

Studi Pengembangan Sistem Pengenalan Individu Sapi Ternak dari Citra *Muzzle* Berbasis Model *MobilenetV2*

Study on the Development of Cattle Individual Recognition System from Muzzle Images Based on MobileNetV2 Model

Giri Wahyu Wiriasto*, Misbahuddin, A. Sjamjiar Rachman, M. Syamsu Iqbal, Djul Fikry Budiman, L. Syamsul Irfan, Bagi Hartawan

Jurusan Teknik Elektro, Universitas Mataram
Jl. Majapahit 62, Mataram, Lombok NTB, INDONESIA
Email: giriwahyuwiriasto@unram.ac.id

**Penulis Korespondensi*

Abstract In the context of cattle farming, individual identification of cattle is performed using number tags attached to the ears of the cattle, and this is considered quite efficient. However, field observations reveal limitations of this technique, particularly in terms of data redundancy and issues with validating new data registrations. Potential errors can also occur when the identity number tags of cattle are swapped at the farm or at the livestock market. Therefore, an intelligent biometric identification system that is naturally inherent to each individual cattle is needed, such as using muzzle images of each cattle, similar to the way human fingerprints are used as unique data. In this study, we collected and published primary cattle muzzle data as training and testing datasets in a cloud repository on *zenodo*. We also implemented the use of muzzle image data with a *convolutional neural network* algorithm in *tensorFlow* library as a further development step. The recognition implementation using the *mobileNetV2* architecture resulted in an accuracy rate of 83% for 30 individual cattle classes out of a total of 210 primary datasets divided into training and testing data.

Key words: Individual cattle recognition, convolutional neural network, mobileNetV2, cattle muzzle, muzzle biometric image

I. PENDAHULUAN

Identifikasi hewan ternak, khususnya sapi, memiliki berbagai manfaat dan tujuan penting dalam pengelolaan lingkungan peternakan. Pertama, identifikasi hewan dapat membantu peternak memantau perkembangan pertumbuhan hewan dengan lebih baik. Kedua, identifikasi hewan dapat membantu peternak memantau kesehatan dan produksi hewan dengan lebih baik, sehingga dapat memberikan perawatan dan manajemen yang sesuai. Ketiga, identifikasi hewan juga penting dalam pemantauan reproduksi hewan, yang dapat membantu peternak mengidentifikasi hewan yang sedang birahi dan siap dikawinkan dengan hewan jantan yang sesuai. Keempat, identifikasi hewan ternak juga penting dalam manajemen inventaris, sehingga peternak pada khususnya dapat

menghitung dengan lebih akurat berapa banyak hewan yang dimilikinya dan dapat mengelola inventaris dengan lebih efektif. Kelima, Inventarisasi dalam bentuk sensus hewan ternak sapi bagi stakeholders memiliki peran penting karena data hasil sensus dapat digunakan untuk mengidentifikasi dan memahami pola produksi hewan ternak sapi di suatu wilayah.

Data sensus dapat memberikan informasi tentang populasi ternak sapi, jumlah ternak yang dipelihara oleh peternak, jenis kelamin, umur, dan kondisi kesehatan ternak. Data ini memungkinkan digunakan untuk membantu stakeholders dalam merencanakan kebijakan pembangunan pertanian, seperti program pengembangan peternakan, program pemuliaan sapi dan program pemenuhan kebutuhan daging sapi. Selain itu, sensus hewan ternak sapi juga memiliki peran penting dalam pengendalian penyakit hewan. Data hasil sensus dapat digunakan untuk mengidentifikasi daerah yang memiliki risiko tinggi terhadap penyakit hewan tertentu, sehingga pemerintah dapat melakukan tindakan pencegahan dan pengendalian penyakit.

Teknik identifikasi hewan ternak telah berkembang seiring waktu, dari teknik yang sederhana hingga teknik modern yang sangat akurat. Identifikasi visual, seperti pengamatan corak bulu atau bentuk tanduk hewan, digunakan secara tradisional untuk mengidentifikasi individu hewan. Teknik identifikasi tato atau cincin telinga juga umum digunakan pada hewan ternak untuk tujuan identifikasi. Dalam era modern, teknologi identifikasi hewan ternak semakin maju, diantaranya termasuk penggunaan microchip dan identifikasi deoxyribonucleic-acid atau asam deoksiribonukleat (DNA).

II. TINJAUAN PUSTAKA

Teknik pengenalan berbasis citra, identifikasi menggunakan citra iris mata, juga digunakan dalam identifikasi hewan. Selain itu, identifikasi biometrik *muzzle* atau moncong pada sapi telah dikembangkan

dengan menggunakan algoritma *deep learning* [1], yang melibatkan pengambilan citra bagian hidung dan mulut hewan dan analisis pola dan karakteristik unik dari bagian tersebut untuk mengidentifikasi individu sapi. Pada penelitian berjudul "*Skema Identifikasi Sapi yang Kokoh Menggunakan Citra Muzzle Print*" telah dikembangkan sistem identifikasi sapi berdasarkan citra *muzzle* sapi dengan menggunakan Fitur Invarian Lokal [2]. Mereka menggunakan skema transformasi fitur invarian Skala (SIFT) untuk mendeteksi titik-titik dalam pencocokan citra. Untuk identifikasi, mereka menggunakan algoritma konsensus sampel acak (RANSAC) yang digabungkan dengan keluaran SIFT untuk menghilangkan titik-titik *outlier* dan menciptakan sistem yang *robust*. Studi ini mencapai tingkat akurasi sebesar 93,3% [2][15].

Dalam penelitian yang berjudul "*Segmentasi Citra Muzzle Sapi Menggunakan Teknik Penggabungan Wilayah Statistik*", dikembangkan sistem identifikasi sapi untuk membantu dalam memperoleh, mencatat, dan mengorganisasi informasi sapi selama proses pencatatan [3]. Metode pengenalannya memanfaatkan biometrik sapi yang terdapat pada *muzzle* sapi menggunakan teknik pengolahan citra digital. Penelitian ini menggunakan metode penggabungan wilayah statistik (SRM) yang bertujuan untuk mengidentifikasi pola-pola khusus pada *muzzle* sapi dengan memisahkan pola *fore-ground* dari informasi latar belakang yang tidak diperlukan. Studi ini menghasilkan nilai presisi dan *recall* mencapai 87% dan nilai ROC sebesar 0,976 [3].

Penelitian lainnya yang berjudul "*Sistem Klasifikasi Cetak Muzzle Sapi Otomatis Menggunakan Mesin Vector Dukungan Multikelas*", dimana pada penelitian tersebut dikembangkan sistem klasifikasi berdasarkan *muzzle* sapi menggunakan algoritma mesin vector dukungan multikelas (MSVMs). Sistem MSVMs terdiri dari tiga tahap: pra-pemrosesan, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Penelitian ini mencapai tingkat akurasi sebesar 96% [4].

Dalam penelitian yang berjudul "*Kerangka Kerja Pembelajaran Mendalam untuk Pengenalan Sapi Menggunakan Pola Citra Titik Muzzle*" dijelaskan pengembangan sistem identifikasi sapi menggunakan citra *muzzle* sapi dengan pendekatan pembelajaran mendalam. Mereka menggunakan algoritma *convolutional neural network* (CNN) dalam penelitian mereka. Studi ini memperoleh tingkat akurasi sebesar 98,99% [5]. Setiap teknik identifikasi memiliki kelebihan dan kekurangan masing-masing dan harus dipilih sesuai dengan kebutuhan peternakan dan hewan yang akan diidentifikasi. Pada

paper ini telah diteliti studi pengenalan individu sapi ternak berdasarkan data citra biometrik *muzzle* menggunakan metode *convolutional neural network* dengan arsitektur *mobileNetV2*.

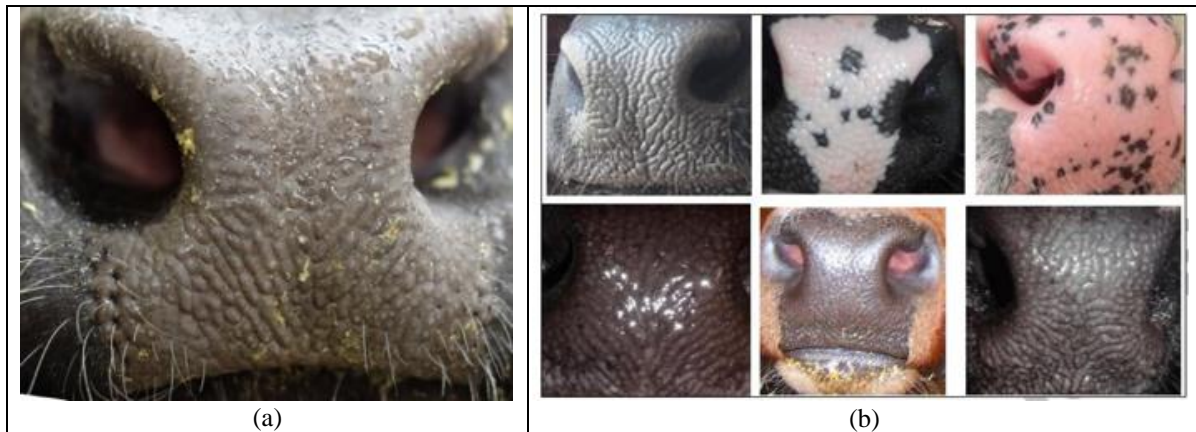
Dalam praktik peternakan sapi kekinian, metode yang sudah umum digunakan untuk mengidentifikasi individu sapi adalah dengan memberikan label tag-nomor pada telinga sapi. Metode ini dianggap cukup ekonomis untuk melacak setiap sapi di peternakan. Tag-nomor pada telinga sapi digunakan untuk memantau kesehatan dan produktivitas sapi, serta untuk membantu dalam pengaturan program pemotongan sapi. Walaupun metode ini masih digunakan, Namun Teknik ini disebutkan tidaklah terlalu berhasil [7] karena tag-nomor pada telinga sapi bisa hilang, tertukar, atau memudar. Selain risiko kehilangan dan mudarnya tag-nomor, sistem identifikasi dengan cara ini juga rentan terhadap kesalahan pengurutan atau pertukaran tag pada telinga sapi. Kesalahan semacam ini dapat terjadi akibat kesalahan dalam pencatatan nomor pada telinga sapi atau dalam pemasangan tag nomor baru pada telinga sapi.

Kesalahan ini bisa menyebabkan potensi redundansi data dalam mengidentifikasi sapi dan dapat mengganggu operasi pengelolaan peternakan secara digital. Alasan pertama adalah karena label tersebut bisa hilang. Label tersebut juga pada akhirnya bisa rusak, dan telinga akan secara bertahap menjadi rusak akibat penggunaan jangka panjang [7].

Moncong atau *muzzle* pada sapi adalah ciri khas yang unik pada setiap individu sapi, dengan pola yang berbeda-beda, serupa dengan sidik jari manusia yang digunakan juga sebagai data biometrik sebagai identitas tambahan individu. Oleh karena itu, identifikasi sapi bisa dilakukan dengan memperhatikan pola *ridges* dan *beads* moncong sapi [7]. Namun, ini merupakan tugas yang sulit karena memerlukan tingkat ketelitian yang sangat tinggi untuk membedakan moncong sapi secara manual tanpa alat bantu.

III. METODE PENELITIAN

Biometrik pada sapi terletak pada hidung atau moncong (*muzzle*) sapi. Citra biometrik *muzzle* sapi menunjukkan terdapat pola bintik (*badges*)-lembah (*ridges*) yang tampak berpola dan berbeda antar individu sapi berdasarkan penelitian sebelumnya [7]. Hal ini mirip seperti sidik-jari pada manusia yang digunakan sebagai data unik setiap individu manusia.

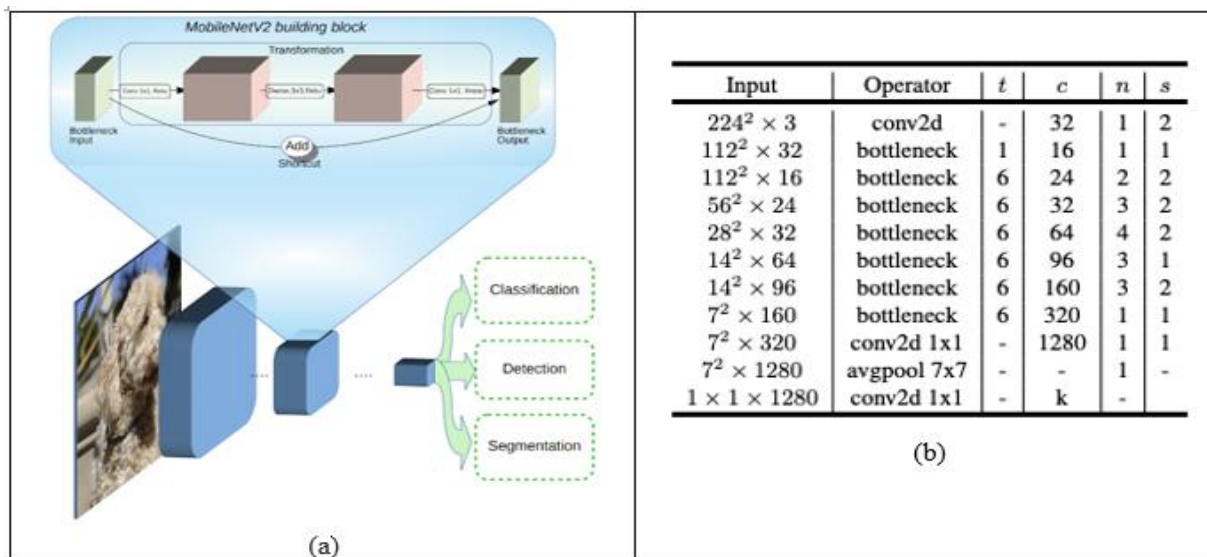


Gambar 1(a) Muzzle individu sapi [1]. (b) Muzzle individu sapi berbagai jenis individu sapi [5]

Berikut pada gambar 1(a) merupakan sampling data, dan (b) dataset berisi gambar pola titik moncong dalam bentuk berbagai kovariat, seperti pencahayaan yang rendah, kualitas gambar yang buruk, variasi pose akibat dinamika tubuh, dan gambar pergerakan kepala citra *muzzle* individu sapi. Pada penelitian ini telah diproduksi data primer dan digunakan dataset citra *muzzle* yang dibagi menjadi dataset latihan sebanyak 150 citra dan dataset uji sebanyak 60 citra [14].

Gambar Model Arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN). Gambar arsitektur *mobilenetV2* [16] merupakan sebuah model arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang khusus untuk perangkat *mobile* dengan sumberdaya terbatas untuk menyeimbangkan akurasi dan efisiensi komputasi. Model ini menggunakan konsep *Depthwise Separable Convolution* yang menggabungkan

operasi konvolusi dan *depthwise convolution* secara terpisah untuk mengurangi jumlah parameter dan operasi yang diperlukan untuk memproses citra [12]. Hal ini membuat *mobilenetV2* lebih cepat dan lebih efisien daripada model arsitektur lainnya yang lebih besar dan kompleks. *MobileNetV2* masih menggunakan *depthwise* dan *pointwise convolution*. Arsitektur *MobileNetV2* terdiri dari beberapa blok yang terdiri dari konvolusi standar, *depthwise convolution*, dan *bottleneck layer* yang dilengkapi dengan *residual connection*. *Residual connection* memungkinkan sinyal melompati beberapa lapisan dan membantu mempercepat pelatihan serta meningkatkan akurasi model. Arsitektur *mobilenetV2* juga dilengkapi dengan fungsi pengaktifan linear dan *batch normalization* yang meningkatkan kecepatan pelatihan dan kestabilan model. Arsitektur *mobileNetV2* mengandung lapisan konvolusi penuh awal dengan 32 filter, diikuti oleh 19 lapisan *bottleneck residual*.



Gambar 2(a)(b). Arsitektur *mobilenetV2* [12]. (b) Setiap baris terdiri dari ‘1’ atau lebih lapisan yang identik (modulo langkah), diulangi sebanyak *n*-kali. Semua lapisan dalam urutan yang sama memiliki jumlah ‘*c*’ saluran keluar yang sama. Lapisan pertama dari setiap urutan memiliki langkah ‘*s*’ dan yang lainnya menggunakan langkah ‘1’. Semua konvolusi spasial menggunakan kernel ‘3x3’.

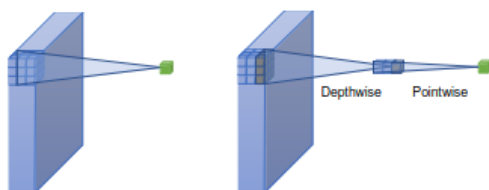
A. Depthwise Separable Convolution

Depthwise Separable Convolution (DSC) merupakan teknik operasi konvolusi pada jaringan syaraf tiruan yang terdiri dari dua tahap: konvolusi *depthwise* dan konvolusi *pointwise*. Pada tahap pertama, filter hanya bergerak pada setiap channel input dan menghasilkan *feature map* atau peta ciri pada setiap channel secara terpisah. Selanjutnya pada tahap *pointwise*, operasi konvolusi dilakukan untuk menggabungkan *feature map* yang dihasilkan pada tahap *depthwise* dengan *kernel pointwise*.

DSC memungkinkan ekstraksi fitur yang lebih efisien dan efektif karena menggunakan parameter yang lebih sedikit dan kecepatan yang lebih cepat daripada konvolusi konvensional. Ilustrasi dari perbandingan konvolusi konvensional dan *depthwise separable convolution* dapat dilihat pada gambar [9]. Salah satu aplikasi dari DSC adalah pada pengembangan arsitektur jaringan syaraf tiruan untuk pengenalan citra. Sebagai contoh, *Xception* adalah arsitektur yang menggunakan DSC dengan performa yang sangat baik pada tugas-tugas pengenalan citra. Selain itu, arsitektur *mobileNet* dan *mobileNetV2* juga menggunakan DSC untuk meningkatkan efisiensi jaringan syaraf tiruan pada perangkat *mobile*.

B. Linear Bottleneck

Linear bottleneck adalah sebuah konsep pada arsitektur jaringan syaraf tiruan yang menggunakan *layer bottleneck* dengan ukuran kernel '1x1'. *Layer bottleneck* bertujuan untuk mengekstrak fitur dengan cara mengurangi dimensi channel yang ada. Dalam konsep *linear bottleneck*, *layer bottleneck* tidak dilengkapi dengan *non-linear activation function* sehingga hanya menjalankan operasi linier. Penggunaan *layer bottleneck* ini dapat mengurangi jumlah parameter dalam model dan mempercepat proses pelatihan [9][10].



Gambar 3. Konvolusi konvensional dan *depthwise separable convolution* [9].

Konsep *linear bottleneck* diperkenalkan dalam penelitian [10]. Mereka mengusulkan arsitektur *resNet* yang menggunakan *linear bottleneck* sebagai alternatif dari *bottleneck* dengan *activation function ReLU* yang umum digunakan pada *resNet* sebelumnya. Hasil eksperimen pada berbagai dataset menunjukkan bahwa *resNet* dengan *linear bottleneck* memiliki performa yang setara atau bahkan lebih baik dari *resNet* dengan *bottleneck ReLU*, namun dengan jumlah parameter yang lebih sedikit dan waktu pelatihan yang lebih cepat.

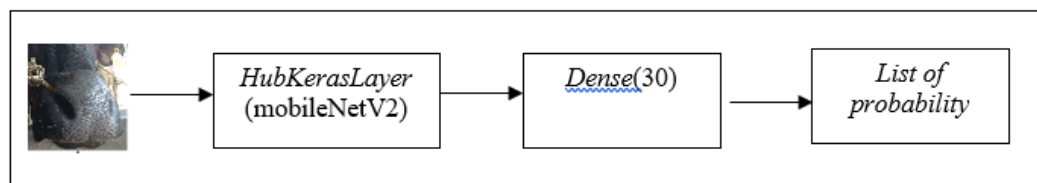
C. Inverted Residuals

Inverted residuals merupakan konsep pada *mobileNetV2* yang bertujuan untuk mengurangi jumlah parameter dan meningkatkan kecepatan komputasi dengan tetap mempertahankan akurasi. Konsep ini mengubah struktur *residual block* pada model sebelumnya dengan cara mengurangi jumlah filter pada layer pertama sehingga hanya berukuran '1x1', dilanjutkan dengan konvolusi *depthwise* '3x3', dan diakhiri dengan penambahan (addition) dan konvolusi *pointwise* '1x1'. Hal ini memungkinkan pengurangan dimensi pada *feature map* dan meningkatkan efisiensi komputasi dengan mengurangi jumlah parameter dan menghindari *overfitting* [12].

IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Citra dataset [14] yang dipilih masuk kedalam model melalui proses seperti gambar 4 citra memasuki group layer '*HubKerasLayer*' yang merupakan *library* dari model *mobileNetV2* dari *hub-tensorflow* [8][13] yang digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri terhadap citra. Hasil ekstraksi ciri kemudian masuk ke layer '*Dense*' yang memiliki output sejumlah 30 kelas yang merepresentasikan jumlah label untuk melakukan prediksi terhadap data hasil proses sebelumnya.

Hasil dari prediksi berupa '*list*' dari '*category*'. Setiap kelas dalam output model diwakili oleh sebuah *category*. *List* kemudian diurutkan berdasarkan skor *confidence_factor* prediksinya dari yang bernilai tertinggi sampai yang terendah.



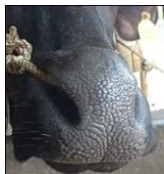




Gambar 4. Tahapan proses prediksi menggunakan *library tensorflow*






A. Pengujian Sistem

Pada tahap ini dilakukan pengujian berdasarkan dataset yang yang dilatih sebelumnya. Pengujian dilakukan menggunakan data uji yang belum pernah dilatih pada model. Data uji yang disediakan sebanyak 60 citra, dengan setiap kelas atau label memiliki data uji sebanyak 2 citra. Hasil dari pengujian berupa skor *confidence_factor* dari

model dalam melakukan identifikasi terhadap individu sapi. Pada sistem dipasangkan *threshold* sebesar 0.5 sebagai pembatas keputusan sistem ketika menentukan individu sapi dikenali atau tidak. Berikut ini pada tabel 1 merupakan tabel hasil pengujian dataset uji menggunakan model *mobileNetV2* yang telah dilakukan pelatihan dataset latih sebelumnya.

Tabel 1. Hasil pengujian citra dataset dengan model *mobileNetV2*

No	Citra dataset uji kelas aktual	Identitas kelas prediksi	Skor <i>confidence_factor</i>
1	 Sapi_a	<i>Sapi_a</i>	0.46465802
2	 Sapi_a	<i>Sapi_a</i>	0.7380718
3	 Sapi_b	<i>Sapi_b</i>	0.6027357
4	 Sapi_b	<i>Sapi_r</i>	0.4943808
5	 Sapi_c	<i>Sapi_c</i>	0.7820205

6	 Sapi_c	Sapi_c	0.888613
7	 Sapi_d	Sapi_d	0.681057
8	 Sapi_d	Sapi_d	0.5030962
9	 Sapi_e	Sapi_e	0.83661306
10	 Sapi_e	Sapi_e	0.8308533

Pada Tabel 1 ditampilkan hasil pengujian model yang terdiri dari sampling citra dataset, label sebenarnya dari data, label prediksi dari data dan skor *confidence* dari model. Data yang ditampilkan pada tabel berjumlah 10 data, untuk data lengkap hasil pengujian model dapat ditemukan pada lampiran.

B. Confussion Matrix

Confusion matrix merupakan konsep dari pembelajaran mesin yang berisi informasi tentang klasifikasi aktual dan yang diprediksi oleh sistem klasifikasi [6][11]. *Confusion matrix* memiliki dua dimensi, satu dimensi diindeks oleh kelas aktual suatu objek, dan dimensi lainnya diindeks

oleh kelas yang diprediksi oleh pengklasifikasi. Berikut ini tabel 2 *Confussion matrix* dari hasil klasifikasi berdasarkan data pengujian.

Tabel 2. *Confussion matrix* pengujian model

Prediksi \ Aktual	Dikenal	Tidak dikenal
Dikenal	True Positive (TP = 50)	False Positive (FP = 9)
Tidak dikenal	False Negative (FN = 1)	True Negative (TN = 0)

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan untuk setiap data uji dengan *threshold* sebesar 0.5, maka akurasi pengujian yang dapat diperoleh adalah dengan menjumlahkan data uji yang dapat dikenali dibagi dengan total keseluruhan data pengujian sesuai dengan rumus. Maka akurasi identifikasi sapi pada data uji menggunakan model adalah:

$$\begin{aligned} \text{akurasi} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} ; \\ &= \frac{50 + 0}{50 + 0 + 9 + 1} ; \\ &= \frac{50}{60} ; = 0.83 ; \\ &= 83\% \end{aligned}$$

Presisi dari identifikasi sapi pada data uji menggunakan model seperti dihitung menggunakan rumus adalah:

$$\begin{aligned} \text{Presisi} &= \frac{TP}{TP + FP} ; \text{presisi} = \frac{50}{50 + 9} ; = \frac{50}{59} ; = 0.84 ; \\ &= 84\% \end{aligned}$$

Recall dari identifikasi pada data uji menggunakan model seperti dihitung menggunakan rumus adalah:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} ; = \frac{50}{50 + 1} ; = \frac{50}{51} ; = 0.98 ; = 98\%$$

F1-score dari identifikasi pada sapi_a menggunakan model seperti dihitung menggunakan rumus adalah:

$$\begin{aligned} F1 - \text{Score} &= 2 * \frac{\text{Presisi} * \text{Recall}}{\text{Presisi} + \text{Recall}} ; = 2 * \frac{0.84 * 0.98}{0.84 + 0.98} ; \\ &= 2 * \frac{0.82}{1.82} ; = 0.90 \end{aligned}$$

Dari data-data diatas dapat diambil kesimpulan bahwa identifikasi pada data uji memiliki hasil dengan akurasi sebesar 83%, *Precision* sebesar 84%, *Recall* sebesar 98% dan *F1-score* sebesar 90%.

V. KESIMPULAN

Kesimpulan yang dapat diambil berdasarkan hasil pengujian pada aplikasi identifikasi sapi berdasarkan citra *muzzle* sapi berbasis android adalah sebagai berikut: (1) Sistem dapat melakukan pengenalan individu sapi dengan nilai akurasi model dari 150 dataset *training* dan dataset uji sejumlah 60 citra diperoleh sebesar 83%. (2) Hasil dari pengujian model pada sistem dengan menggunakan 60 dataset citra uji didapatkan pula nilai presisi sebesar 84%, nilai *recall* sebesar 98% dan *F1-Score* sebesar 90%.

REFERENCES

- [1] Li, G, Erickson, G. E, & Xiong, Y, "Individual Beef Cattle Identification Using Muzzle Images and Deep Learning Techniques," *Animals*, 12(11), 1453. MDPI AG, 2022, <http://dx.doi.org/10.3390/ani12111453>
- [2] Awad, A. I, Zawbaa, H. M, Mahmoud, H. A, Nabi, E. H. H. A, Fayed, R. H., & Hassanien, A. E. "A robust cattle identification scheme using muzzle print images," In 2013 Federated conference on computer science and information systems (pp. 529-534). IEEE, Sept. 2013.
- [3] Gatc, J, "Image Segmentation of Cattle Muzzle Using Region Merging Statistical Technic," *ComTech: Computer, Mathematics and Engineering Applications*, 6(4), 555-568, 2015, <https://doi.org/10.21512/comtech.v6i4.2189>
- [4] Mahmoud. H. A, & Hadad, H. M. R. E. "Automatic cattle muzzle print classification system using multiclass support vector machine. *International Journal of Image Mining*," 1(1), 126-140, 2015, <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:61218417>
- [5] Kumar, S., Pandey, A., Satwik, K. S. R., Kumar, S., Singh, S. K., Singh, A. K., & Mohan, A. "Deep learning framework for recognition of cattle using muzzle print image pattern. *Measurement*," 116, 1-17, 2018, <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2017.10.064>
- [6] Deng, X., Liu, Q., Deng, Y. dan Mahadevan, S. "An Improved Method to Construct Basic Probability Assignment Based on the Confusion Matrix for Classification Problem. *Information Sciences*," pp. 250-261, ISSN 0020-0255, 2016, <https://doi.org/10.1016/j.ins.2016.01.033>
- [7] Noviyanto, A & Arymurthy, AM. "Beef cattle identification based on muzzle pattern using a matching refinement technique in the SIFT method', *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 99, pp. 77-84, 2013, <https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.09.002>
- [8] Géron, A. "Hands-on *machine learning* with scikit-learn and tensorflow: Concepts, Tools, and Techniques to build intelligent systems," O'Reilly Media, Inc. Sebastopol, 2017.
- [9] Guo, Y., Li, Y., Wang, L., & Rosing, T. "Depthwise convolution is all you need for learning multiple visual domains," In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (Vol. 33, No. 01, pp. 8368-8375), Jul.2019, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.00927>
- [10] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten and K. Q. Weinberger, "Densely Connected Convolutional Networks," 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 2017, pp. 2261-2269, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1608.06993>
- [11] Kohavi. R and Provost. F, "Glossary of terms. *Machine Learning—Special Issue on Applications of Machine Learning and the Knowledge Discovery Process*," *Machine Learning*, 30, 271-274, 1998, <https://doi.org/10.1023/A:1017181826899>
- [12] Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. "Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks," In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 4510-4520), 2018, <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00474>
- [13] TensorFlow. "TensorFlow Lite," (Online). <https://www.tensorflow.org/lite/guide> (access Sept, 25' 2022)
- [14] Giri Wahyu Wiriasto, Bagi Hartawan dan I Made Budi Sukmadana, "Muzzle Cow New Dataset". Zenodo, May, 2023, <https://doi.org/10.5281/zenodo.7988559>

- [15] R. W. Bello, D. A. Olubummo, Z. Seiyaboh, O. C. Enuma, A. Z. Talib, and A. S. A. Mohamed, "Cattle identification: the history of nose prints approach in brief," *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, vol. 594, no. 1, p. 012026, Dec. 2020, <https://doi.org/10.1088/1755-1315/594/1/012026>
- [16] A. G. Howard *et al.*, "MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications." arXiv, Apr. 16, 2017. Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1704.0486>