

IDENTIFIKASI KEMURNIAN DAGING BERBASIS ANALISIS CITRA

Nilai Susila Yulianti^{*1}, Kudang Boro Seminar², Joko Hermanianto³, Sri Wahjuni⁴

^{1,4}Departemen Ilmu Komputer FMIPA IPB

²Departemen Teknik Mesin & Biosistem FATETA IPB, ³Departemen Ilmu dan Teknologi Pangan FATETA IPB

Email: ¹nila_yulianti@apps.ipb.ac.id, ²seminarkudangboro@apps.ipb.ac.id, ³jokoher@apps.ipb.ac.id,

⁴my_juni04@apps.ipb.ac.id

^{*}Penulis Korespondensi

(Naskah masuk: 24 Februari 2020, diterima untuk diterbitkan: 19 Juli 2021)

Abstrak

Daging sapi merupakan salah satu sumber protein hewani yang diperlukan oleh tubuh. Konsumsi daging sapi per kapita di tahun 2014 sebesar 2,52 kg dan terjadi penurunan pada tahun 2015 sebesar 2,31 kg yaitu 8,33 %. Di tahun 2017, konsumsi daging sapi mengalami kenaikan sebesar 2,70 kg yaitu 16,88 %. Sementara harga rata-rata daging sapi di tahun 2015 sebesar Rp 104 747 per kg dan mengalami kenaikan pada tahun 2016 yaitu 8,41 % sebesar Rp 113 555 per kg. Di tahun 2017 kembali terjadi kenaikan yaitu 2,09 % sebesar 115 932 per kg. Berdasarkan sensus penduduk tahun 2010 mendata jumlah penduduk muslim sebesar 207176162 yaitu 87 % dari total penduduk di Indonesia. Kepastian daging halal sangat penting di negara mayoritas muslim. Metode secara konvensional dengan uji laboratorium untuk mendeteksi daging celeng membutuhkan waktu yang relatif lama, tempat khusus, serta biaya yang relatif mahal. Sementara daging yang diwaspadai dicampur dengan daging babi hutan bisa terjadi di berbagai tempat seperti pasar, retailer serta distributor yang sepatutnya bisa dideteksi seketika di tempat tersebut secara cepat. Oleh karena itu, diperlukan sistem yang mudah, cepat, dan mudah dibawa untuk mendeteksi daging sapi murni (tanpa campuran daging lainnya) dalam penelitian ini adalah daging celeng.

Penelitian ini membahas metode deteksi daging campuran berbasis citra menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) yang dapat dioperasikan di android. Keunggulan metode ini dapat melakukan proses pembelajaran secara mandiri yaitu ekstraksi citra dan klasifikasi. Adapun kemampuan lain yang dimiliki yaitu dapat menangani deformasi gambar seperti rotasi dan skala. Akurasi yang didapatkan dari metode ini yaitu 94 % untuk mendeteksi daging sapi murni, daging celeng murni, dan daging campuran sapi dan celeng. Sementara presisi untuk celeng, campuran dan sapi yaitu 100 %, 90 % dan 95 %. Selain itu, *recall* untuk celeng, campuran dan sapi yaitu 85 %, 95 %, dan 97,5 %. Prototipe sistem deteksi yang dikembangkan telah diimplementasikan pada platform Android dan diuji pada situasi pencahayaan yang masih terkondisikan. Upaya penyempurnaan ke depan adalah menambah fitur sistem pencahayaan khusus/standar dengan kamera khusus yang memiliki cahaya tambahan yang mengatasi keragaman tingkat pencahayaan di tempat terbuka.

Kata kunci: aplikasi android, daging campuran, daging celeng, daging sapi, sistem cerdas.

IDENTIFICATION OF MEAT PURITY BASED ON IMAGE ANALYSIS

Abstract

Beef is one of animal protein source that important for human body. Beef consumption per capita in 2014 was 2.52 kg and it was decreasing in 2015 i.e., 2.31 kg by 8.33 %. In 2017, beef consumption has increased i.e., 2.70 kg by 16.88 %. While The average price of beef at Rp 104 747 per kg in 2015 and went up by 8.41 % at Rp 113 555 per kg in 2016. In 2017, there was an increase by 2.09 % at Rp 115 932 per kg. The increase of beef price average occurred in 2015 amounting to Rp 104 747 per kg and an increase in 2016 that was 8.41% amounting to Rp 113 555 per kg. Based on the population census in 2010 recorded a Muslim population of 207176162 which is 87% of the total population in Indonesia. Halal (lawful) meat certainty is very critical in the muslim majority country. The conventional method with laboratory testing to detect wild boar meat requires a relatively long time, a special place, and a relatively expensive cost. While meat that is mixed with wild boar can happen in various places such as markets, retailers and distributors which can be detected immediately in that place quickly. Therefore, a system that can be easily, quickly and portably used for detecting pure beef (without other mixed meat) in this study is wild boar.

This research discusses image-based mixed meat detection methods using the *Convolutional Neural Network* (CNN) that can be operated on android device. so the proposed computationally method is *Convolutional Neural Network* (CNN). The advantages of this method can do the learning process

independently, object extraction and classification. While the other capabilities that can handle image deformation such as rotation and scale. This method yields an overall accuracy of 94% for detecting pure beef, pure wild boar meat, and mixed beef and wild boar. The obtained precision values for wild boar, mixed meat and beef are by 100 %, 90 % and 95 % respectively. Moreover, the values recall for wild boar, mixed meat and beef are by 85 %, 95 % and 97,5 % respectively. The prototype detection system developed has been implemented on the Android platform and tested in conditioned lighting situation. A future effort to improve is providing special / standard lighting with a special camera that has additional light that can overcome the diversity of levels of exposure in the open areas.

Keywords: android application, mixed meat, wild boar, beef, smart system.

1. PENDAHULUAN

Daging sapi merupakan salah satu sumber protein hewani yang diperlukan oleh tubuh karena mempunyai kandungan zat besi, *selenium*, *zinc*, vitamin B kompleks, dan juga omega 3 (Arsy *et al.*, 2016). Asupan gizi yang cukup dan baik salah satunya berasal daging sapi dapat mengurangi potensi *stunting* yaitu tinggi anak lebih rendah dibandingkan rata-rata tinggi ideal anak seusianya (DEPKES, 2018). Konsumsi daging sapi per kapita per tahun di tahun 2014 sebesar 2,52 kg dan terjadi penurunan pada tahun 2015 sebesar 2,31 kg yaitu 8,33 %. Di tahun 2017, konsumsi daging sapi mengalami kenaikan sebesar 2,70 kg yaitu 16,88 % (BPS, 2017). Pada tahun 2015 harga rata-rata daging sapi sebesar Rp 104 747 per kg dan mengalami peningkatan pada tahun 2016 yaitu 8,41 % sebesar Rp 113 555 per kg. Di tahun 2017 kembali terjadi kenaikan harga yaitu 2,09 % sebesar 115 932 per kg (DJPKH, 2018). Berdasarkan sensus penduduk 2010, jumlah penduduk muslim sebesar 207 176 162 yaitu 87 % dari total penduduk di Indonesia (BPS, 2010). Kepastian daging halal sangat penting di negara mayoritas muslim. Sementara daging yang diwaspadai dicampur dengan daging babi hutan bisa terjadi di berbagai tempat seperti pasar, retailer serta distributor yang sepatutnya bisa dideteksi seketika di tempat tersebut secara cepat. Oleh karena itu, diperlukan sistem yang mudah, cepat, dan mudah dibawa untuk mendeteksi daging sapi murni (tanpa campuran daging lainnya yaitu daging celeng).

Pada penelitian Budianita *et al.*, (2015) dilakukan pengolahan citra untuk membedakan daging sapi dan daging babi berdasarkan warna dan tekstur dengan metode *Hue Saturation Value* (HSV) dan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) kemudian diklasifikasi menggunakan metode *K-Nearest Neighbour* yang didapatkan akurasi sebesar 88,75 % tanpa *background* dan 73,4 % dengan *background*. Pendeteksian berdasarkan tekstur dilakukan oleh Neneng *et al.*, (2016) dengan metode *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM) dan *Support Vector Machine* (SVM) dihasilkan akurasi sebesar 87,5 %. Handayani (2017) meneliti daging sapi, daging babi dan daging oplosan berdasarkan tekstur dengan metode *gabor* dan *Probabilistic Neural Networks* (PNN) diperoleh akurasi sebesar 57,14 %. Metode *Histogram* dan *K-Means* digunakan oleh Himawan dan Wiratama

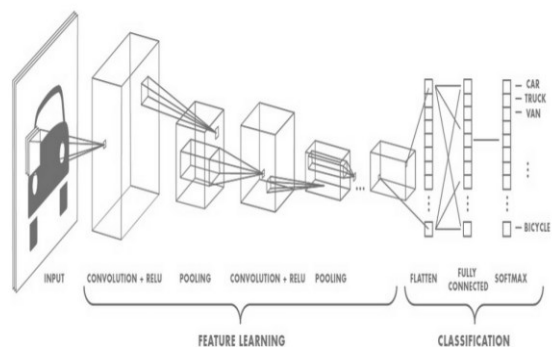
(2018) untuk membedakan daging sapi dan daging babi berdasarkan tekstur didapatkan akurasi sebesar 65 %.

Metode secara konvensional dengan uji laboratorium untuk mendeteksi daging celeng membutuhkan waktu yang relatif lama dan biaya yang cukup mahal sehingga diusulkan metode secara komputasi dengan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengenali daging melalui citra. Keunggulan metode ini mampu melakukan ekstraksi citra dan klasifikasi dengan proses pembelajaran secara mandiri Arrofiqoh dan Harintaka (2018) selain itu juga dapat menangani deformasi gambar seperti translasi, rotasi dan skala (Zufar dan Setiyono, 2016). Untuk memudahkan penggunaan bagi masyarakat umum maka dibuat *prototype* aplikasi berbasis android. Pada masa depan diharapkan penelitian ini dapat memudahkan konsumen untuk mengenali daging yang akan dibeli terutama konsumen yang beragama muslim agar terhindar dari daging oplosan yang dijual di pasaran.

2. METODE PENELITIAN

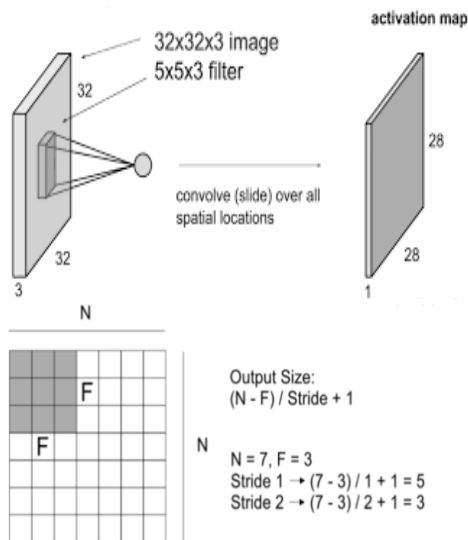
2.1 Convolutional Neural Network (CNN)

Menurut Santoso dan Ariyanto (2018) *Convolutional Neural Network* adalah salah satu jenis *neural network* yang digunakan dalam pengolahan data *image*. *Convolutional* adalah matriks yang memiliki fungsi melakukan *filter* pada proses *training*. Proses *training* terdiri dari 3 tahapan yaitu *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer* yang ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Proses Convolutional Neural Network (Santoso dan Ariyanto, 2018)

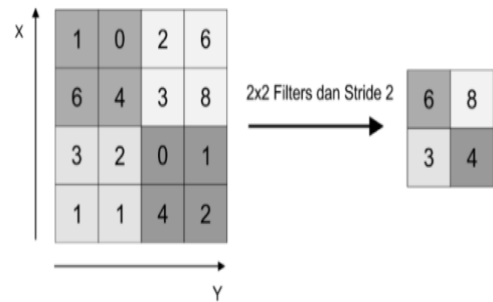
Convolutional Layer adalah lapisan untuk mengkonversi setiap *filter* ke seluruh bagian data masukan dan menghasilkan *activation map* atau *feature map 2D*. Tiap lapisan memiliki parameter yang dapat diubah, yaitu *filter* dan *stride*. Pada *filter* memiliki panjang, tinggi, dan tebal (*depth*). Sementara untuk *stride*, semakin kecil *stride* maka akan semakin detail informasi yang didapatkan dari *input*, namun membutuhkan komputasi yang lebih besar dibandingkan dengan *stride* yang lebih besar. Sebagai contoh pada Gambar 2, citra *input* berukuran 32 x 32 x 3 piksel. Sedangkan *filter* yang digunakan berukuran 5 x 5 x 3 piksel. Proses *filter* menghasilkan *activation map* berukuran 28 x 28 x 1 piksel. Setelah proses *filter*, kemudian dilakukan proses *stride* (penggeseran *filter*) secara vertikal dan horizontal sebanyak 1 atau 2 *stride*.



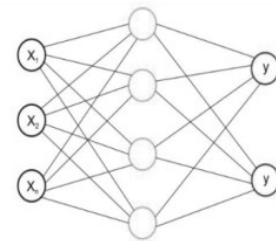
Gambar 2. Convolutional Layer (Santoso dan Ariyanto, 2018)

Pooling Layer adalah tahap setelah *convolutional layer* yang setiap penggeseran ditentukan oleh jumlah *stride* pada seluruh area *feature map* atau *activation map*. Penerapan *pooling layer* bertujuan untuk mengurangi dimensi dari *feature map* sehingga mempercepat komputasi dan mengatasi *overfitting* (kondisi hampir semua data telah melalui proses *training* untuk mencapai persentase yang baik, tetapi yang terjadi ketidaksesuaian pada proses prediksi). Sebagai contoh, pada Gambar 3, menggunakan *max pooling* yaitu mencari nilai terbesar di antara matrik 2 x 2 dan penggeseran *filter* (*stride*) yaitu 2 piksel.

Fully Connected Layer adalah *feature map* dari *pooling layer* berbentuk multidimensional array yang melalui proses *flatten* atau *reshape*. Proses *flatten* menghasilkan sebuah *vector* yang digunakan sebagai *input* yang ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 3. Pooling Layer (Santoso dan Ariyanto, 2018)



Keterangan :

x = Input Layer

o = Fully Connected Layer

y = Output Layer

Gambar 4. Fully Connected Layer (Santoso dan Ariyanto, 2018)

2.2 Library Keras

Menurut Pangestu dan Bunyamin (2018) Keras adalah *high level neural network API* yang dapat dijalankan pada *framework-machine learning* seperti tensorflow, CNTK, atau theano yang ditulis dalam bahasa *python* dan menyediakan API yang mempermudah *user* dalam membangun arsitektur ANN (*Artificial Neural Network*). Selain itu, Keras juga menyediakan Keras *Application* yang merupakan *deep learning models* yang dijalankan bersama dengan *pre-trained weights* dimana model-model tersebut dapat digunakan untuk memprediksi dan melakukan *feature extraction* atau *fine-tuning*.

2.3 Tensorflow

Menurut Pangestu dan Bunyamin (2018) Tensorflow adalah *framework machine learning* yang bekerja dalam skala besar dan mempunyai *environment* yang *heterogeneous* yang digunakan untuk melakukan eksperimen model *deep learning*, melatih model pada *dataset* yang berukuran besar dan juga mendukung *training* dan *inference* berskala besar dengan menggunakan ratusan *server* yang menggunakan GPU (*Graphic Processing Unit*). Penelitian ini menggunakan Tensorflow sebagai *backend framework* untuk Keras.

2.4 Confusion Matrix

Menurut Liu (2008) *Confusion matrix* adalah suatu metode klasifikasi yang berisi informasi tentang hasil actual dan hasil prediksi. Kelas yang diminati disebut kelas positif sedangkan kelas negative digabung menjadi satu kelas negatif. Tabel *confusion matrix* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. *Confusion Matrix*

	Classified positive	Classified negative
Actual positive	TP	FN
Actual negative	FP	TN

Keterangan tabel *Confusion Matrix* di atas :

- True Positives (TP)* adalah jumlah klasifikasi contoh positif yang benar
- False Positives (FP)* adalah jumlah klasifikasi contoh negatif yang salah
- False Negatives (FN)* adalah jumlah klasifikasi contoh positif yang salah
- True Negatives (TN)* adalah jumlah klasifikasi contoh negatif yang benar

Akurasi dihitung dengan persamaan 1 sebagai berikut : (Cichosz, 2015).

$$\text{akurasi} = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (1)$$

Presisi dan *recall* dihitung dengan persamaan 2 dan 3 sebagai berikut : (Liu, 2008).

$$\text{presisi} = TP / (TP + FP) \quad (2)$$

$$\text{recall} = TP / (TP + FN) \quad (3)$$

Menurut Chichosz (2015) akurasi adalah rasio sampel yang diklasifikasikan dengan benar untuk semua sampel. Sementara pada presisi adalah rasio sampel dengan benar diklasifikasikan sebagai positif terhadap semua sampel yang diklasifikasikan sebagai positif dan *recall* adalah sampel yang diklasifikasikan benar positif. dan *recall* untuk menunjukkan jumlah data yang diklasifikasikan secara benar.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

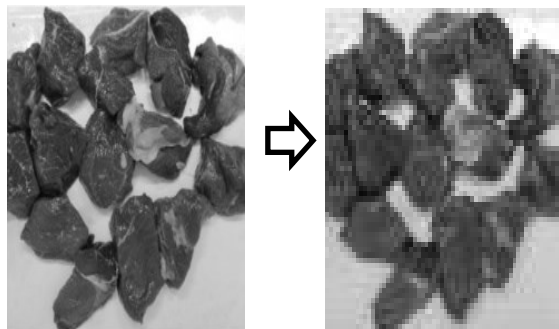
3.1 Akuisisi Data

Akuisisi dilakukan dengan mencampur daging menggunakan 3 ember yaitu ember pertama untuk mengaduk daging sapi, ember kedua untuk mengaduk daging celeng, dan ember yang ketiga untuk mengaduk campuran daging sapi dengan daging celeng. Pengambilan citra dari kamera *smartphone* dengan ukuran piksel 3120 x 3120 yang menghasilkan gambar sebanyak 500 citra, kemudian membagi data menjadi 2 yaitu data *training* sebanyak 80 % dan data *testing* sebanyak 20 % yang mendapatkan 400 citra untuk data *training* dan 100 citra untuk data *testing*.

3.2 Membangun Model CNN

3.2.1 Praproses Data

Setelah dilakukan tahap akuisisi, praproses citra dilakukan dengan tujuan untuk mempercepat waktu pengolahan citra. Praproses data daging dengan mengubah ukuran citra dari 3120 x 3120 piksel menjadi 64 x 64 piksel. Citra yang digunakan masih mempunyai *background* dan belum dilakukan proses *cropping*. Hasil praproses seperti pada Gambar 5.



Gambar 5. Hasil Praproses Data

3.2.2 Pemilihan Parameter Model CNN

Sebelum dilakukan pemilihan parameter data *training* untuk membangun model CNN ada tiga tahapan proses yaitu *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully connected layer*. Tahapan pertama, *convolutional layer* digunakan *feature map* dengan *filter* panjang, tinggi, dan tebal (*depth*) yaitu 3 x 3 x 3 dengan penggeseran *filter* (*stride*) sebanyak 1 piksel. Tahapan kedua, *pooling layer* mencari nilai terbesar (*max pooling*) pada matrik berukuran 2 x 2 dan *stride* yang digunakan yaitu 2 piksel. Tahapan ketiga, *fully connected layer* dilakukan *flatten* dengan 128 *hidden layer*.

3.2.3 Pemilihan Parameter Data Training

Data *training* yang digunakan sebanyak 400 citra. Parameter yang akan diamati berdasarkan *learning rate* dan *epoch*. Pembagian data *training* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Pembagian Data Training

Kelas	Jumlah Gambar
Celeng	80
Campuran	160
Sapi	160
Total Gambar	400

Pada penelitian Liu (2018) *k-fold* merupakan metode untuk mempartisi data yang tersedia menjadi k subset dengan ukuran yang sama. Setiap subset digunakan sebagai set pengujian dan sisa himpunan

k-1 digabungkan sebagai set pelatihan untuk mempelajari pengklasifikasi. Kinerja model pada penelitian ini dievaluasi menggunakan 10 *fold* yang membagi data sampel secara acak dan mengelompokkan data sebanyak 10 *fold*, kemudian salah satu kelompok 10 *fold* akan dijadikan data uji dan sisa kelompok lainnya dijadikan data latih (Sianturi *et al.*, 2018). Pelatihan menggunakan *learning rate* 0.01, 0.05, 0.1, 0.25, 0.5 dengan iterasi 30 dan *image size* 64 mendapatkan model CNN dengan akurasi terbaik pada *learning rate* 0.01 yang menghasilkan akurasi rata-rata sebesar 99,75 %. Evaluasi dan hasil prediksi model dapat dilihat pada Tabel 3 dan 4.

Tabel 3. Evaluasi Model

Epoch : 30 dan Image Size : 64					
K	Learning Rate				
	0.01	0.05	0.1	0.25	0.5
1	97,5%	90%	97%	97%	95%
2	100%	100%	100%	100%	100%
3	100%	100%	100%	100%	100%
4	100%	100%	100%	100%	100%
5	100%	100%	100%	100%	100%
6	100%	100%	100%	100%	100%
7	100%	100%	100%	100%	100%
8	100%	100%	100%	100%	100%
9	100%	100%	100%	100%	100%
10	100%	100%	100%	100%	100%
Akurasi rata-rata	99,75%	99%	99,7%	99,7%	99,5%

Tabel 4. Hasil Prediksi Model dengan *Confusion Matrix*

Aktual	Prediksi		
	Celeng	Campuran	Sapi
Celeng	80	0	0
Campuran	0	160	0
Sapi	0	0	160

Tabel 5. Akurasi, Presisi dan *Recall* Data *Training*

	Kelas		
	Celeng	Campuran	Sapi
Akurasi	100 %		
Presisi	100 %		
Recall	100 %		

Akurasi yang didapatkan dari data *training* yaitu sebesar 100 % dibuktikan dengan tabel *confusion matrix* bahwa model dapat membaca gambar secara tepat sesuai jumlah data tiap kelas. Presisi celeng, campuran dan sapi yang didapatkan sebesar 100 %

ini membuktikan bahwa tidak ada kelas bukan celeng diprediksikan sebagai celeng sedangkan presisi campuran membuktikan bahwa tidak ada kelas bukan campuran diprediksikan sebagai campuran dan presisi sapi membuktikan bahwa tidak ada kelas bukan sapi diprediksikan sebagai sapi. Pada *recall* celeng, campuran dan sapi yang didapatkan sebesar 100 % ini membuktikan bahwa tidak ada kelas celeng diprediksikan sebagai bukan celeng. Sedangkan *recall* campuran membuktikan bahwa tidak ada kelas campuran diprediksikan sebagai bukan campuran dan presisi sapi membuktikan bahwa tidak ada kelas sapi diprediksikan sebagai bukan sapi.

3.2.4 Validasi Parameter Model CNN

Parameter Model CNN terbaik yang didapatkan pada *image size* 64, *learning rate* (LR) 0.01 dan 30 iterasi, selanjutnya akan dilakukan validasi pada data *testing* sebanyak 100 citra dan pengujian akurasi model menggunakan *confusion matrix*. Pengujian ini menghasilkan akurasi sebesar 94 %. Pembagian data *testing* dan hasil prediksi data *testing* dapat dilihat pada Tabel 6 dan 7.

Tabel 6. Pembagian Data *Testing*

Kelas	Jumlah Gambar
Celeng	20
Campuran	40
Sapi	40
Total Gambar	100

Tabel 7. Hasil Prediksi Data *Testing* dengan *Confusion Matrix*

Aktual	Prediksi		
	Celeng	Campuran	Sapi
Celeng	17	3	0
Campuran	0	38	2
Sapi	0	1	39

Tabel 8. Akurasi, Presisi dan *Recall* Data *Testing*

	Kelas		
	Celeng	Campuran	Sapi
Akurasi	94 %		
Presisi	100 %	90 %	95 %
Recall	85 %	95 %	97,5 %

Akurasi yang dihasilkan dari data *testing* yaitu sebesar 94 % yang dibuktikan dengan Tabel 8 dan dihitung dengan persamaan (1) bahwa masih ada kesalahan prediksi yaitu data sebenarnya atau data aktual diprediksi tidak sesuai pada kelasnya. Presisi dihitung dengan persamaan (2), untuk presisi celeng didapatkan sebesar 100 % bahwa tidak ada kelas bukan celeng diprediksikan sebagai celeng. Sedangkan presisi campuran didapatkan sebesar 90

% yang mana masih ada 4 data kelas bukan campuran diprediksikan sebagai campuran dan presisi sapi didapatkan sebesar 95 % yang mana masih ada 1 data kelas bukan sapi diprediksikan sebagai sapi. *Recall* dihitung dengan persamaan (3), *recall* celeng didapatkan sebesar 85 % yang mana masih ada 3 data kelas celeng diprediksikan sebagai bukan celeng. Sedangkan *recall* campuran didapatkan sebesar 95 % yang mana masih ada 2 data kelas campuran diprediksikan sebagai bukan campuran dan *recall* sapi didapatkan sebesar 97,5 % yang mana masih ada 1 data kelas sapi diprediksikan sebagai bukan sapi. Suatu model dapat dikatakan baik jika hasil akurasi, presisi dan *recall* memiliki nilai yang tinggi, akan tetapi jika salah satu parameter rendah maka akan menimbulkan bias atau kesalahan dari suatu nilai. Akurasi, presisi dan *recall* diukur dengan *confusion matrix* yang menunjukkan hasil prediksi memiliki tingkat kesalahan yang rendah dan ini artinya model yang dihasilkan mempunyai konsistensi dalam melakukan klasifikasi gambar.

3.3 Implementasi

Model CNN yang sudah dibuat diimplementasikan pada *smartphone* android dengan menggunakan IDE Android Studio. Aplikasi ini menggunakan jaringan server IPB yang sebelumnya sudah diinstal XAMPP, Python, OpenCV, Numpy dan Keras. Pada tahap selanjutnya, untuk memasukkan model ke dalam server diperlukan *software* WinSCP agar terkoneksi jaringan secara lokal IPB. Setelah model diupload dilakukan *setting* server agar model yang dimasukkan dapat aktif untuk digunakan. Aplikasi ini memiliki tiga menu utama yaitu cek galeri, ambil foto dan prediksi daging. Menu cek galeri digunakan untuk mengambil gambar daging dari galeri *smartphone*, untuk menu ambil foto untuk menangkap objek daging secara langsung dari kamera *smartphone*, dan pada menu prediksi daging untuk mengenali objek daging yang sudah ditangkap oleh kamera.

3.4 Pengujian Aplikasi

Pengujian aplikasi dilakukan dengan *black box*, hal ini bertujuan untuk mengurangi jumlah uji coba yang membutuhkan eksekusi tanpa mengurangi ruang lingkup pengujian (Homes, 2019). Ada tiga menu yang diuji yaitu ambil foto, cek galeri dan prediksi daging, hasil pengujian pada Tabel 9 menunjukkan bahwa *output* sesuai dengan yang diharapkan. Selain itu, pengujian daging dengan aplikasi Android menggunakan citra dari data *testing* yang menunjukkan bahwa hasil prediksi sesuai dengan label pada daging. Hasil prediksi dapat dilihat pada Gambar 6.

Tabel 9. Pengujian Aplikasi dengan *Black Box*

Nama Pengujian	Bentuk Pengujian	Hasil yang Diharapkan	Hasil Pengujian
Menu Ambil Foto	Menekan Tombol Ambil Foto	Membuka Kamera	Berhasil
Menu Cek Galeri	Menekan Tombol Cek Galeri	Membuka Galeri Foto	Berhasil
Menu Prediksi Daging	Menekan Tombol Prediksi Daging	Muncul Pesan Gambar Kosong ! Mohon Masukkan Gambar Melalui Tombol “Cek Galeri” atau “Ambil Foto”	Berhasil



Gambar 6. Hasil Pengujian Daging

3.5 Evaluasi

Pada tanggal 11 Desember 2019, peneliti bekerjasama dengan LPPOM MUI Bogor untuk melakukan tes *Pork Detection Kit* (PDK), yang menggunakan sampel daging dalam kondisi segar dari Pasar Anyar Bogor. Hasil tes didapatkan pada tanggal 30 desember 2019 dengan nomor sertifikat No. AS42/LAB/LPPOM MUI/XII/2019 bahwa tidak terdeteksi babi hutan. Sebelumnya dilakukan pengujian aplikasi dan hasil prediksi aplikasi adalah sapi maka dapat disimpulkan bahwa hasil prediksi aplikasi sudah tepat. Perlakuan atau kondisi untuk pengambilan gambar sangat mempengaruhi hasil prediksi untuk itu pada tahap akuisisi data perlu memperhatikan warna *background* dan cara melakukan pemotongan daging agar dapat diprediksi secara tepat. Hasil prediksi daging dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7. Hasil Prediksi Aplikasi

4. KESIMPULAN

Penelitian ini menghasilkan akurasi pada data *training* sebesar 100 % dan akurasi pada data *testing* sebesar 94 % dengan presisi untuk celeng sebesar 100 %, presisi untuk campuran sebesar 90 % dan presisi untuk sapi sebesar 95 % sedangkan *recall* yang didapatkan untuk celeng sebesar 85 %, *recall* untuk campuran sebesar 95 % dan *recall* untuk sapi sebesar 97,5 %, dapat disimpulkan CNN mampu mengidentifikasi daging sapi murni tanpa campuran daging celeng.

UCAPAN TERIMA KASIH

Banyak pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan penelitian ini. Penulis mengucapkan terima kasih kepada LPPOM MUI yang telah membantu dalam pengujian sampel daging. Ucapan terima kasih juga penulis berikan kepada Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi yang telah memberikan Beasiswa PasTi kepada penulis selama menempuh studi S2 di IPB.

DAFTAR PUSTAKA

- ARROFIQOH EN, HARINTAKA. 2018. Implementasi Metode Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tanaman Pada Citra Resolusi Tinggi. Jurnal Geomatika, [e-journal] 24(2). Tersedia melalui: <<http://jurnal.big.go.id/index.php/GM/article/view/810/810>> [Diakses 11 April 2020]
- ARSY L, NURHAYATI OD, MARTONO TK. 2016. Aplikasi Pengolahan Citra Digital Meat Detection Dengan Metode Segmentasi K-Mean Clustering Berbasis OpenCV Dan Eclipse. Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer, [e-journal] 4(2). Tersedia melalui: <<https://jtsiskom.undip.ac.id/index.php/jtsiskom/article/view/12719/12335>> [Diakses 11 April 2020]
- BPMSPH. 2018. Cara Pintar Pilih Pangan Asal Hewan. [ebook]. Balai Pengujian Mutu dan Sertifikasi Produk Hewan. Tersedia melalui: <<http://bpmsph.org/download/buku-pintar/>> [Diakses 4 Maret 2019]
- BPS. 2010. Hasil Sensus Penduduk 2010. Badan Pusat Statistik, [online] Tersedia di: <<https://sp2010.bps.go.id/>> [Diakses 4 Februari 2020]
- BPS. 2017. Kajian Konsumsi Bahan Pokok 2017. Badan Pusat Statistik, [online] Tersedia di: <<https://bps.go.id/>> [Diakses 12 Maret 2020]
- BUDIANITA E, JASRIL, HANDAYANI L. 2015. Implementasi Pengolahan Citra dan Klasifikasi K-Nearest Neighbour untuk Membangun Aplikasi Pembeda Daging Sapi dan Babi. Jurnal Sains, Teknologi, dan Industri, [e-journal] 12(2). Tersedia melalui: <<http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/sitekin/article/view/1005/1009>> [Diakses 11 April 2020]
- CICHOSZ P. 2015. Data Mining Algorithms, [online] Tersedia di <<https://www.wiley.com/en-us/Data+Mining+Algorithms%3A+Explained+Using+R-p-9781118950807>> [Diakses 11 April 2020]
- DEPKES. 2018. Ini Penyebab Stunting pada Anak. Departemen Kesehatan, [online] Tersedia di: <<http://www.depkes.go.id/article/view/18052800006/ini-penyebab-stunting-pada-anak.html>> [Diakses 24 Mei 2018]
- DJPN. 2018. Statistik Peternakan dan Kesehatan Hewan 2018. Direktorat Jenderal Peternakan dan Kesehatan Hewan, [online] Tersedia di: <[http://ditjenpkh.pertanian.go.id/userfiles/File/Buku Statistik 2018 - Final ebook.pdf?time=1543210844103](http://ditjenpkh.pertanian.go.id/userfiles/File/Buku%20Statistik%202018-Final%20ebook.pdf?time=1543210844103)> [Diakses 27 Januari 2019]
- GODIL A, BOSTELMAN R, SHACKLEFORD W, HONG T, SHNEIER M. 2014. Performance Metrics for Evaluating Object and Human Detection and Tracking Systems. NISTIR 7972 National Institute of Standards and Technology Gaithersburg MD USA. [online] Tersedia di: <<https://www.nist.gov/publications/performance-metrics-evaluating-object-and-human-detection-and-tracking-systems>> [Diakses 11 April 2020]
- HANDAYANI L. 2017. Analisa Metode Gabor dan Probabilistic Neural Network untuk Klasifikasi Citra. Jurnal Sains, Teknologi, dan Industri, [e-journal] 14(2). Tersedia melalui: <<http://ejournal.uin-suska.ac.id/index.php/sitekin/article/view/3707/pdf>> [Diakses 11 April 2020]
- He Y, ZENG H, FAN Y, JI S, WU J. 2019. Application of Deep Learning in Integrated Pest Management : a Real-Time System for Detection and Diagnosis of Oilseed Rape Pests. Mobile Information System. [online] Tersedia di: <

- <https://www.hindawi.com/journals/misy/2019/4570808/> [Diakses 11 April 2020]
- HIMAWAN H, WIRATAMA W. 2018. Different Types of Beef and Pork Using Histogram Texture and K-Means Clustering Method. *Journal of Applied Intelligent System*, [e-journal] 3(1). Tersedia melalui: <http://publikasi.dinus.ac.id/index.php/jais/article/view/1892/1323> [Diakses 11 April 2020]
- HOMES B. 2012. *Fundamentals of Software Testing*, [online] Tersedia di <https://www.wiley.com/enus/Fundamentals+of+Software+Testing-p-9781848213241> [Diakses 11 April 2020]
- LIU B. 2008. *Web Data Mining: Exploring, Hyperlinks, Contents, and Usage Data*, [online] Tersedia di <https://www.springer.com/gp/book/9783642194597> [Diakses 11 April 2020]
- NENENG, ADI K, ISNANTO RR. 2016. Support Vector Machine Untuk Klasifikasi Citra Jenis Daging Berdasarkan Tekstur Menggunakan Ekstraksi Ciri Gray Level Co-Occurrence Matrices (GLCM). *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, [e-journal] 6(1). Tersedia melalui: <https://ejournal.undip.ac.id/index.php/jsinbis/article/view/10510/pdf> [Diakses 11 April 2020]
- PANGESTU MA, BUNYAMIN H. 2018. Analisis Performa dan Pengembangan Sistem Deteksi Ras Anjing pada Gambar dengan Menggunakan Pre-Trained CNN Model. *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, [e-journal] 4(2). Tersedia melalui: <https://journal.maranatha.edu/index.php/jutisi/article/view/1501/1172> [Diakses 11 April 2020]
- SANTOSO A, ARIYANTO G. 2018. Implementasi Deep Learning Berbasis Keras Untuk Pengenalan Wajah. *Jurnal Emitor*, [e-journal] 18(1). Tersedia melalui: <http://journals.ums.ac.id/index.php/emitor/article/view/6235/3901> [Diakses 11 April 2020]
- SASONGKO TB. 2016. Komparasi dan Analisis Kinerja Model Algoritma SVM dan PSO –SVM (Studi Kasus Klasifikasi Jalur Minat SMA). *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, [e-journal] 2(2). Tersedia melalui: <http://jutisi.maranatha.edu/index.php/jutisi/article/view/476/424> [Diakses 11 April 2020]
- SIANTURI TA, FURQON MT, INDRIATI. 2018. Penerapan Algoritme Fuzzy K-Nearest Neighbour Pada Pengklasifikasian Penyakit Kejiwaan Skizofrenia. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, [e-journal] 2(10), Tersedia melalui: <http://j-ptiik.ub.ac.id/index.php/j-ptiik/article/view/2646/990> [Diakses 11 April 2020]
- ZUFAR M, SETIYONO B. 2016. Convolutional Neural Networks untuk Pengenalan Wajah Secara Real-Time. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, [e-journal] 5(2). Tersedia melalui: <http://repository.its.ac.id/72552/> [Diakses 11 April 2020]