

PERBANDINGAN OPTIMIZER, BATCH SIZE DAN EPOCH PADA METODE CONVOLUTION NEURAL NETWORK

Ferry Muhamad Ramadhan¹, Jan Everhard Riwurohi², Hendry Gunawan³

^{1,2} Jurusan Ilmu Komputer Fakultas Teknologi Informasi Universitas Budi Luhur
Jln. Raya Ciledug Petukangan Utara – Jakarta Selatan

¹2111601700@student.budiluhur.ac.id

²yan.everhard@student.budiluhur.ac.id

³ Jurusan Sistem Informasi Fakultas Teknologi Informasi Universitas Serang Raya
Jln. Raya Cilegon Serang – Drangong Kota Serang

³Hendrygunawan@unsera.ac.id

Abstract

Buffalo meat and beef are two types of red meat that are widely consumed by the public. The demand for meat increases every year. However, not all types of meat can be eaten by Indonesians, such as pork, so the price of pork in Indonesia is lower than the price of beef and buffalo. In general, the texture and colour of pork, beef and buffalo are almost the same. In the introduction of meat, it is only done directly from the colour, texture, and fibre of the type of meat. However, meat circulating in the community is often mixed between beef, buffalo meat and pork. Distinguishing beef, buffalo and pork must first recognise the characteristics of each type of meat, because there are limitations to the human sense of sight in distinguishing between them. In the use of technology with the help of digital images to determine the most optimal optimizer, batch size and epoch in meat classification, using the Convolutional Neural Network (CNN) method with NasNetmobil Architecture. The data set used is 3000 images divided into three classes, with a division of 2400 training data images, 300 testing data images, 300 validation data images. The results showed that the Adam optimiser, batch size 62 and epoch 20 produced an accuracy of 99.00% and a loss value of 0.0243.

Keywords: Convolutional Neural Network, Buffalo and Beef Classification,

I. PENDAHULUAN

Daging kerbau dan daging sapi adalah dua jenis daging merah yang banyak dikonsumsi oleh masyarakat. Kebutuhan daging mengalami kenaikan setiap tahunnya. Akan tetapi tidak semua jenis daging dapat dimakan oleh masyarakat Indonesia, seperti daging babi, sehingga harga daging babi di Indonesia lebih rendah dari pada harga daging sapi dan kerbau. Secara umum, tekstur dan warna daging babi, sapi, dan sapi hampir sama. Dalam pengenalan daging hanya dilakukan secara langsung dari warna, tekstur, seratnya jenis dagingnya. Karena ada keterbatasan indra penglihatan manusia dalam membedakannya. Hal tersebut memberikan celah bagi oknum-oknum yang dengan sengaja melakukan kecurangan dan meraih keuntungan untuk mengedarkan daging yang tidak sesuai. Daging yang beredar di tengah masyarakat sering mengalami pencampuran antara daging sapi, daging kerbau dan daging babi. Maka dari itu pemerintah selalu melakukan inspeksi mendadak ke pasar-pasar guna mengetahui daging yang di pasarkan aman untuk masyarakat.

Dalam dua tahun terakhir ditengah masyarakat banyak pemberitaan mengenai campuran daging. Kasus yang

pertama media Kompas DKP Kota bersama Polres Metro Kota, menyita 100 kilogram daging campuran siap edar sebagai barang bukti tersebut dengan campuran 36,6 daging babi dan 63,4 kilogram daging sapi (Wiryono, 2020), selain kasus diatas, pada media merdeka di kota Jakarta juga tak luput dari pemberitaan mengenai campuran daging sapi dan kerbau. Hal ini menjadi masalah bagi masyarakat. Kebanyakan dari mereka membeli daging sapi namun yang diterima daging kerbau (Anisyah, 2021). Dari dua contoh kasus tersebut terbukti adanya praktik kecurangan dalam menjual daging di masyarakat, pencampuran antara daging sapi dengan babi ataupun antara daging sapi dengan daging kerbau ini sudah menyebar di berbagai daerah di indonesia. Hal tersebut sangat meresahkan masyarakat, atas dasar itu sebagai upaya untuk memperoleh perbedaan yang akurat. Maka pada era saat ini, teknologi yang diciptakan dapat membantu kegiatan manusia. Pemanfaatan teknologi harus digunakan sebaik-baiknya. Salah satu cara untuk mengenali daging sapi dengan daging lain menggunakan pengelolaan citra digital atau kamera.

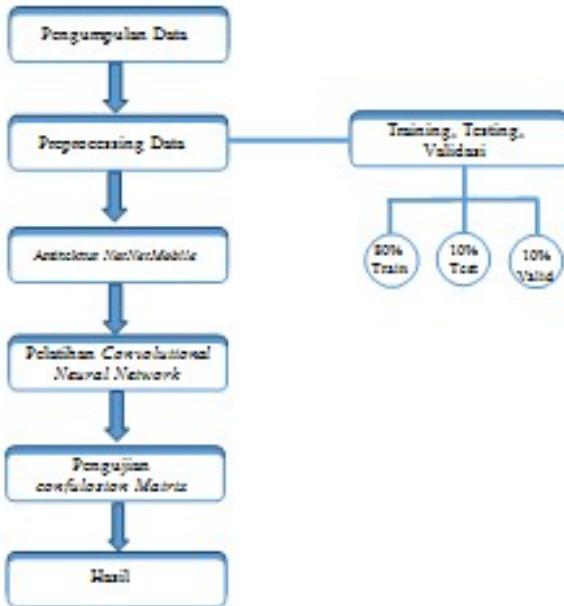
Pada penelitian sebelumnya klasifikasi Perbedaan daging sapi dan daging babi dengan Metode Convolutional Neural Network berbasis web (Laluma et al., 2021).

Penelitian selanjutnya terkait lainnya sebagai landasan pada penelitian ini dilakukan. Penelitian tersebut klasifikasi Citra Daging Sapi dan Daging Babi Menggunakan Ekstraksi Ciri dan Convolutional Neural Network. Total data yang digunakan pada penelitian tersebut sebanyak 300 citra. Penelitian tersebut mendapatkan akurasi tertinggi dengan 95.17% accuracy, 92.72% precision, 95.5% recall, dan 94.09% f1 score (Alhafis et al., 2022).

Berdasarkan permasalahan tersebut, penulis melakukan penelitian menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network. Untuk mebedakan daging sapi, daging kerbau dan babi berdasarkan ekstraksi fitur, berbasis android. Untuk masyarakat tersebut dalam membedakan daging sapi, daging kerbau dan daging babi secara tepat tanpa membutuhkan pengetahuan tentang karakteristik dari daging itu sendiri.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Metode penelitian ini untuk menganalisa perbandingan antara tiga Optimizer, Batch size, epoch dengan menggunakan algoritma Convolutional Neural Network arsitektur NasNetMobile pada klasifikasi daging sapi, babi dan kerbau ada beberapa tahapan pada Gambar 1.



Gambar 1 Tahapan Penelitian

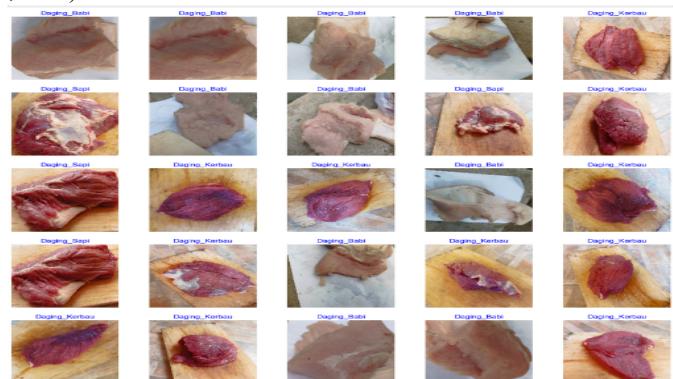
Pada tahap ini adalah melakukan Pengumpulan data, Preprosesing Data, Arsitektur, NasNetMobil, Pelatihan CNN, Evaluasi dan Hasil. Pada Pengumpulan data dengan di ambil menggunakan kamera smartphone dengan resolusi 8 MP. Hasil dari pengumpulan data berjumlah 3000 gamabr yang terdiri dari kelas daging sapi, kerbau dan babi. Pada Tabel 1 menujukan data set daging sapi, kerbau dan babi.

Tabel 1 Data Set

Citra Daging	Jumlah Data	Training	Testing	Validasi
Daging Sapi	1000	800	100	100

Daging Kerbau	1000	800	100	100
Daging Babi	1000	800	100	100
Jumlah	3000	2400	300	300

Pada tahap selanjutnya Preposesing Data dilakukan dengan mengubah ukuran gambar menjadi 128 x128 piksel, sehingga setiap gambar memiliki ukuran yang sama dengan warna RGB. Dataset dibagi menjadi tiga bagian untuk di masukan kedalam klasifikasi model, 80% dari data ini di sebut dengan data pelatihan. 10 % adalah data validasi untuk digunakan memvalidasi 10% adalah pengujian data yang digunakan untuk menguji ketepatan klasifikasi model. (Winnarto dkk.,2022)



Gambar 2 Proses setelah Preposesing

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian terhadap tiga skenario ini menggunakan Arsitektur NasNetMobile dengan menggunakan CNN pada Gambar 3 sequential.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape
NASNet (Functional)	(None, 4, 4, 1056)
conv2d (Conv2D)	(None, 4, 4, 32)
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 2, 2, 32)
dropout (Dropout)	(None, 2, 2, 32)
flatten (Flatten)	(None, 128)
dense (Dense)	(None, 3)

Total params: 4,574,263
Trainable params: 304,547
Non-trainable params: 4,269,716

Gambar 3 Sequential

Untuk skenario 1 menggunakan optimizer adam, RMSprop dan SGD dengan learning rete 0,0001, dengan Batch size 32 dan epoch 10 skenario 2 menggunakan Batch size 32, 62, 128 dan epoch 10. skenario 3 optimizaer adam dengan learning rete 0,0001 dengan Batch size 32, 62, 128 dan epoch 10,20,30 pada Tabel 2.

Tabel 2 Hasil Skenario 1

Arsitektur	Split Data			Optimizer	Batch Size	Epoch	Akurasi
	Train	Validasi	Test				
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	32	10	98,00%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	RMSprop	32	10	97,00%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	SGD	32	10	96,00%

Berdasarkan hasil uji coba pada optimizer akan dipilih berdasarkan nilai akurasi tiga *optimizer Adam, RMSprop dan SGD* yang dihasilkan. Nilai akurasi terbesar menggunakan optimizer Adam. Kemudian nilai terbesar tersebut akan digunakan untuk percobaan selanjutnya yaitu menentukan nilai batch size pada Tabel 3.

Tabel 3 Skenario 2

Arsitektur	Split Data			Optimizer	Batch Size	Epoch	Akurasi
	Train	Validasi	Test				
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	32	10	98,00%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	62	10	98,00%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	12	10	98,00%

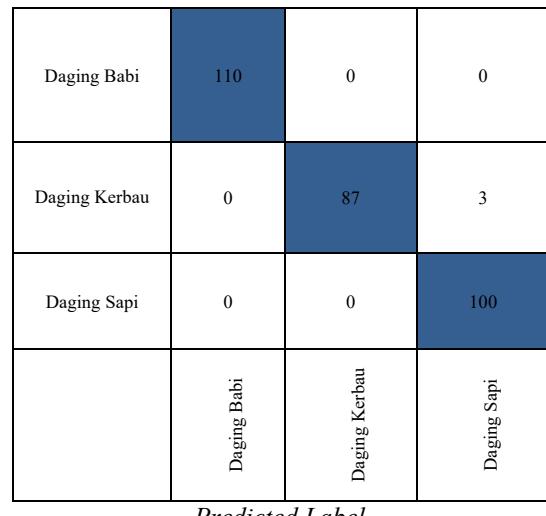
Berdasarkan hasil Uji coba pada nilai *batch size* akan dipilih berdasarkan nilai akurasi terbesar yang dihasilkan. Nilai akurasi terbesar menggunakan *optimizer adam* dan *batch size 32,62* dan *128*. Kemudian nilai terbesar tersebut akan digunakan untuk percobaan untuk menentukan nilai epoch pada Tabel 4.

Tabel 4 Skenario 3

Arsitektur	Split Data			Optimizer	Batch Size	Epoch	Akurasi
	Train	Validasi	Test				
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	32	10	98,00%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	32	20	98,33%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	32	30	98,00%

NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	62	10	98,00%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	62	20	99,00%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	62	30	97,67%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	128	10	98,00%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	128	20	98,67%
NASNetMobile	80 %	10 %	10 %	Adam	128	30	98,00%

Berdasarkan hasil Uji coba pada *Epoch* akan dipilih berdasarkan nilai akurasi terbesar yang dihasilkan. Nilai akurasi terbesar menggunakan nilai *epoch 20*. Berdasarkan hasil percobaan terbaik dari penelitian ini adalah menggunakan pembagian data 80% train, 10 % validasi, 10% test, menggunakan *oprimer "adam"* dengan nilai *batch size "62"* dan jumlah *epoch* adalah 20 yang dapat menghasilkan akurasi 99,00% pada Gambar 4.



Gambar 4 Confusion Matrix pada Optimizer Adam

Berdasarkan pada tabel 4.5 hasil klasifikasi dari model terhadap data test menunjukkan hasil yang baik. Pada kasus ini terdapat 300 citra pengujian diantaranya.

1. 110 gambar daging babi terkласifikasi sebagai daging babi. Total keseluruhan data pada test untuk gambar daging babi adalah 110
2. 87 gambar daging kerbau terkласifikasi sebagai daging kerbau. Dan 3 gambar terkласifikasi sebagai daging sapi. Total keseluruhan data pada test untuk gambar daging babi adalah 90
3. 100 gambar daging sapi terkласifikasi sebagai daging sapi. Total keseluruhan data pada test untuk gambar daging sapi adalah 100

Classification Report:

	precision	recall	f1-score	support
Daging_Babi	1.00	1.00	1.00	110
Daging_Kerbau	1.00	0.97	0.98	90
Daging_Sapi	0.97	1.00	0.99	100
accuracy			0.99	300
macro avg	0.99	0.99	0.99	300
weighted avg	0.99	0.99	0.99	300

Gambar 4 Classifikasi Reort pada Optimizer Adam

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang di lakukan maka di dapatkan sebagai berikut dari hasil arsitektur *NASNetMobile* dengan jumlah data set 3000 data. Komposisi 80 data latih 10 % data validasi 10 % data pengujian dengan jumlah layer satu *Convolusi*, dengan filter 32, *Pandding same*, *kernel size 3*, *relu*, *stride 1*, *maxpooling*, *dropout*, *flatten* dan *dense*. Dengan optimizer *adam batch size 62 epoch 20*. Dari penelitian ini didapatkan Klasifikasi daging babi,sapi dan kerbau menghasilkan nilai akurasi 99,00% dengan nilai *precision* 99% dan nilai *recall* 99%. Nilai yang dihasilkan membuktikan bahwa arsitektur ini baik digunakan untuk klasifikasi daging babi, sapi dan kerbau.

V. SARAN

Dari penelitian yang telah di lakukan terdapat beberapa saran untuk menunjang penelitian ini, Perlu dilakukan pengambilan dataset yang sama agar dataset yang digunakan untuk train dapat mengklasifikasi dengan baik

REFERENSI

- (1) Alhafis, G. Y., Jasril, J., Sanjaya, S., Syafria, F., & Budianita, E. (2022). Klasifikasi Citra Daging Sapi dan Daging Babi Menggunakan Ekstraksi Ciri dan Convolutional Neural Network. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(3), 653. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i3.4175>
- (2) Anisyah, A. F. (2021). Cerita Anggota DPR Temukan Daging Sapi Oplosan Jelang Lebaran 2021. <https://www.merdeka.com/uang/cerita-anggota-dpr-temukan-daging-sapi-oplosan-jelang-lebaran-2021.html>
- (3) Anwar, K. (2016). Pemilihan Fitur Berdasarkan Minimum Overlap Probability (MOP) dalam Mengidentifikasi Daging Sapi dan Daging Babi. 316–327.
- (4) Asmara, R. A., Romario, R., Batubulan, K. S., Rohadi, E., Siradjuddin, I., Ronilaya, F., Ariyanto, R., Rahmad, C., & Rahutomo, F. (2018). Classification of pork and beef meat images using extraction of color and texture feature by Grey Level Co-Occurrence Matrix method. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 434(1), 0–10. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/434/1/012072>
- (5) Darmanto, H. (2019). Pengenalan Spesies Ikan Berdasarkan Kontur Otolith Menggunakan Convolutional Neural Network. *Joined Journal (Journal of Informatics Education)*, 2(1), 41. <https://doi.org/10.31331/joined.v2i1.847>
- (6) 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. *JURIKOM (Jurnal Riset Komputer)*, 9(3), 607. <https://doi.org/10.30865/jurikom.v9i3.4176>
- (7) Ghosh, A., Sufian, A., Sultana, F., Chakrabarti, A., & De, D. (2019). Fundamental concepts of convolutional neural network. In *Intelligent Systems Reference Library* (Vol. 172, Nomor June). https://doi.org/10.1007/978-3-030-32644-9_36
- (8) Hartono, A., Suendri, S., & Harahap, A. M. (2023). Penggunaan Algoritma Extreme Learning Machine Berbasis Android Untuk Mengidentifikasi Daging Sapi dan Babi. *J-SISKO TECH (Jurnal Teknologi Sistem Informasi dan Sistem Komputer TGD)*, 6(1), 127. <https://doi.org/10.53513/jsk.v6i1.7409>
- (9) Kade Bramasta Vikana Putra, I Putu Agung Bayupati, & Dewa Made Sri Arsa. (2021). Klasifikasi Citra Daging Menggunakan Deep Learning dengan Optimisasi Hard Voting. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, 5(4), 656–662. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i4.3247>
- (10) Kapoor, A., Gulli, A., Pal, S., & Chollet, F. (2022). *Deep Learning with TensorFlow and Keras: Build and deploy supervised, unsupervised, deep, and reinforcement learning models*. Packt Publishing. <https://books.google.co.id/books?id=iq6REAAQBAJ>
- (11) Laluma, R. H., Sugiarto, B., Santriyyana, A., Azwar, A. G., Nurwathi, N., & Gunawan, G. (2021). Klasifikasi Perbedaan Daging Sapi Dan Daging Babi Dengan Metode Convolutional Neural Network Berbasis Web. *Infotronik: Jurnal Teknologi Informasi dan Elektronika*, 6(1), 1. <https://doi.org/10.32897/infotronik.2021.6.1.603>
- (12) 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>
- (13) M., N., M., V., & Hemantha, G. (2020). Leaf Classification based on GLCM Texture and SVM. *International Journal of Computer Applications*, 177(35), 18–21. <https://doi.org/10.5120/ijca2020919846>
- (14) Neneng, N., Puspaningrum, A. S., & Aldino, A. A. (2021). Perbandingan Hasil Klasifikasi Jenis Daging Menggunakan Ekstraksi Ciri Tekstur Gray Level Co-occurrence Matrices (GLCM) Dan Local Binary Pattern (LBP). *Smatika Jurnal*, 11(01), 48–52. <https://doi.org/10.32664/smatika.v11i01.572>
- (15) Peryanto, A., Yudhana, A., & Umar, R. (2020). Klasifikasi Citra Menggunakan Convolutional Neural Network dan K Fold Cross Validation. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 4(1), 45–51. <https://doi.org/10.30871/jaic.v4i1.2017>
- (16) Purnomo, T. Y., Yanto, F., Insani, F., Ramadhani, S., & Jasril. (2022). Penerapan Algoritma Random Forest Pada Klasifikasi Daging. *Jurnal Intra Tech*, 6(1).
- (17) Sudibyo, 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>
- (18) Winnarto, M. N., Mailasari, M., & Purnamawati, A. (2022). Klasifikasi Jenis Tumor Otak Menggunakan Arsitektur Mobilenet V2. *Jurnal SIMETRIS*, 13(2), 1–12.
- (19) Wiryono, S. (2020). *Fakta Kasus Daging Oplosan Sapi dan Babi di Tangerang, Kelabui Pembeli dengan Harga Murah*. megapolitan.kompas.com/read/2020/05/19/07120811/fakta-kasus-daging-oplosan-sapi-dan-babi-di-tangerang-kelabui-pembeli?page=all
- (20) Wu, J., Hao, X. C., Xiong, Z. L., & Lei, H. (2019). *Optimasi Hiperparameter untuk Model Pembelajaran Mesin Berdasarkan Optimasi Bayesian*. 17(1), 26–46.
- (21) Yu, T., & Zhu, H. (2020). *Hyper-Parameter Optimization: A Review of Algorithms and Applications*. 1–56. <http://arxiv.org/abs/2003.05689>