

Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan Arsitektur EfficientNet-B2 dan Augmentasi Data

Deny Ardianto¹, Jasril², Suwanto Sanjaya^{3,*}, 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: ¹11950111680@students.uin-suska.ac.id, ²jasril@uin-suska.ac.id, ^{3,*}suwantosanjaya@uin-suska.ac.id, ⁴lestari.handayani@uin-suska.ac.id, ⁵fadhilah.syafria@uin-suska.ac.id

Submitted Date: 2023-06-09
Revised Date: 2023-06-21

Reviewed Date: 2023-06-09
Accepted Date: 2023-06-23

Abstract

The demand for Indonesian beef increases significantly every year. The increasing demand for beef is often used by traders to get more profit by mixing beef and pork (mixed). Manually differentiating beef, pork and mix using smell and sight is very difficult. To help distinguish the meat can use technology, namely image processing. This research uses Convolutional Neural Network (CNN) with EfficientNet-B2 architecture for image processing and classification. In this study, the image data augmentation process was also carried out to increase the number of images with the aim of increasing accuracy. The number of original meat images of 900 has increased after the augmentation process, to 9000 images which include beef, pork, and mixtures. The dataset is divided into two parts, namely the training and testing dataset, with ratios of 80:20 and 90:10. By using the augmentation image dataset with a combination of Adamax optimizer, Swish activation, and a learning rate of 0.1, this study produced the highest classification accuracy, namely 98.22% accuracy, 98.25% precision, 98.22% recall, 98.22% f1- score, with a data comparison ratio of 90:10.

Keywords: Meat; Convolutional Neural Networks; Classification; EfficientNet-B2; Augmentation

Abstrak

Permintaan daging sapi Indonesia meningkat secara signifikan setiap tahun. Meningkatnya kebutuhan daging sapi ini sering dimanfaatkan oleh pedagang untuk mendapatkan untung lebih dengan cara mencampurkan daging sapi dan babi (oplosan). Membedakan daging sapi, babi, dan oplosan secara manual menggunakan penciuman dan penglihatan manusia sangatlah sulit. Untuk membantu membedakan daging tersebut dapat menggunakan teknologi yaitu pengolahan citra. Penelitian ini menggunakan *Convolutional Neural Network (CNN)* berarsitektur *EfficientNet-B2* untuk pengolahan citra dan klasifikasi. Pada penelitian ini juga dilakukan proses augmentasi data citra untuk memperbanyak citra dengan tujuan meningkatkan akurasi. Jumlah citra asli daging sebanyak 900 telah mengalami peningkatan setelah dilakukan proses augmentasi, menjadi 9000 citra yang mencakup daging sapi, babi, dan oplosan. *Dataset* dibagi menjadi dua bagian, yaitu *dataset* pelatihan dan *testing*, dengan rasio perbandingan 80:20 dan 90:10. Dengan menggunakan *dataset* citra augmentasi dengan kombinasi *optimizer* Adamax, *activation* Swish, dan *learning rate* 0.1, penelitian ini menghasilkan akurasi klasifikasi tertinggi, yaitu 98,22% *accuracy*, 98,25% *precision*, 98,22% *recall*, 98,22% *f1-score*, dengan rasio perbandingan data 90:10.

Kata kunci: Daging; *Convolutional Neural Network*; Klasifikasi; *EfficientNet-B2*; Augmentasi

1. Pendahuluan

Daging memiliki kandungan protein berkualitas tinggi dan kaya akan vitamin serta mineral. Daging sapi memiliki kandungan zat besi yang lebih tinggi daripada ikan dan ayam. Daging sapi memiliki berbagai manfaat seperti, menjaga

massa otot, meningkatkan performa latihan, mencegah anemia, memelihara sistem kekebalan tubuh, dan mempercantik kulit dan rambut (Azmi, 2021). Pada tahun 2022, kebutuhan konsumsi daging sapi per orang di Indonesia mencapai 2,57 kg per tahun, mengalami peningkatan dari

konsumsi pada tahun 2021 yang sebesar 2,46 kg per tahun, dan untuk permintaan daging sapi keseluruhan meningkat dari 669.732 ton menjadi 706.388 ton (Timorria, 2022).

Dengan meningkatnya permintaan daging sapi, pedagang menggunakan campuran daging babi dan sapi untuk memperoleh lebih banyak laba (Iswinaro, 2020)(Lova, 2020). Menggabungkan daging sapi dan babi ini dapat merugikan pembeli, terutama mereka yang beragama Muslim. Sebab, dalam Al-Qur'an (surah Al-Baqarah ayat 173) dijelaskan bahwa daging babi diharamkan bagi umat Muslim. Ada banyak dampak negatif yang akan didapatkan jika memakan makanan haram, seperti tidak dikabulkannya doa, amalan tidak diterima, membawa ke neraka, berkurangnya iman di hati, dan rusaknya keturunan (Ekawati, 2021).

Sangat sulit untuk membedakan daging sapi, babi, dan oplosan secara manual menggunakan penglihatan dan penciuman manusia. Untuk membantu dalam membedakan daging sapi, babi, dan oplosan maka dibutuhkan ketelitian dan alat bantu berupa sebuah teknologi. Salah satu teknologi yang dapat dimanfaatkan pada masa sekarang ini yaitu pengolahan citra. Telah dilakukan penerapan pengolahan citra untuk membedakan antara daging sapi, babi, dan oplosan.

Penelitian tentang penggunaan pengolahan citra untuk membedakan daging sapi dan babi telah dilakukan, termasuk melakukan *preprocessing*, segmentasi warna, ekstraksi, dan klasifikasi menggunakan algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) (Sudibyo et al., 2018) serta penelitian (Jasril & Sanjaya, 2018) yang menggunakan *Learning Vector Quantization 3* (LVQ3) dan *Spatial Fuzzy C-Means* (SFCM). Begitu juga (Lasniari et al., 2022) mengklasifikasikan citra daging sapi dan babi dengan menerapkan *Deep Learning* menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) arsitektur *ResNet-50*. Peter Winardi dan Endang Setyati juga melakukan penelitian dengan ekstraksi warna dan deteksi tepi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dilakukan dalam 2 bagian sistem arsitektur dengan *training* dan *validation* beserta *testing* (Winardi & Setyati, 2021).

Convolutional Neural Network (CNN) dengan arsitektur *EfficientNet-B2* akan digunakan dalam penelitian ini. Alasan menggunakan arsitektur *EfficientNet-B2* dikarenakan sudah banyak penelitian yang menggunakan *EfficientNet-B2* dan mendapatkan akurasi yang tinggi serta

mengungguli metode lainnya seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Rusul Ali Jabbar Alhatemi dan Serkan Savas (Alhatemi & Savaş, 2022). Begitupun dengan penelitian mendeteksi glukoma yang juga menggunakan *EfficientNet-B2* (Hidayat & Al Maki, 2022). Penelitian tersebut juga menggunakan proses augmentasi dan *hyperparameter*. Melalui proses augmentasi, akurasi pada data latih dapat ditingkatkan dan data tambahan dapat diperoleh. Hal ini terbukti dalam penelitian yang dilakukan oleh Lasniarti, dkk dengan *dataset* citra daging *original* awalnya sebanyak 457 citra, namun setelah melalui proses augmentasi, jumlahnya meningkat menjadi 2742 citra (Lasniari et al., 2022).

Bidang *Artificial Intelligence* banyak digunakan untuk berbagai penelitian. Penelitian yang menggunakan *Machine Learning* telah banyak digunakan sebelumnya. Salah satu contohnya adalah penelitian yang dilakukan pada tahun 2016 oleh Nurul Lihayati, Ratri Enggar Pawening, dan Muhammad Furqan, yang melakukan klasifikasi jenis daging berdasarkan tekstur dengan menggunakan metode *gray level coocurent matrix k-NN* yang mencapai akurasi 73,3% (Lihayati et al., 2016). Hasil akurasi menggunakan *Machine Learning* belum mencapai angka yang maksimal. Dewasa ini terdapat metode baru yaitu *Deep Learning* yang menunjukkan akurasi lebih maksimal. Beberapa penelitian telah mengadakan perbandingan antara metode *Machine Learning* dan *Deep Learning*. Penelitian yang dilakukan oleh Amriza dan Supriyadi pada tahun 2021 menunjukkan bahwa metode *Deep Learning* memberikan performa yang lebih baik dan lebih stabil dibandingkan dengan metode *Machine Learning*, hasil yang didapatkan menggunakan metode *Deep Learning* dengan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) mendapatkan tingkat keakuratan klasifikasi emosi tertinggi pada *dataset* semeval dengan akurasi 81,64%, lebih baik dibandingkan *Random Forest*, *Naïve Bayes*, *Logistic Regression*, *Gradient Boosting*, dan *SVM* (Amriza & Supriyadi, 2021).

Penelitian menggunakan *Deep Learning* lainnya juga menunjukkan akurasi yang cukup tinggi. Penelitian identifikasi kemurnian daging menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dapat dioperasikan di android dengan proses ekstraksi citra dan klasifikasi mendapatkan akurasi 94% untuk deteksi daging sapi, babi, dan oplosan, *precision* masing-masing 100%, 90%, dan 95% serta *recall* masing-masing 85%, 95%, dan

97,5% (Yulianti et al., 2021). Penelitian Handayani, dkk melakukan klasifikasi citra tekstur dan warna daging babi dan sapi menggunakan *Probabilistik Neural Network* (PNN) (Handayani et al., 2017). Selain itu, Pulung Adi Nugroho, dkk juga pernah melakukan penelitian menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) pada ekspresi manusia, *accuracy training* yang didapat sebesar 90% dan *validation* sebesar 65% (Nugroho et al., 2020). Begitu pula pada penelitian (Pangkasidhi, Palit, & Tjondrowiguno, 2021) menggunakan metode CNN dengan arsitektur *EfficientNet-B0*, *EfficientNet-B1*, dan *EfficientNet-B2* yang mendapatkan akurasi 96%, serta *f1-score*, *recall*, *precision*, *specificity* diatas 95% dalam diagnosis COVID-19 yang menganalisis hasil *X-Ray* paru-paru.z

Penelitian yang dilakukan oleh Gusrifaris Yuda Alhafis, dkk berkaitan dengan klasifikasi citra daging sapi dan daging babi. Dalam penelitian tersebut, mereka menggunakan ekstraksi ciri dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Total data yang digunakan sebanyak 3.000 citra yang terbagi menjadi tiga kelas, yaitu daging sapi, babi, dan oplosan. Pembagian data dilakukan dengan rasio 80:20 antara data latih dan data uji (Yuda Alhafis et al., 2022). Berdasarkan hasil penelitian Gusrifaris Yuda Alhafis, dkk diperoleh performa klasifikasi yang tertinggi dengan tingkat akurasi sebesar 95,15%, presisi sebesar 92,72%, *recall* sebesar 95,5%, dan *f1-score* sebesar 94,09. Selain itu, dengan menggunakan *optimizer* SGD untuk mengklasifikasikan citra daging sapi dan daging babi menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) arsitektur *ResNet-50*, hasilnya menunjukkan akurasi 97,83%, presisi 97%, *recall* 97%, dan *f1-score* 97% dengan kondisi *batch size* 32, *learning rate* 0.01, dan epoch 50 (Efendi et al., 2022).

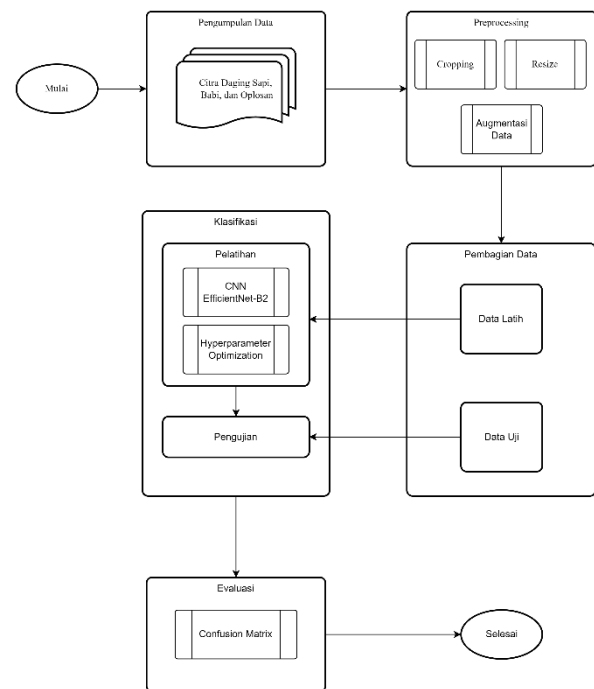
Beberapa penelitian menggunakan CNN arsitektur *EfficientNet-B2* sudah dilakukan Suhardi Aras, dkk melakukan klasifikasi motif batik Papua menggunakan *EfficientNet-B2* dan *Transfer Learning* mendapatkan akurasi sebesar 72% dengan *fine tuning* dan ditambahkan teknik augmentasi data mendapat akurasi 90% menggunakan *ColorJitter* dan *Contrast* (Aras et al., 2022). Penelitian (Alhatemi & Savaş, 2022) melakukan *Transfer Learning-Based* perbandingan klasifikasi stroke menggunakan beberapa model arsitektur, dataset studi terdiri dari 1901 citra latih, 472 citra validasi, dan 250 citra uji. Akurasi dari keseluruhan model terbaik adalah 98.8% dan nilai

yang sama untuk *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Pada penelitian tersebut menyebutkan arsitektur *EfficientNet-B2* lebih unggul dibandingkan dengan arsitektur lainnya (*DenseNet121*, *ResNet-50*, *Xception*, *MobileNet*, dan *VGG16*).

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk menilai akurasi tertinggi dari hasil eksperimen klasifikasi daging sapi, babi, dan oplosan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *EfficientNet-B2* dan untuk membandingkan apakah proses augmentasi data dalam penelitian ini dapat meningkatkan akurasi.

2. Metode Penelitian

Tahapan penelitian yang dilakukan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1 Pengumpulan Data

Pada tahap awal, data dikumpulkan melalui pengambilan sampel daging sapi dan babi yang dibeli di Pasar Bawah Kota Pekanbaru, Provinsi Riau. Data primer yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari foto daging sapi, babi, dan oplosan. Setelah mendapatkan daging tersebut, dilakukan pengambilan citra menggunakan kamera *handphone* Redmi Note 8 Pro dengan resolusi 64MP, Vivo V20 dengan resolusi 64MP, dan Redmi Note 10 Pro dengan resolusi 108MP. Selama pengumpulan data, 900 gambar daging

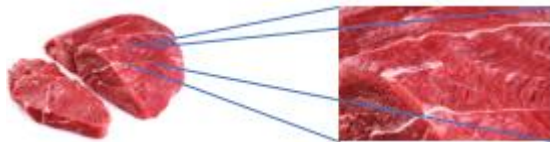
diambil, yang dibagi menjadi 300 gambar daging sapi, 300 gambar daging babi, dan 300 gambar daging oplosan.

2.2 Preprocessing

Setelah pengambilan citra daging, langkah selanjutnya adalah tahap *preprocessing*. Tahap ini bertujuan untuk mengambil informasi dari citra dan memperbaiki citra agar lebih sesuai untuk tahap selanjutnya. Ada beberapa teknik yang digunakan dalam tahap ini, teknik-teknik tersebut sebagai berikut:

a. Cropping

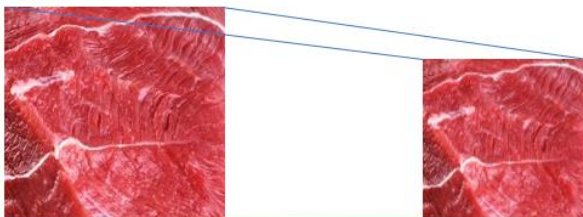
Metode *cropping* digunakan untuk menghilangkan unsur-unsur yang tidak diinginkan atau berisikan *noise* pada citra daging. Bagian yang tidak dibutuhkan ini dapat mengganggu proses ekstraksi informasi dari citra. Proses *cropping* dilakukan secara manual menggunakan aplikasi di *handphone*. Contoh citra setelah di *cropping* dapat dilihat pada Gambar 2.



Gambar 2. Citra Cropping

b. Resize

Citra yang sudah melalui tahap *cropping*, selanjutnya dilakukan tahapan *resize*. Proses *resize* dilakukan untuk menyesuaikan dengan kebutuhan penelitian. Dalam arsitektur EfficientNet-B2, ukuran gambar adalah 260 x 260 piksel. Proses *resize* dilakukan menggunakan bahasa pemrograman *python*. Contoh citra setelah melalui tahap *resize* dapat dilihat pada Gambar 3.



Gambar 3. Citra Resize

c. Augmentasi

Tahap berikutnya adalah melakukan augmentasi data. Augmentasi data digunakan untuk memperbanyak jumlah data latih dengan tujuan untuk meningkatkan akurasi model CNN *EfficientNet-B2* yang akan digunakan. Teknik augmentasi yang akan diterapkan pada penelitian

ini adalah *horizontal flip*, *vertical flip*, *rotation*, dan *brightness shift*. Jumlah yang dihasilkan dari proses augmentasi tiap citra sebanyak 10 citra augmentasi, sehingga total citra augmentasi adalah 3000 citra untuk masing-masing daging dan 9000 citra untuk keseluruhan daging. Pada Gambar 4, terdapat contoh citra yang telah melalui proses augmentasi.



Gambar 4. Citra Augmentasi Vertical flip

2.3 Pembagian Data

Setelah proses augmentasi citra selesai, data dibagi menjadi tiga kategori, yaitu data latih, validasi, dan uji. Dalam penelitian ini, digunakan dua rasio pembagian data, yaitu 80:20 dan 90:10. Tabel 1 dan Tabel 2 menyajikan pembagian jumlah data yang terjadi dalam penelitian ini.

Tabel 1. Pembagian Data Asli

Rasio	Kelas	Jumlah citra		
		Data Pelatihan		Data Pegujian
		Data latih	Data validasi	Data Uji
80:20	Sapi	192	48	60
	Babi	192	48	60
	Oplosan	192	48	60
90:10	Sapi	243	27	30
	Babi	243	27	30
	Oplosan	243	27	30

Tabel 2. Pembagian Data Augmentasi

Rasio	Kelas	Jumlah citra		
		Data Pelatihan		Data Pegujian
		Data latih	Data validasi	Data Uji
80:20	Sapi	1920	480	600
	Babi	1920	480	600
	Oplosan	1920	480	600
90:10	Sapi	2430	270	300
	Babi	2430	270	300
	Oplosan	2430	270	300

2.4 Klasifikasi

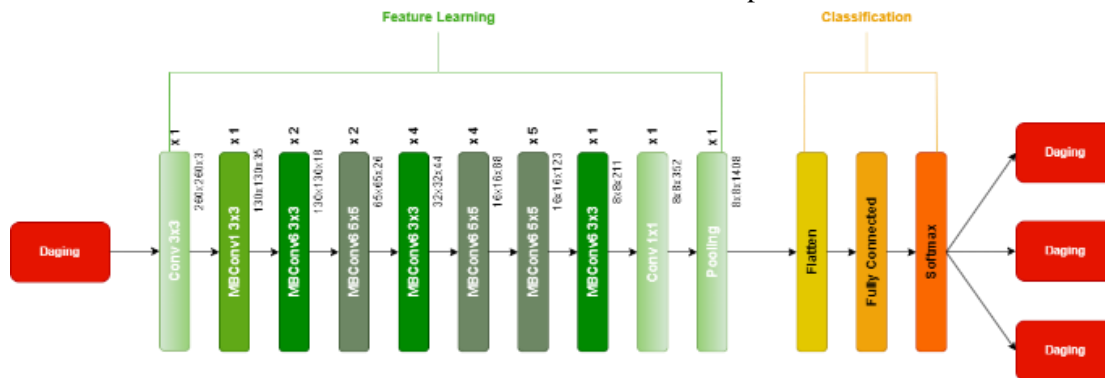
Dalam penelitian ini, terdapat dua tahap yang dilakukan untuk melakukan klasifikasi, tahap-tahap tersebut sebagai berikut:

a. Pelatihan

Pelatihan dilakukan menggunakan data yang sudah dibagi menjadi data latih. Pada rasio 80:20 data yang dilatih berjumlah 192 citra asli dan 1920 citra augmentasi sedangkan pada rasio 90:10 data yang dilatih berjumlah 243 citra asli dan 2430 citra augmentasi. Pada tahap ini menjalankan proses CNN dengan *hyperparameter* sebagai berikut:

1. *Convolutional Neural Network* (CNN)

Dalam penelitian ini, metode *Deep Learning* CNN digunakan, yang memiliki keunggulan dalam pengolahan data citra gambar ataupun video. Pada penelitian ini akan menggunakan salah satu arsitektur pada CNN yaitu arsitektur *EfficientNet-B2*. Berikut ini adalah arsitektur *EfficientNet-B2* yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 5.



Gambar 5. Arsitektur *EfficientNet-B2*

2. *Hyperparameter Optimization*

Hyperparameter Optimization digunakan untuk mengoptimalkan *loss function* pada model *neural network*. Pada penelitian ini *Hyperparameter Optimization* yang digunakan yaitu *activation function* (ReLU, LeakyReLU, dan Swish), *optimizer* (Adamax dan RAdam), dan *learning rate* (0.1 dan 0.01).

b. Pengujian

Pengujian dilakukan setelah tahap klasifikasi data latih selesai. Data yang digunakan pada tahap ini berjumlah masing-masing 60 citra asli dan 600 citra augmentasi pada rasio 80:20 serta 30 citra asli dan 300 citra augmentasi pada rasio 90:10.

2.5 Evaluasi

Tahap selanjutnya yaitu evaluasi hasil dari beberapa langkah yang telah dilakukan sebelumnya, evaluasi pada penelitian ini menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* adalah matriks evaluasi yang membandingkan hasil klasifikasi dengan nilai sebenarnya (Habibi Aghdam et al., 2018). Matriks yang digunakan adalah *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Berikut rumus dari *matrix* tersebut.

a. *Accuracy*

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

b. *Precision*

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

c. *Recall*

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

d. *F1-Score*

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

3. Hasil dan Pembahasan

Pada penelitian ini eksperimen yang dilakukan keseluruhan sebanyak 48 eksperimen, 24 eksperimen menggunakan rasio pembagian data 80:20 dan 24 eksperimen menggunakan pembagian data 90:10 dengan 25 kali iterasi (*epoch*) pada setiap eksperimen. Eksperimen dilakukan untuk mencari akurasi tertinggi dari kombinasi *hyperparameter*, kombinasi *hyperparameter* dapat dilihat pada Tabel 3.

Tabel 3. Kombinasi *Hyperparameter*

Citra	Rasio	Learning Rate	Activation Function	Optimizer
Asli	80:20	0.1	ReLU	Adamax
		0.01		RAdam
Asli	90:10	0.1	ReLU	Adamax
		0.01		RAdam
Asli	80:20	0.1	LeakyReLU	Adamax
		0.01		RAdam
Asli	90:10	0.1	LeakyReLU	Adamax
		0.01		RAdam

		0.01		RAdam
Asli	80:20	0.1	Swish	Adamax
		0.01		RAdam
Asli	90:10	0.1	Swish	Adamax
		0.01		RAdam
Aug	80:20	0.1	ReLU	Adamax
		0.01		RAdam
Aug	90:10	0.1	ReLU	Adamax
		0.01		RAdam
Aug	80:20	0.1	LeakyReLU	Adamax
		0.01		RAdam
Aug	90:10	0.1	LeakyReLU	Adamax
		0.01		RAdam
Aug	80:20	0.1	Swish	Adamax
		0.01		RAdam
Aug	90:10	0.1	Swish	Adamax
		0.01		RAdam

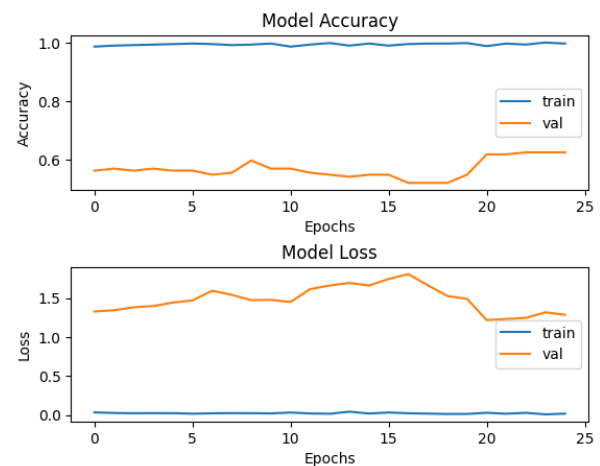
Dalam penelitian ini, eksperimen dilakukan menggunakan platform *Google Colab* dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python*. Setiap eksperimen pada penelitian ini memanfaatkan library *tensorflow*, *numpy*, *pandas*, *matplotlib*, dan *efficientnet*. Eksperimen dengan *Google Colab* dijalankan menggunakan *runtime* dengan *Tensor Processing Unit (TPU)* dan *Graphics Processing Unit (GPU)*. Hardware yang digunakan memiliki spesifikasi *processor AMD Ryzen 7 4800H*, *RAM 16GB*, dan *GPU Nvidia GeForce GTX 1650 Ti*.

3.1 Pelatihan

Data mengenai akurasi pada tahap pelatihan dengan rasio pembagian data 80:20 dapat

Tabel 4. Hasil Pelatihan dengan Rasio Pembagian Data 90:10

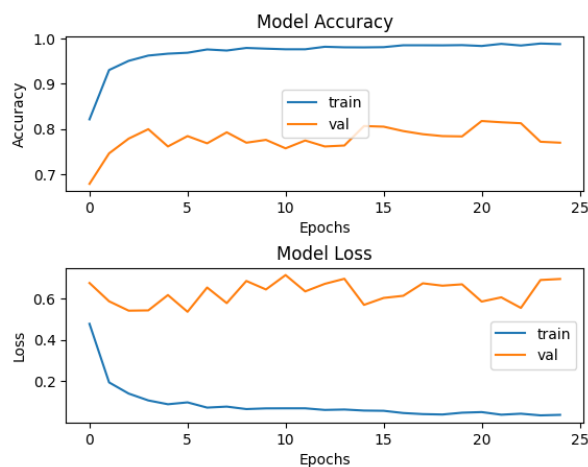
ditemukan di Tabel 4. Tabel tersebut menunjukkan hasil pelatihan dari klasifikasi menggunakan *EfficientNet-B2* dengan rasio 80:20, dan terlihat bahwa eksperimen ke-2 memiliki akurasi pelatihan tertinggi untuk *dataset* citra asli. Sementara pada *dataset* citra yang telah mengalami proses augmentasi, eksperimen ke-16 menghasilkan akurasi pelatihan tertinggi. Grafik *loss* dan akurasi dari kedua eksperimen tersebut tersedia dalam Gambar 6 dan Gambar 7.



Gambar 6. Grafik *Loss* dan *Accuracy* Eksperimen ke-2 Rasio Pembagian Data 80:20

Gambar 6 menampilkan grafik *loss* dan akurasi dari eksperimen yang menggunakan *optimizer Adamax*, *activation ReLU*, dan *learning rate 0.01* dengan menggunakan *dataset* citra asli. Akurasi pelatihan pada eksperimen tersebut sebesar 99,65% dan akurasi validasi sebesar 62,50%. Akurasi pelatihan pada *dataset* citra asli dengan rasio pembagian data 80:20 rata-rata mendapat nilai yang tinggi tetapi akurasi validasi mendapat nilai yang rendah.

No	Dataset	Optimizer	Learning Rate	Hidden Activation	Accuracy	Validation Accuracy
1	Asli	Adamax	0.1	ReLu	97,40%	57,64%
2		Adamax	0.01	ReLu	99,65%	62,50%
3		Adamax	0.1	LeakyReLu	98,09%	58,33%
4		Adamax	0.01	LeakyReLu	98,78%	55,56%
5		Adamax	0.1	Swish	98,44%	60,42%
6		Adamax	0.01	Swish	98,96%	50,69%
7		RAdam	0.1	ReLu	95,31%	46,53%
8		RAdam	0.01	ReLu	98,78%	56,25%
9		RAdam	0.1	LeakyReLu	92,88%	54,17%
10		RAdam	0.01	LeakyReLu	98,61%	54,86%
11		RAdam	0.1	Swish	93,58%	52,78%
12		RAdam	0.01	Swish	98,96%	56,94%
13	Augmentasi	Adamax	0.1	ReLu	97,41%	82,43%
14		Adamax	0.01	ReLu	98,72%	80,69%
15		Adamax	0.1	LeakyReLu	96,63%	77,50%
16		Adamax	0.01	LeakyReLu	98,73%	76,94%
17		Adamax	0.1	Swish	97,24%	80,62%
18		Adamax	0.01	Swish	98,58%	80,49%
19		RAdam	0.1	ReLu	89,77%	74,17%
20		RAdam	0.01	ReLu	97,83%	76,53%
21		RAdam	0.1	LeakyReLu	88,98%	75,76%
22		RAdam	0.01	LeakyReLu	97,74%	80,83%
23		RAdam	0.1	Swish	92,36%	83,13%
24		RAdam	0.01	Swish	97,24%	82,92%

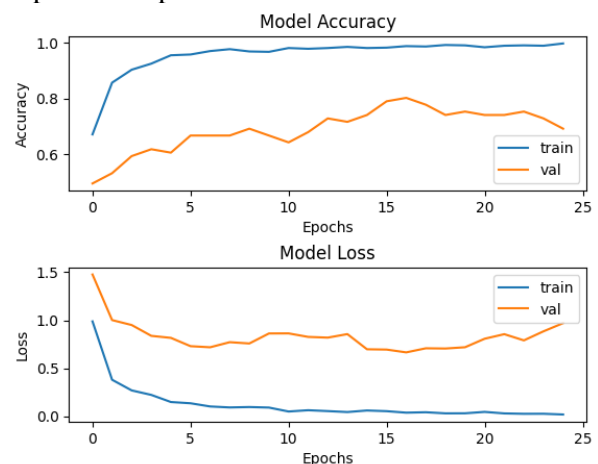


Gambar 7. Grafik *Loss* dan *Accuracy* Eksperimen ke-16 Rasio Pembagian Data 80:20

Gambar 7 merupakan grafik *loss* dan *accuracy* dari eksperimen dengan *optimizer* Adamax, *activation* LeakyReLU, dan *learning rate* 0.01 menggunakan *dataset* augmentasi. Akurasi pelatihan pada eksperimen tersebut sebesar 98,73% dan akurasi validasi sebesar 76,94%.

Tabel 5 menunjukkan nilai akurasi pelatihan untuk rasio pembagian data 90:10. Hasil pelatihan klasifikasi dengan rasio pembagian data 90:10

menunjukkan nilai akurasi pelatihan tertinggi untuk *dataset* citra asli eksperimen ke-6. Sedangkan pada *dataset* citra augmentasi akurasi pelatihan tertinggi pada eksperimen ke-14. Grafik *loss* dan *accuracy* dari kedua eksperimen tersebut dapat dilihat pada Gambar 8 dan Gambar 9.



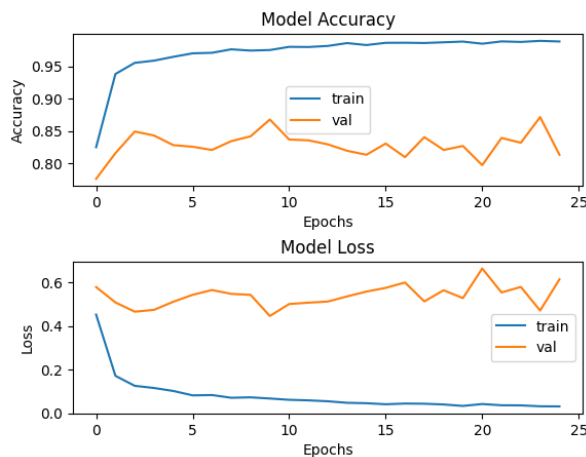
Gambar 8. Grafik *Loss* dan *Accuracy* Eksperimen ke-6 Rasio Pembagian Data 90:10

Gambar 8 merupakan grafik *loss* dan *accuracy* dari eksperimen dengan *optimizer* Adamax, *activation* Swish, dan *learning rate* 0.01 menggunakan *dataset* citra asli. Akurasi pelatihan

pada eksperimen tersebut sebesar 99,86% dan akurasi validasi sebesar 69,14%.

Tabel 5. Hasil Pelatihan dengan Rasio Pembagian Data 90:10

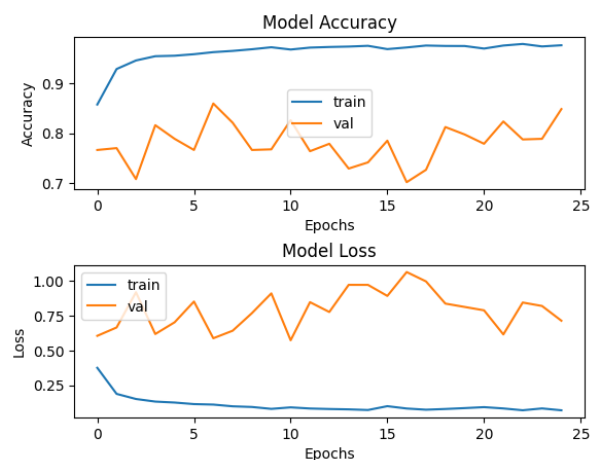
No	Dataset	Optimizer	Learning Rate	Hidden Activation	Accuracy	Validation Accuracy
1	Asli	Adamax	0.1	ReLu	98,49%	75,31%
2		Adamax	0.01	ReLu	99,18%	72,84%
3		Adamax	0.1	LeakyReLu	98,22%	67,90%
4		Adamax	0.01	LeakyReLu	99,59%	69,14%
5		Adamax	0.1	Swish	97,81%	72,84%
6		Adamax	0.01	Swish	99,86%	69,14%
7		RAdam	0.1	ReLu	93,83%	76,54%
8		RAdam	0.01	ReLu	97,26%	77,78%
9		RAdam	0.1	LeakyReLu	93,28%	74,07%
10		RAdam	0.01	LeakyReLu	98,22%	71,60%
11		RAdam	0.1	Swish	93,00%	65,43%
12		RAdam	0.01	Swish	97,81%	76,54%
13	Augmentasi	Adamax	0.1	ReLu	97,19%	80,62%
14		Adamax	0.01	ReLu	98,81%	81,36%
15		Adamax	0.1	LeakyReLu	97,53%	80,99%
16		Adamax	0.01	LeakyReLu	98,66%	82,59%
17		Adamax	0.1	Swish	97,64%	82,84%
18		Adamax	0.01	Swish	98,75%	83,33%
19		RAdam	0.1	ReLu	87,93%	81,23%
20		RAdam	0.01	ReLu	97,02%	79,75%
21		RAdam	0.1	LeakyReLu	89,18%	80,25%
22		RAdam	0.01	LeakyReLu	96,61%	78,27%
23		RAdam	0.1	Swish	92,14%	79,01%
24		RAdam	0.01	Swish	97,53%	84,81%



Gambar 9. Grafik Loss dan Accuracy Eksperimen ke-14 Rasio Pembagian Data 90:10

Gambar 9 merupakan grafik *loss* dan *accuracy* dari eksperimen dengan *optimizer* Adamax, *activation* ReLu, dan *learning rate* 0.01 menggunakan *dataset* augmentasi. Akurasi pelatihan pada eksperimen tersebut sebesar 98,81% dan akurasi validasi sebesar 81,36%.

Nilai akurasi validasi tertinggi dari tahap pelatihan didapat pada rasio pembagian data 90:10 eksperimen ke-24 *optimizer* RAdam, *activation* Swish, dan *learning rate* 0.01 dengan akurasi validasi sebesar 84,81% menggunakan *dataset* citra augmentasi. Grafik *loss* dan *accuracy* eksperimen tersebut dapat dilihat pada Gambar 10.



Gambar 10. Grafik Loss dan Accuracy Eksperimen ke-24 Rasio Pembagian Data 90:10

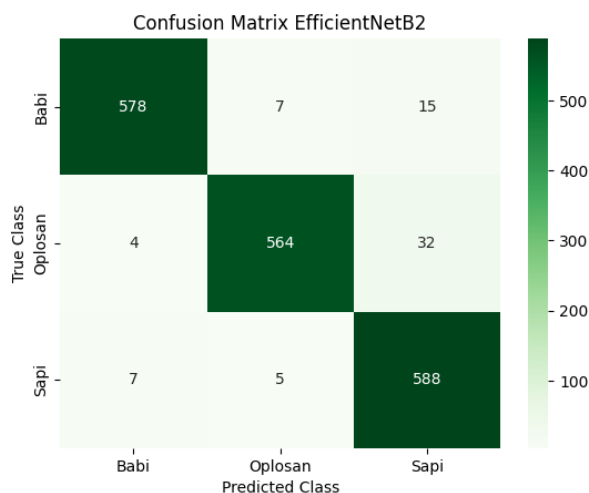
3.2 Pengujian

Setelah dilakukan tahap pelatihan dengan data latih dan data validasi, model selanjutnya akan diuji dengan klasifikasi citra daging menggunakan data uji. Untuk mengevaluasi performa model, digunakan *confusion matrix* untuk mengukur *accuracy*, *precision*, *recall*, *f1-score*, dan presisi kelas sapi. Model yang akan digunakan pada tahap pengujian ini adalah model yang memiliki *validation accuracy* di atas 70% pada proses pelatihan berdasarkan tabel 4 dan tabel 5.

Hasil pengujian dapat dilihat pada Tabel 6. Tabel 6 menunjukkan bahwa pengujian klasifikasi dengan *EfficientNet-B2*, yang memiliki rasio 80:20, menunjukkan bahwa *dataset* citra augmentasi memiliki akurasi tertinggi pada eksperimen ke-12 dengan 96,11% *accuracy*, 96,22% *precision*, 96,11% *recall*, dan 96,12% *f1-score*. Sedangkan untuk *dataset* citra asli tidak ada model yang ditampilkan karena semua hasil pelatihan akurasi validasi tidak mencapai 70%. *Confusion matrix* eksperimen ke-12 dapat dilihat pada Gambar 11.

Gambar 11 merupakan *confusion matrix* dari eksperimen ke-12 yang menggunakan rasio bagi 80:20 dan citra augmentasi, dengan kombinasi *hyperparameter optimizer* RAdam, *activation* Swish, dan *learning rate* 0.01. Pada model ini, presisi sapi sebesar 92,60% dengan daging oplosan yang terprediksi daging sapi sebanyak 32 citra dan daging babi yang terprediksi daging sapi sebanyak 15 citra.

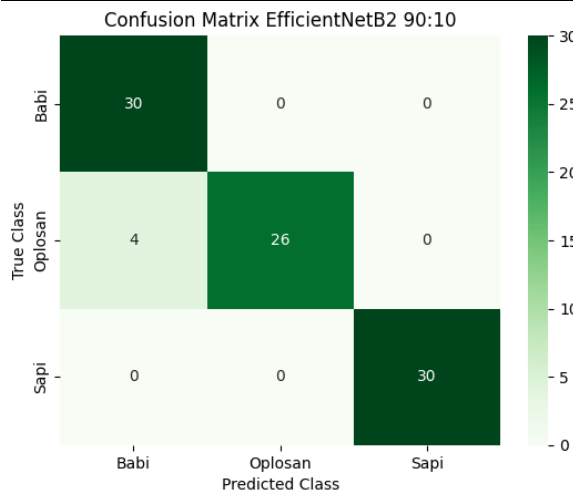
Pada Tabel 6 juga dapat dilihat bahwa hasil pengujian klasifikasi *EfficientNet-B2* dengan rasio 90:10 mendapat akurasi tertinggi dengan menggunakan *dataset* citra asli pada eksperimen ke-14 dengan 95,56% *accuracy*, 96,08% *precision*, 95,56% *recall*, dan 95,54% *f1-score* menggunakan *optimizer* Adamax, *activation* ReLu, dan *learning rate* 0.01. Pada model ini presisi sapi mendapat nilai yang sempurna yaitu 100% karena tidak ada daging oplosan dan daging babi yang terprediksi daging sapi. *Confusion matrix* dari model tersebut dapat dilihat pada Gambar 12.



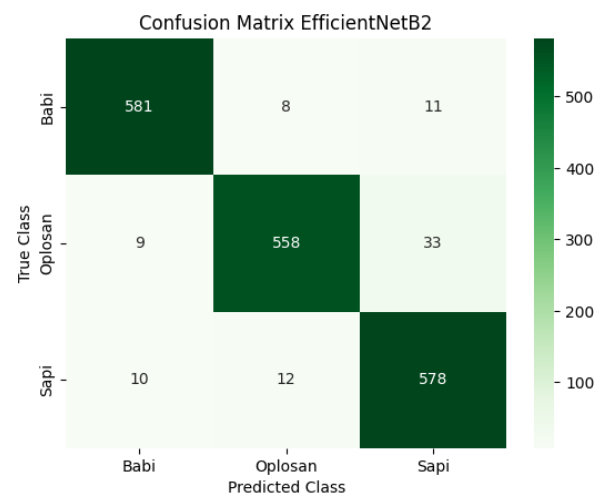
Gambar 11. *Confusion Matrix* Eksperimen ke-12

Tabel 6. Hasil Pengujian

No	Dataset	Optimizer	Learning Rate	Hidden Activation	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Presisi Sapi
1	Augmentasi 80:20	Adamax	0.1	ReLu	95,83%	95,93%	95,83%	95,83%	93,02%
2		Adamax	0.01	ReLu	95,83%	95,97%	95,83%	95,84%	91,89%
3		Adamax	0.1	LeakyReLu	94,72%	94,91%	94,72%	94,71%	91,61%
4		Adamax	0.01	LeakyReLu	94,89%	95,05%	94,89%	94,90%	90,56%
5		Adamax	0.1	Swish	95,56%	95,79%	95,56%	95,57%	92,93%
6		Adamax	0.01	Swish	95,39%	95,63%	95,39%	95,39%	90,69%
7		RAdam	0.1	ReLu	93,50%	93,63%	93,50%	93,52%	90,28%
8		RAdam	0.01	ReLu	94,89%	95,09%	94,89%	94,89%	90,45%
9		RAdam	0.1	LeakyReLu	92,78%	93,28%	92,78%	92,74%	87,24%
10		RAdam	0.01	LeakyReLu	95,44%	95,53%	95,44%	95,45%	92,39%
11		RAdam	0.1	Swish	95,11%	95,15%	95,11%	95,11%	93,26%
12		RAdam	0.01	Swish	96,11%	96,22%	96,11%	96,12%	92,60%
13	Asli 90:10	Adamax	0.1	ReLu	92,22%	92,25%	92,22%	92,22%	100,00%
14		Adamax	0.01	ReLu	95,56%	96,08%	95,56%	95,54%	100,00%
15		Adamax	0.1	Swish	94,44%	94,73%	94,44%	94,43%	100,00%
16		RAdam	0.1	ReLu	90,00%	90,50%	90,00%	90,04%	96,55%
17		RAdam	0.01	ReLu	90,00%	92,31%	90,00%	90,24%	100,00%
18		RAdam	0.1	LeakyReLu	93,33%	93,81%	93,33%	93,33%	93,55%
19		RAdam	0.01	LeakyReLu	93,33%	93,88%	93,33%	93,25%	93,75%
20		RAdam	0.01	Swish	94,44%	94,88%	94,44%	94,43%	96,77%
21	Augmentasi 90:10	Adamax	0.1	ReLu	97,11%	97,15%	97,11%	97,11%	96,70%
22		Adamax	0.01	ReLu	97,78%	97,79%	97,78%	97,78%	96,73%
23		Adamax	0.1	LeakyReLu	97,44%	97,46%	97,44%	97,45%	95,75%
24		Adamax	0.01	LeakyReLu	97,67%	97,69%	97,67%	97,67%	96,10%
25		Adamax	0.1	Swish	98,22%	98,25%	98,22%	98,22%	96,45%
26		Adamax	0.01	Swish	97,89%	97,91%	97,89%	97,89%	96,74%
27		RAdam	0.1	ReLu	96,78%	96,81%	96,78%	96,79%	95,13%
28		RAdam	0.01	ReLu	97,22%	97,24%	97,22%	97,22%	96,09%
29		RAdam	0.1	LeakyReLu	96,22%	96,23%	96,22%	96,22%	95,68%
30		RAdam	0.01	LeakyReLu	97,44%	97,45%	97,44%	97,44%	97,65%
31		RAdam	0.1	Swish	97,11%	97,16%	97,11%	97,11%	95,18%
32	RAdam	0.01	Swish	97,89%	97,91%	97,89%	97,89%	97,06%	



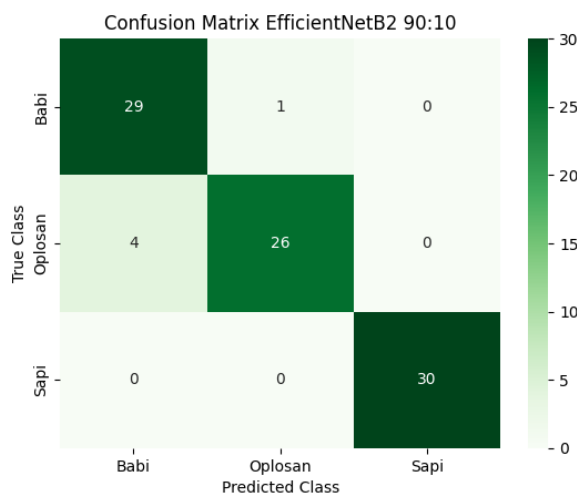
Gambar 12. Confusion Matrix Eksperimen ke-14



Gambar 13. Confusion Matrix Eksperimen ke-25

Pada hasil *dataset* citra yang telah mengalami proses augmentasi dengan rasio data 90:10, ditemukan bahwa eksperimen ke-25 mencapai tingkat akurasi tertinggi dengan 98,22% *accuracy*, 98,25% *precision*, 98,22% *recall*, dan 98,22% *f1-score*. Eksperimen ini menggunakan *optimizer* Adamax, *activation* Swish, dan *learning rate* 0.1. Pada model ini, presisi sapi sebesar 96,45% dengan daging oplosan yang terprediksi daging sapi sebanyak 33 citra dan daging babi yang terprediksi daging sapi sebanyak 11 citra. *Confusion matrix* dari model tersebut dapat dilihat pada Gambar 13.

Nilai presisi sapi tertinggi pada rasio pembagian data 90:10 mencapai 100% menggunakan *dataset* citra asli pada eksperimen ke-13, eksperimen ke-14, eksperimen ke-15, dan eksperimen ke-17. *Confusion matrix* dari model tersebut dapat dilihat pada Gambar 12 dan Gambar 14.



Gambar 14. *Confusion Matrix* Eksperimen ke-3

Confusion matrix dari eksperimen ke-3 dengan rasio pembagian data 90:10 dan menggunakan *dataset* citra asli, menggunakan *optimizer* Adamax, *activation* Swish, dan *learning rate* 0.1, ditampilkan dalam Gambar 14.

4. Kesimpulan

Dalam penelitian ini, dilakukan pengklasifikasian citra daging sapi, babi, dan oplosan menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) arsitektur *EfficientNet-B2*. Citra daging diperoleh dengan cara mengambil sampel daging di Pasar Bawah dengan jumlah keseluruhan 900 citra asli. Augmentasi dilakukan pada penelitian ini dengan teknik *horizontal flip*, *vertical flip*, *rotation*, dan *brightness shift* sehingga data

menjadi 9000 citra. Data citra dalam penelitian ini dibagi menjadi dua, yaitu data latih dan data uji, dengan menggunakan rasio pembagian data 80:20 dan 90:10. *Hyperparameter Optimization* yang digunakan yaitu *optimizer* (Adamax dan RAdam), *activation function* (ReLU, LeakyReLU, dan Swish) dan *learning rate* (0.1 dan 0.01). Pengujian pada model yang telah dilatih dilakukan dengan pengukuran *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *f1-score*. Model yang di uji adalah model yang hasil akurasi validasi dari pelatihannya lebih dari 70%. Berdasarkan hasil penelitian, ditemukan bahwa menggunakan rasio pembagian data 80:20 dan *dataset* citra yang telah mengalami proses augmentasi, model berhasil mencapai tingkat akurasi tertinggi sebesar 96,11%. Namun, saat menggunakan *dataset* citra asli, tidak ada model yang berhasil mencapai tingkat akurasi validasi di atas 70%. Hasil penelitian yang dilakukan dengan rasio bagi 90:10 didapat akurasi tertinggi menggunakan *dataset* citra asli dengan *optimizer* Adamax, *activation function* ReLU, dan *learning rate* 0.01 dengan *accuracy* 95,56% dan presisi sapi 100%, sedangkan akurasi tertinggi menggunakan *dataset* citra augmentasi dengan *optimizer* Adamax, *activation function* Swish, dan *learning rate* 0.1 dengan nilai sebesar 98,22% *accuracy* dan presisi sapi 96,45%. Rata-rata akurasi terbaik pada penelitian ini menggunakan *dataset* augmentasi sedangkan untuk presisi sapi terbaik menggunakan *dataset* augmentasi dengan rasio data 90:10. Dapat disimpulkan rasio pembagian data 90:10 memiliki kinerja yang lebih baik dibandingkan dengan rasio pembagian data 80:20 dan penggunaan metode augmentasi citra pada penelitian ini sangat berpengaruh dan dapat meningkatkan akurasi validasi serta akurasi klasifikasi. Untuk penelitian mendatang, disarankan untuk menggunakan jumlah data citra yang lebih besar guna meningkatkan akurasi. Hal ini disebabkan karena jumlah data memiliki pengaruh yang signifikan pada hasil penelitian ini.

Daftar Pustaka

- Alhatemi, R. A. J., & Savaş, S. (2022). Journal of Computer Science. *Journal of Computer Science, IDAP-2022*, 192–201. <https://doi.org/10.53070/bbd.1172807>
- Amriza, R. N. S., & Supriyadi, D. (2021). Komparasi Metode Machine Learning dan Deep Learning untuk Deteksi Emosi pada Text di Sosial Media. *Jurnal JUPITER*, 13(2), 130–139.
- Aras, S., Setyanto, A., & Makassar, U. D. (2022). Deep Learning Untuk Klasifikasi Motif Batik Papua

- Menggunakan EfficientNet dan Transfer Learning. *Insect*, 8(1), 11–20.
- Azmi, N. (2021). *Manfaat Daging Sapi, Daging Merah yang Kaya akan Protein*. www.Hellosehat.Com. <https://hellosehat.com/nutrisi/fakta-gizi/manfaat-daging-sapi/>
- Efendi, D., Jasril, J., Sanjaya, S., Syafria, F., & Budianita, E. (2022). Penerapan Algoritma Convolutional Neural Network Arsitektur ResNet-50 untuk Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Babi. *Jurnal Riset Komputer*, 9(3), 2407–389. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i3.4176>
- Ekawati, D. (2021). *Akibat Memakan Makanan Haram*. www.Rumahzakat.Com. <https://www.rumahzakat.org/id/akibat-memakan-makanan-haram#>
- Habibi Aghdam, H., Jahani Heravi, E., & AG, S. I. P. (2018). *Guide to Convolutional Neural Networks A Practical Application to Traffic-Sign Detection and Classification*.
- Handayani, L., Jasril, Budianita, E., Oktista, W., Hadi, R., Fattah, D., Yendra, R., & Fudholi, A. (2017). Comparison of target Probabilistic Neural network (PNN) classification for beef and pork. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 95(12), 2753–2760.
- Hidayat, D., & Al Maki, W. F. (2022). *Deteksi Glaukoma Menggunakan Metode Convolutional Neural Network dan Grabcut Segmentation*. 9(3), 1855–1861.
- Iim Fathimah Timorria. (2022). *Kebutuhan Impor Daging Sapi 2022 Capai 266.000 Ton*. Ekonomi.Bisnis.Com. <https://ekonomi.bisnis.com/read/20220113/12/1488730/kebutuhan-impor-daging-sapi-2022-capai-266000-ton>
- Iswinaro, C. (2020). *Waduh! Oplosan Daging Babi untuk Bakso dan Rendang Beredar di Jawa Barat*. www.Suarajabar.Id. <https://jabar.suara.com/read/2020/06/30/162156/waduh-oplosan-daging-babi-untuk-bakso-dan-rendang-beredar-di-jawa-barat>
- Jasril, J., & Sanjaya, S. (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. <https://doi.org/10.24014/ijaidm.v1i2.5024>
- Lasniari, S., Jasril, J., Sanjaya, S., Yanto, F., & Affandes, M. (2022). Klasifikasi Citra Daging Babi dan Daging Sapi Menggunakan Deep Learning Arsitektur ResNet-50 dengan Augmentasi Citra. *Jurnal Sistem Komputer Dan Informatika (JSON)*, 3(4), 450. <https://doi.org/10.30865/json.v3i4.4167>
- Lihayati, N., Pawening, R. E., & Furqan, M. (2016). Klasifikasi Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Metode Gray Level Coocurent Matrix. *Prosiding SENTIA*, 8(1994), 305–310.
- Lova, C. (2020). *Heboh Daging Babi Serupa Daging Sapi di Bandung, Walkot Bekasi Minta Anak Buahnya Awasi Pedagang*. www.Kompas.Com. <https://megapolitan.kompas.com/read/2020/05/14/10344831/heboh-daging-babi-serupa-daging-sapi-di-bandung-walkot-bekasi-minta-anak>
- Nugroho, P. A., Fenriana, I., & Ariyanto, R. (2020). Implementasi Deep Learning Menggunakan Convolutional Neural Network (Cnn) Pada Ekspresi Manusia. *Algor*, 2(1), 12–21.
- Pangkasidhi, A. K., Palit, H. N., & Tjondrowiguno, A. N. (2021). Aplikasi Pendukung Diagnosis COVID-19 Yang Menganalisis Hasil X-Ray Paru-Paru Dengan Model EfficientNet. *Jurnal Infra*, 9(2)(031), 1–6.
- Sudibyoy, U., Kusumaningrum, D. P., Rachmawanto, E. H., & Sari, C. A. (2018). Optimasi Algoritma Learning Vector Quantization (Lvq) Dalam Pengklasifikasian Citra Daging Sapi Dan Daging Babi Berbasis Glcm Dan Hsv. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro Dan Ilmu Komputer*, 9(1), 1–10. <https://doi.org/10.24176/simet.v9i1.1943>
- Winardi, P., & Setyati, E. (2021). Identifikasi Jenis Daging dengan Menggunakan Algoritma Convolution Neural Network. *Journal of Information System, Graphics, Hospitality and Technology*, 3(02), 82–88. <https://doi.org/10.37823/insight.v3i02.178>
- Yuda Alhafis, G., Jasril, J., Sanjaya, S., Syafria, F., & Budianita, E. (2022). Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Daging Babi Menggunakan Ekstraksi Ciri dan Convolutional Neural Network. *Jurnal Riset Komputer*, 9(3), 2407–389. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i3.4175>
- Yulianti, N. S., Boro Seminar, K., Hermanianto, J., & Wahjuni, S. (2021). Identifikasi Kemurnian Daging Berbasis Analisis Citra Identification Of Meat Purity Based On Image Analysis. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(4), 643–650. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202183307>