2019-2021." *Www.Bps.Go.Id*. Retrieved October 16, 2022 (<https://www.bps.go.id/indicator/24/480/1/produksi-daging-sapi-menurut-provinsi.html>).
- Efendi, Dodi, Suwanto Sanjaya, Fadhilah Syafria, and Elvia Budianita. 2022. "Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 Untuk Klasifikasi Citra Daging Sapi Dan Babi." *Jurnal Riset Komputer* 9(3):2407–389. doi: 10.30865/jurikom.v9i3.4176.
- Elgendi, Mohamed, Muhammad Umer Nasir, Qunfeng Tang, David Smith, John Paul Grenier, Catherine Batte, Bradley Spieler, William Donald Leslie, Carlo Menon, Richard Ribbon Fletcher, Newton Howard, Rabab Ward, William Parker, and Savvas Nicolaou. 2021. "The Effectiveness of Image Augmentation in Deep Learning Networks for Detecting COVID-19: A Geometric Transformation Perspective." *Frontiers in Medicine* 8(March):1–12. doi: 10.3389/fmed.2021.629134.
- Geetha, A., and N. B. Prakash. 2022. "Classification of Glaucoma in Retinal Images Using EfficientnetB4 Deep Learning Model." *Computer Systems Science and Engineering* 43(3):1041–55. doi: 10.32604/csse.2022.023680.
- Handayani, Lestari, Jasril, Elvia Budianita, Winda Oktista, Rizki Hadi, Denanda Fattah, Rado Yendra, and Ahmad Fudholi. 2017. "Comparison of Target Probabilistic Neural Network (PNN) Classification for Beef and Pork." *Journal of Theoretical and Applied Information Technology* 95(12):2753–60.
- Hutter, Frank, Lars Kotthoff, and Joaquin Vanschoren. 2019. *Automated Machine Learning: Methods, Systems, Challenges*. Springer.
- Ivarsson, Anton. 2021. "Evaluating Hybrid Neural Network Approaches to Multimodal Web Page Classification Based on Textual and Visual Features." KTH Royal Institute of Technology.
- Jasril, Jasril, and Suwanto Sanjaya. 2018. "Learning Vector Quantization 3 (LVQ3) and Spatial Fuzzy C-Means (SFCM) for Beef and Pork Image Classification." *Indonesian Journal of Artificial Intelligence and Data Mining* 1(2):60. doi: 10.24014/ijaidm.v1i2.5024.
- Kamal Hasan, Mahmud, Adiwijaya, and Al Faraby Said. 2019. "Klasifikasi Citra Multi-Kelas Menggunakan Convolutional Neural Network." *E-Proceeding of Engineering* 6(1):2127–36.
- Mellinia, Zulfa Febriana Dewi. 2022. "Implementasi Model CNN Dan Tensorflow Dalam Pendeteksian Jenis Daging Hewan Ternak." *Jurnal Teknologi Informasi Dan Terapan* 9(1):54–61. doi: 10.25047/jtit.v9i1.278.
- Oloko-Oba, Mustapha, and Serestina Viriri. 2021. "Ensemble of EfficientNets for the Diagnosis of Tuberculosis." *Computational Intelligence and Neuroscience* 2021. doi: 10.1155/2021/9790894.
- Purnomo, Edi. 2019. "Oplos Daging Sapi Dengan Babi, Dua Pedagang Di Gunungkidul Diciduk Polisi." *Www.Merdeka.Com*. Retrieved October 16, 2022 (<https://www.merdeka.com/peristiwa/oplos-daging-sapi-dengan-babi-dua-pedagang-di-gunungkidul-diciduk-polisi.html>).
- Pusparisa, Yosepha. 2020. "Tren Produksi Daging Sapi Indonesia Menurun." *Www.Databoks.Katadata.Co.Id*. Retrieved October 16, 2022 (<https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2020/02/14/tren-produksi-daging-sapi-indonesia-menurun#:~:text=Menurut kajian Badan Pusat Statistik,kilogram per kapita per tahun.>).
- Rafi, Taki Hasan. 2020. "A Holistic Comparison between Deep Learning Techniques to Determine Covid-19 Patients Utilizing Chest X-Ray Images." *Engineering and Applied Science Letters* 3(4):85–93. doi: 10.30538/psrp-easl2020.0054.
- Reza, Ahmed Wasif, Md Mahamudul Hasan, Nazla Nowrin, and Mir Moynuddin Ahmed Shibly. 2021. "Pre-Trained Deep Learning Models in Automatic COVID-19 Diagnosis." *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science* 22(3):1540–47. doi: 10.11591/ijeecs.v22.i3.pp1540-1547.
- Sudibyo, Usman, Desi Purwanti Kusumaningrum, Eko Hari Rachmawanto, and Christy Atika Sari. 2018. "Optimasi Algoritma Learning Vector Quantization (LVQ) Dalam Pengklasifikasian Citra Daging Sapi Dan Daging Babi Berbasis Gcm Dan Hsv." *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer* 9(1):1–10. doi: 10.24176/simet.v9i1.1943.
- Tan, Mingxing, and Quoc V. Le. 2019. "EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks." *International Conference on*

- Machine Learning* 97:6105–14. doi: 10.2310/8000.2013.131108.
- Wardana, Bima Kusuma, Ema Rachmawati, and Tjokorda Agung Budi Wirayuda. 2021. “Pengenalan Gestur Tangan Statis Menggunakan CNN Dengan Arsitektur Efficient-Net B4.” 8(2):3446–63.
- Yuda Alhafis, Gusrifaris, Suwanto Sanjaya, Fadhilah Syafria, and Elvia Budianita. 2022. “Klasifikasi Citra Daging Sapi Dan Daging Babi Menggunakan Ekstraksi Ciri Dan Convolutional Neural Network.” *Jurnal Riset Komputer* 9(3):2407–389. doi: 10.30865/jurikom.v9i3.4175.
- Zhu, Xueyan, Xinwei Zhang, Zhao Sun, Yili Zheng, Shuchai Su, and Fengjun Chen. 2022. “Identification of Oil Tea (*Camellia Oleifera* c.Abel) Cultivars Using Efficientnet-B4 Cnn Model with Attention Mechanism.” *Forests* 13(1):1–13. doi: 10.3390/f13010001.